

Avaliação Diagnóstica Fuzzy no Educ-MAS GA

Raquel C. S. de Sousa, Guido Luz Percú¹, Paulo E. D. Pinto¹, Orlando Bernardo Filho², Vera M. B. Werneck¹

¹ Programa de Ciências Computacionais, IME/UERJ

² Departamento de Engenharia de Sistemas e Computação, FEN/UERJ
raquelcupolillo@yahoo.com.br, {guidopercu, orlandob}@gmail.com,
{pauloedp, vera}@ime.uerj.br

Abstract. This paper presents the Educ-MAS GA fuzzy logic application. This learning environment integrates Intelligent Tutoring Systems and Multiagent Systems theory concepts. In this work, Fuzzy Logic was applied in order to keep the information dynamically, as well as representing the agents' intelligent feature to target personalized learning through a fuzzy inference system of the student behavior analysis and its cognitive characteristics mapped during the Educ-MAS GA using performed by a fuzzy inference system.

Resumo. Este artigo descreve a aplicação da Lógica Fuzzy no Educ-MAS GA. Este ambiente de aprendizagem integra conceitos das teorias de Sistemas Tutores Inteligentes e Sistemas Multiagentes. Neste trabalho, a Lógica Fuzzy foi empregada para manter as informações dinamicamente, assim como para representar o caráter inteligente dos agentes para direcionar a aprendizagem personalizada a partir da análise através de um sistema de inferência fuzzy do comportamento do aluno e de suas características cognitivas mapeadas durante o uso do Educ-MAS GA.

Keywords: Lógica Fuzzy, Ambientes de Aprendizagem, Sistemas Tutores Inteligentes, Sistemas Multiagentes.

1 Introdução

A utilização de computadores para fins educacionais começou com os sistemas CAI (*Computer Aided Instruction*). A fundamentação teórica era comportamentalista e esses sistemas se caracterizavam pela instrução programada. Por não serem capazes de se adaptarem ao perfil do usuário, eles implementavam ações idênticas para qualquer aluno que os acessasse. Assim, surgem os Sistemas Tutores Inteligentes (STI) com objetivo de desenvolver um ambiente de ensino-aprendizagem adaptável ao aluno [22].

A tecnologia de agentes tem sido aplicada, nos últimos anos, como abordagem para o desenvolvimento de sistemas complexos. Em relação ao processo de ensino-aprendizagem, as necessidades individuais do aluno foram atendidas de maneira mais efetiva e o emprego de agentes, nos Sistemas Tutores Inteligentes (STI), tem como

propósito gerar maior qualidade e flexibilidade, tanto do ponto de vista do aluno quanto do professor [20].

Com a evolução dos sistemas, uma sociedade de agentes, denominada Sistema Multiagentes (SMA), que é um ramo da Inteligência Artificial Distribuída (IAD) [18], passa a ser utilizada no lugar do paradigma modular dos STI, composto por quatro modelos fundamentais: Pedagógico, Especialista, Aluno e Interface [8], [20]. O SMA trabalha de forma cooperativa, ocupando o “pano de fundo” da estrutura do ambiente educacional. Os agentes facilitam a construção da arquitetura dos sistemas tutores e a comunicação entre os módulos [2]

Neste contexto, foi proposto o Ambiente Educacional Multiagentes Educ-MAS [3] e [7] que partiu da arquitetura clássica dos STI, sendo modelado em MaSE [4], uma metodologia orientada a agentes. Na instanciação do Educ-MAS para a área de Geometria Analítica é definido o Educ-MAS GA. As propostas anteriores do Educ-MAS, por serem genéricas, não especificavam o modelo do aluno e nem as estratégias de ensino adotadas. Além disso, até então, apenas os requisitos iniciais haviam sido modelados e nenhuma implementação havia sido feita. Na especificação do Educ-MAS GA [23] foram identificados itens que precisavam ser revistos na modelagem anterior para melhor detalhar o sistema e viabilizar sua implementação. Para tanto, os requisitos foram reestabelecidos, um novo agente e alguns cenários foram inseridos, além de algumas metas e dos demais agentes que foram redefinidos.

O objetivo deste trabalho é apresentar como a Lógica Fuzzy foi utilizada ao longo de todo o processo de construção do conhecimento. Assim, descrevemos a fase de modelagem que contou com a participação de especialistas na elaboração das regras e de implementação sem deixar em segundo plano a abordagem pedagógica do Educ-MAS GA, pois sua finalidade é oferecer aprendizagem personalizada. Portanto, torna-se um fator importante, neste contexto, a possibilidade do sistema poder alterar seu comportamento com base no histórico de ações e nas propriedades cognitivas. Isso implica na alteração da estratégia de ensino. Para promover a adaptação do sistema ao perfil do aluno, desenvolver interfaces capazes de reconhecer seus objetivos e promover as adaptações necessárias para atendê-los, foram inseridos conceitos de Modelagem do Usuário [16] com a utilização de técnicas de aquisição direta e indireta de informações. A representação do modelo do usuário foi feita através de estereótipos, e a Lógica Fuzzy [1], [24] foi empregada na definição do nível inicial de aprendizado e como técnica de manutenção do modelo do aluno, por se tratar de uma aplicação que exige um tratamento dinâmico da informação.

Para viabilizar a construção do Educ-MAS GA foi necessária a elaboração de planos de aula na área da Geometria Analítica, associando os conteúdos às respectivas atividades e questões, além da definição do conhecimento heurístico para apresentação dos conceitos nos diferentes níveis considerados. A partir desse conhecimento, foi desenvolvido um protótipo utilizando Java [10] para gerar toda a interface e Jadex [9], que é um ambiente baseado em Java, para implementar os agentes. O Jadex é compatível com o padrão FIPA [6] utilizado como protocolo de comunicação entre os agentes e permite desenvolvê-los baseando-se em metas segundo a arquitetura BDI (*belief-desire-intention*) [27], [24]. A avaliação do aluno foi implementada em *MathLab* [13]

para apresentar o comportamento da estrutura fuzzy e discutir sua aplicação. Atualmente uma nova versão da avaliação do aluno está sendo implementada em Java [10] para ser integrada ao Educ-MAS GA.

A seguir, explicamos o conteúdo deste trabalho. A primeira seção é composta por esta introdução. Na seção 2, apresentamos a contextualização que justifica o uso desta teoria e a descrição das diferentes etapas que fizeram parte da modelagem fuzzy do Educ-MAS GA. Na última seção são apresentadas as considerações finais e as etapas futuras.

2 Desenvolvimento

A Lógica Fuzzy (LF) é uma ferramenta com capacidade de absorver informações vagas, descritas geralmente em linguagem semelhante à natural e dar uma nova abordagem no formato numérico, facilitando a manipulação computacional. O fato de, em muitos casos, não quisermos tratar o sistema que está sendo analisado de forma precisa por simplicidade, justifica o uso do termo fuzzy, cuja tradução aproximada significa difuso ou nebuloso [17]. Com o objetivo de lidar com níveis de incerteza e ambiguidade de forma matemática, Zadeh [28] desenvolveu a Teoria dos Conjuntos Fuzzy ou Nebulosos. A LF é uma aplicação dos Conjuntos Fuzzy, em que estes representam os conceitos vagos expressos na linguagem natural, de acordo com o contexto no qual são inseridos [29].

2.1 Lógica Fuzzy na Educação

Ao avaliarmos um aluno, muitas vezes consideramos apenas o resultado final. Como devemos atribuir nota a um aluno que acertou apenas questões simples e a outro que acertou menos que o primeiro, porém resolveu os exercícios de nível mais elevado? E se um aluno encontrar dificuldade em resolver as questões relacionadas ao raciocínio central de determinado conteúdo, e conseguir desenvolver os itens que abordam assuntos secundários? Caso dois alunos obtenham o mesmo resultado em um teste e um aluno resolva os exercícios mais rápido que outro, este tempo de execução deve ser descartado?

Responder a essas perguntas nos leva a lidar com os conceitos de ambiguidade, incerteza e imprecisão que surgem como fatores que influenciam na resolução desses problemas. Isto significa incorporar características do pensamento humano para lidar com tais questões [11], [14].

Modelar os conceitos gerados pela necessidade de incluir novos parâmetros na avaliação torna-se muito difícil quando é preciso empregar o auxílio matemático/computacional. É, praticamente inalcançável, caso desejássemos por estes critérios em prática em uma sala de aula [14].

O uso de LF é proposto no contexto da Educação para que a análise do perfil do aluno possa flexibilizar a categorização do processo de ensino-aprendizagem do mesmo. Piva Jr. *et al.* [19] propuseram um mecanismo que facilitava o processo de avaliação dos alunos, procurando por episódios similares ocorridos com outros alunos

em situações anteriores, carregando através do SMA, as informações do perfil do estudante e direcionando-o ao módulo de aprendizagem mais conveniente, de acordo com regras definidas por meio de técnicas de LF. A movimentação fica registrada podendo ser acessada pelo professor para acompanhar a turma de um modo geral.

Vahldick, Santiago e Raabe [24] exemplificaram os resultados do uso da LF em Ambientes Inteligentes de Aprendizagem (AIA), detalhando os pontos onde a mesma pode ser incorporada no ciclo de desenvolvimento dos AIA. Esta pesquisa, buscou na implementação de agentes Belief-Desire-Intention (BDI), a possibilidade de modelar o conhecimento baseado em estados mentais, aproximando-se do raciocínio humano.

A pesquisa de Mateus *et al.* [12] trabalha a idéia da implementação de agentes BDI para análise do desempenho dos estudantes por intermédio de técnicas de LF, que permitem expressar as crenças sobre o nível de conhecimento do estudante. A arquitetura BDI construída objetivou ser adaptável a qualquer Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA).

A intenção é gerar resultados ao professor com o intuito de beneficiar o processo como um todo. Para isso, o SMA deve carregar as informações do perfil do aluno e o direcioná-lo ao módulo de aprendizagem mais conveniente. Todo esse movimento deve ser registrado e verificado pelo professor, para que o mesmo possa acompanhar a turma de um modo geral. Além disso, o comportamento do sistema deve ser adaptado ao perfil do aluno de acordo com regras que são definidas por meio da utilização das técnicas de LF. De modo que, dinamicamente, o aluno seja orientado a estudar o módulo mais adequado ao seu nível cognitivo [12].

2.2 Educ-MAS GA

O Educ-MAS GA é uma evolução do Educ-MAS modelado em [7], sua estrutura assemelha-se à de um AVA (Ambiente Virtual de Aprendizagem), que refletem as habilidades do sistema. A arquitetura foi representada por modelos, onde cada um define, pelo menos, um agente. Na proposta inicial foram definidos cinco agentes reativos: (i) Administrador, (ii) Coordenador, (iii) Tutor, (iv) Especialista e (v) Gerenciador de Banco de Dados (BD), [7]. O Agente Especialista foi especificado através de um modelo de regras de produção com um mecanismo onde as requisições dos outros agentes utilizam um blackboard (região de memória comum), sendo atendidas pela correspondência com as regras contidas na base de conhecimento.

Atualmente, o Educ-MAS GA é composto ao todo por seis agentes. O *Agente Administrador* realiza as funções custodiais, relacionadas à segurança dos *logs* e de atendimento ao aluno. O *Agente Coordenador* seleciona a estratégia educacional, tendo uma visão mais ampla do andamento do aprendizado. O *Agente Gerenciador de Banco de Dados* é responsável por atender às requisições de banco de dados solicitadas pelos demais agentes do sistema. O *Agente Tutor* agrega as tarefas de um professor, ensinando o aluno através da apresentação dos tópicos, das atividades e da correção dos exercícios. O *Agente Especialista* é responsável por gerenciar o conhecimento do domínio. Por fim, o *Agente Afetivo*, inserido nesta versão, é responsável pela in-

teração com o aluno, funcionando como uma personagem que auxilia o processo de ensino-aprendizagem.

Segundo Vicari *et al.* [25], agentes inteligentes capazes de assumir papéis educacionais ou pedagógicos para facilitar ou auxiliar processos de ensino são denominados de Agentes Pedagógicos. Logo, nesta versão, os agentes são considerados pedagógicos, agindo tanto de maneira direta quanto indireta na construção dos conceitos, adotando uma arquitetura híbrida, com a integração de agentes cognitivos e reativos, respectivamente. Este modelo continua empregando a definição de aprendizagem por replicação, onde cada agente possui uma tarefa específica. Com relação à estratégia de ensino adotada pelo tutor, o mesmo, além de conduzir o aluno na resolução de algumas atividades, tomando a postura de guia, também passa a atuar no desenvolvimento das ideias centrais de cada tópico, intervindo apenas quando solicitado, assumindo o papel de facilitador.

A Figura 1 apresenta a arquitetura geral do sistema educacional multiagente EducMAS, mostrando o aluno que fornece e absorve conhecimento do sistema, o professor que visualiza o perfil de suas turmas e o administrador que gerencia tanto o cadastro das turmas quanto dos professores. O aluno é avaliado através do Sistema de Avaliação Fuzzy (SAF), que está instanciado no Modelo Pedagógico. Contudo, os parâmetros de entrada são coletados no Modelo do Aluno através das técnicas de aquisição explícita de informação [16], onde os dados são fornecidos diretamente na avaliação diagnóstica e durante a execução dos módulos. Regras de aquisição implícita, também foram utilizadas. A estereotipagem foi utilizada como técnica de aquisição implícita na definição do modelo inicial e também como representação deste modelo durante o processo de aprendizagem.

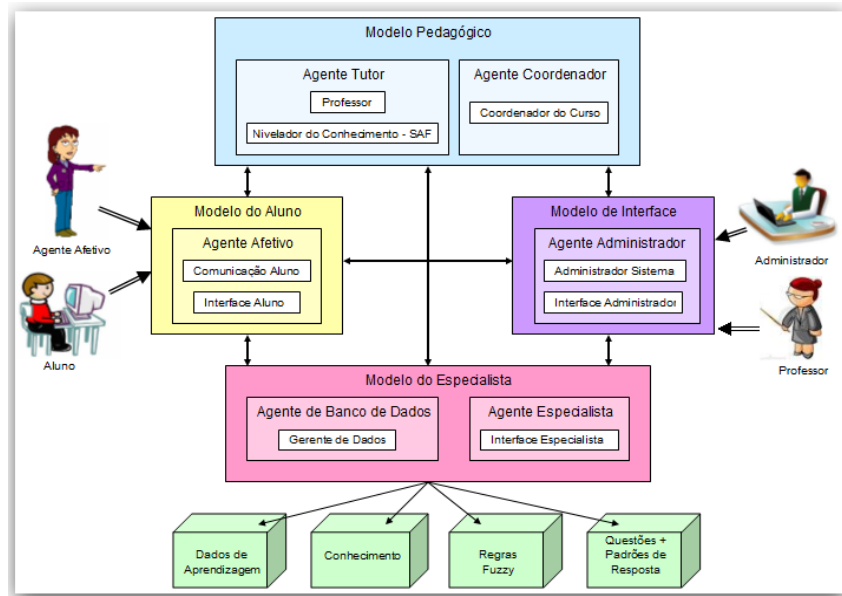


Fig. 1. Arquitetura do sistema Educ-MAS GA.

As estratégias de ensino do sistema são modificadas de acordo com o nível do aluno, permitindo que o mesmo tenha as tarefas e o contexto de ensino adaptados ao seu nível cognitivo. O tutor seleciona a estratégia de ensino, corrige os exercícios, classifica o aluno em um nível e seleciona o próximo nível que será apresentado.

As tarefas que são executadas no sistema pelo tutor são divididas em dois agentes: o Agente Tutor e o Agente Coordenador. O Agente Tutor é responsável por definir o nível inicial do aluno, por receber a estratégia educacional, por executar o processo de ensino, por gerar avaliações e nesta versão, por ativar os parâmetros utilizados para avaliar as questões. Essas informações associadas aos parâmetros são fuzzificadas e, a partir da análise desses resultados, o Agente Tutor define o nível inicial do aluno. Essa análise é gerada a partir do Nivelador do Conhecimento - Sistema de Avaliação Fuzzy (SAF), que também é ativado ao longo de cada tópico para redefinir o nível que será associado ao próximo módulo. A Lógica Fuzzy foi aplicada como técnica para manter as informações de forma dinâmica, incluindo novos dados ou ainda atualizando os que já fazem parte do sistema.

2.3 Aplicando a Lógica Fuzzy no Educ-MAS GA

Segundo Nozawa *et al.* [15], no processo de ensino e aprendizagem, tão importante quanto escolher os conteúdos e as técnicas a serem utilizadas é conhecer o estado cognitivo do grupo ou, se possível, de cada aprendiz. A avaliação é um instrumento que visa verificar o que foi apreendido pelos alunos e a qualidade do ensino aplicado pelo professor.

Considerando o processo de avaliação na Educação à Distância (EAD), o professor deve desenvolver metodologias que serão empregadas nos seus cursos, relacionando-as com os recursos tecnológicos disponíveis. Dessa maneira, as Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) podem se tornar um grande auxílio, possibilitando a realização de avaliações mais dinâmicas e interativas.

São retomadas as propostas apresentadas por Wilges *et al.* [26] sobre o caminho de aprendizagem do aluno e a tentativa de adaptar o modo de apresentação do sistema de acordo com a identificação das características deste aluno. Sendo assim, a avaliação diagnóstica, na qual o professor realiza uma coleta dos dados sobre cada aluno, torna-se importante, a fim de obter informações sobre seus conhecimentos prévios com o objetivo de direcioná-lo ao perfil que melhor se adapta às suas necessidades e através deste, ampliar seus conhecimentos.

O sistema de avaliação do aluno é ativado quando o Agente Administrador solicita ao Agente Tutor que determine e avalie o seu nível (Figura 2). A determinação desse é associada ao papel Nivelador de Conhecimento através da ativação do SAF onde é definida a escolha do perfil de ensino mais adequado ao nível cognitivo do aluno.

O SAF é aplicado para definir o nível inicial do aluno, avaliá-lo durante o curso para atualizar seu nível e também na avaliação final.

Em cada módulo, a avaliação é feita durante todo o processo de construção do conhecimento e não apenas ao final do mesmo, adquirindo um caráter formativo, baseado em feedbacks, auto-regulação das aprendizagens e auto-avaliação, mais adequada ao dia-a-dia da sala de aula, em oposição à avaliação somativa, feita ao final dos módulos, como nas versões anteriores [5].

O nível cognitivo do aluno é definido pela aplicação da lógica fuzzy (nebulosa), que auxilia na inferência dos valores de entrada e de saída. O Sistema de Avaliação Fuzzy (SAF) é composto internamente por dois Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF). O SIF1 analisa os resultados favoráveis ao aprendizado, representando as questões que o aluno acertou e o SIF2 trata os resultados desfavoráveis. A cada questão submetida, um desses sistemas é ativado. A saída fornece o índice de ajuste da questão que pode ser favorável (I^+q_i) ou desfavorável (I^-q_i).

O somatório desses índices reflete a qualidade da avaliação do aluno e é chamado de índice de ajuste da avaliação (IAA). O nível utilizado na seleção do plano de aula do aluno é o produto do número de acertos pelo índice de ajuste da avaliação e é truncado caso o nível do aluno ultrapasse o nível máximo ou mínimo estabelecidos. Assim, o nível do aluno é reduzido ou ampliado até os limites pré-definidos nos léxicos. A Figura 2 ilustra as entradas e saídas dos sistemas modelados.

O SAF possui como entradas as seguintes variáveis linguísticas: Nível de Dificuldade, Relevância do Tópico e Tempo Empregado na resolução da questão.

Os universos de discurso das variáveis Nível de Dificuldade e Relevância do Tópico foram especificados em uma linha de 0 a 100, já o universo de discurso da variável Tempo Empregado foi definido de 0 a 15 e a saída dos sistemas SIF1 e SIF2 variaram de - 50 a 50. Como o SIF2 possui as mesmas entradas consideramos de modo análogo, as mesmas definições das variáveis, do universo de discurso e das funções de pertinência adotadas no SIF1.

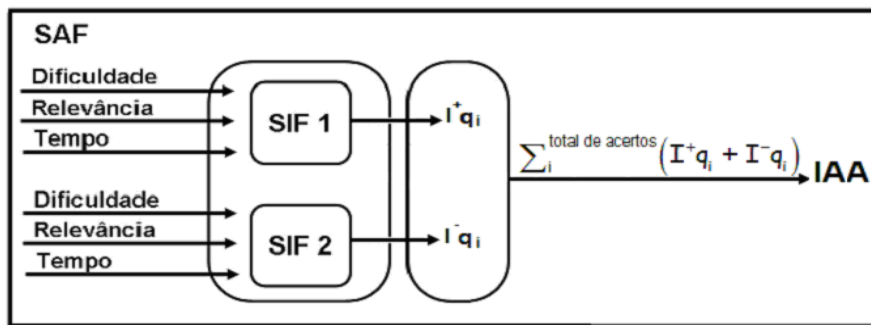


Fig. 2. Módulo de inferência nebulosa.

O Nível de Dificuldade reflete o grau de abstração dos raciocínios envolvidos na resolução de cada questão, pois um problema resolvido em certa quantidade de passos com nível de dificuldade baixo deve ser encarado de forma diferente daquele que envolve o mesmo número de passos, porém com dificuldade mais elevada. Os termos assumidos para esta variável são: muito baixo (MB), baixo (B), intermediário (I), alto

(A) e muito alto (MA). No universo de discurso estabelecemos o valor de 0 a 30 para uma questão de nível de dificuldade muito baixo; de 10 a 50 para uma questão de nível baixo; de 30 a 70 para uma questão intermediária, de 50 a 90 para uma questão nível alto e de 70 a 100 para uma questão com nível muito alto. A Figura 3 apresenta as funções de pertinência associadas a esta variável.



Fig. 3. Funções de pertinência da variável Nível de Dificuldade.

A Relevância do Tópico representa o quanto determinado conceito é importante no desenvolvimento do módulo que está sendo trabalhado. O aluno pode utilizar as ideias de determinado tópico para facilitar a construção do conhecimento, porém existem tópicos cujos conceitos envolvidos são indispensáveis para o aluno desenvolver com êxito o processo de aprendizagem do módulo. Os termos associados a esta variável são: dispensável (D), opcional (O), considerável (C) e indispensável (I). Para a variável Relevância do Tópico, estabelecemos no universo de discurso o valor de 0 a 40 para uma questão de relevância dispensável; de 20 a 60 para uma questão de relevância opcional; de 40 a 80 para uma questão considerável, de 60 a 100 para uma questão indispensável. A Figura 4 exibe as funções de pertinência envolvidas neste processo.

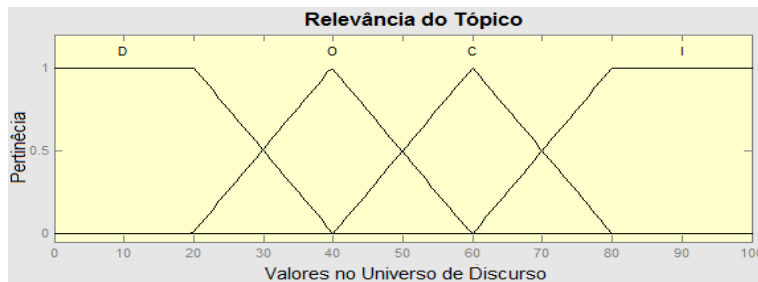


Fig. 4. Funções de pertinência da variável Relevância do Tópico.

O Tempo Empregado na resolução das questões representa o tempo em minutos que o aluno investe resolvendo uma questão. Os termos associados a esta variável são: curto (C), médio (M) e longo (L). Em relação ao universo de discurso, foi estabelecido o valor de 0 a 7,5 para um tempo curto empregado na resolução da questão; de

5 a 12,5 para tempo de resolução médio e de 10 a 15 para um tempo de resolução longo. A Figura 5 apresenta as funções de pertinência da variável Tempo Empregado.



Fig. 5. Funções de pertinência da variável Tempo Empregado.

A saída do SIF1 recebe o nome de Índice de Ajuste dos Resultados Favoráveis e representa a qualidade dos acertos do aluno. Os termos linguísticos associados são: reduzido (R), mantido (M) e ampliado (A). Considerando o universo de discurso, foi estabelecido o valor de -50 a -10 para representar a redução da qualidade dos acertos; de -20 a 20 para manter e de 10 a 50 para representar o aumento da qualidade dos acertos do aluno.

A saída do SIF2 é denominada Índice de Ajuste dos Resultados Desfavoráveis e reflete o peso que devemos atribuir ao erro do aluno. Os termos linguísticos e valores associados a esta variável são os mesmos associados à variável Índice de Ajuste dos Resultados Favoráveis. Portanto, o gráfico das funções de pertinência é o mesmo e está representado na Figura 6.



Fig. 6. Funções de pertinência do Índice de Ajuste dos Resultados Favoráveis e Desfavoráveis.

A saída do SAF é o índice de ajuste da avaliação (IAA) que pode ter os valores semânticos de reduzido, mantido ou ampliado. O IAA com valor reduzido, implicará que o nível do aluno atual será reduzido devendo o aluno voltar alguns tópicos já apresentados ou que os próximos tópicos devem ser mais detalhados para uma melhor compreensão do aluno. O valor mantido significa que o ambiente continuará tratando o aluno no mesmo nível. O IAA ampliado permite ao Educ-MAS GA apresentar os

tópicos de forma mais avançada do que estava sendo ensinado pois o aluno atingiu um nível maior de compreensão do assunto.

A Tabela 1 apresenta um resumo dos termos que compõem o escopo para a obtenção do nível cognitivo do aluno através do SAF. Os valores para cada termo associado às variáveis foram definidos e submetidos à análise de três professores especialistas em Geometria Analítica. O objetivo da análise dos especialistas foi verificar se o nível de dificuldade das questões era coerente, verificar se a relevância de cada tópico retratava a influência destes na aprendizagem do conteúdo a ser estudado, sugerir outros conteúdos e fazer alterações no corpo das questões caso fosse necessário.

Table 1. Variáveis, termos e valores adotados no SAF.

Variáveis Linguísticas	Termos	Universo de Discurso
Nível de Dificuldade	Muito Baixo	0 – 30
	Baixo	10 – 50
	Intermediário	30 – 70
	Alto	50 – 90
	Muito Alto	70 – 100
Relevância do Tópico	Dispensável	0 – 40
	Opcional	20 – 60
	Considerável	40 – 80
	Indispensável	60 – 100
Tempo Empregado	Curto	0 – 7,5
	Médio	5 – 12,5
	Longo	10 – 15
Resultados Favoráveis/Desfavoráveis	Reduzido	-50 – -10
	Mantido	-20 – 20
	Ampliado	10 – 50

As tabelas *Fuzzy Associative Memory* (FAM) puderam ser montadas a partir dessas entradas, nas quais foram utilizados os termos linguísticos. Como em cada sistema temos três valores de entrada, precisamos fixar um deles e analisar os outros dois para elaborarmos seis tabelas. Assim, foi fixado o parâmetro Tempo Empregado em curto, médio e longo, respectivamente, tanto para SIF1 como para SIF2. A Tabela 2 que apresenta a relação aos Resultados Favoráveis e Tempo Longo para SF1.

Se o aluno erra uma questão, o SIF2 é ativado, portanto, devemos analisar as Tabelas geradas. Caso esse aluno empregue um tempo longo tentando resolver o problema, a análise passa a ser direcionada apenas à Tabela 2. Se um aluno errar uma questão que possui nível de dificuldade muito baixo (MB) e relevância do tópico dispensável (D), o índice de ajuste da questão desfavorável que é a saída do SIF2 deve ser ampliado (A), mostrando que esse erro não é considerado grave. Porém, se um aluno erra uma questão com nível de dificuldade muito alto (MA) e indispensável (I) à construção do conteúdo, o índice de ajuste indica que a nota deve ser reduzida (R). As duas situações são mostradas na Figura 7.

As regras definidas em Sousa (2011) e exemplificadas na Tabela 3 expressam a análise dos especialistas sobre a relação existente entre as variáveis envolvidas no processo. Observando as regras do SIF1 e do SIF2, percebemos que uma mesma situação pode implicar em uma bonificação em relação aos resultados favoráveis e em um ônus em relação aos resultados desfavoráveis.

Table 2. Tabela FAM de Nível de Dificuldade x Relevância do Tópico (Tempo Longo).

		Nível de Dificuldade				
		MB	B	I	A	MA
Relevância do Tópico	D	A	M	M	R	R
	O	M	M	R	R	R
	C	M	R	R	R	R
	I	R	R	R	R	R

Podemos citar como exemplo a seguinte regra do SIF1: se Nível de Dificuldade é muito alto e Relevância do Tópico é indispensável e Tempo é curto, então Resultados Favoráveis é ampliado. Estes mesmos antecedentes possuem como consequente no SIF2, o termo reduzido.

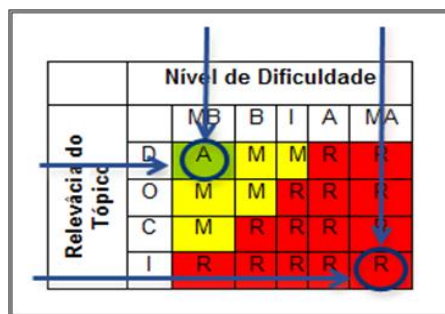


Fig. 7. Análise da tabela FAM.

Table 3. Tabela 3: Exemplo de Regras de Inferências do SF1 e SF2

Nº	REGRAS DO SIF 1
1	Se (NíveldeDificuldade é muito_baixo) E (RelevânciadoTópico é dispensável) E (Tempo é curto) então (ResultadosFavoráveis é reduzido)
20	Se (NíveldeDificuldade é baixo) E (RelevânciadoTópico é considerável) E (Tempo é médio) então (ResultadosFavoráveis é mantido)
60	Se (NíveldeDificuldade é muito_alto) E (RelevânciadoTópico é indispensável) E (Tempo é longo) então (ResultadosFavoráveis é ampliado)
Nº	REGRAS DO SIF 2
1	Se (NíveldeDificuldade é muito_baixo) E (RelevânciadoTópico é dispensável) E (Tempo é curto) então (ResultadosDesfavoráveis é ampliado)
27	Se (NíveldeDificuldade é intermediário) E (RelevânciadoTópico é dispensável) E (Tempo é

	longo) então (ResultadosDesfavoráveis é mantido)
60	Se (NíveldeDificuldade é muito_alto) E (RelevânciadoTópico é indispensável) E (Tempo é longo) então (ResultadosDesfavoráveis é reduzido)

A Figura 8 apresenta os dados de entrada do SIF1, composto pelos gráficos das funções de pertinência relativas às variáveis linguísticas e a saída representada pela função de pertinência da variável linguística Resultados Favoráveis, responsável pela geração do índice de ajuste favorável que indica o quanto uma questão certa deve ser valorizada. O SIF2, de modo análogo, possui os mesmos gráficos de entradas e saída.

Para realizar o processo de inferência foi adotado o algoritmo proposto em Rapello [21] que é definido como a aplicação da inferência *modus ponens* generalizada às várias regras. O cálculo consiste em determinar o grau de aderência α no qual as entradas possuem com cada uma das regras. Esse grau pode suavizar a influência do consequente de cada regra no resultado gerado a partir da combinação de todos os consequentes de todas as regras. Na Figura 9 é apresentado o algoritmo na forma de pseudocódigo.

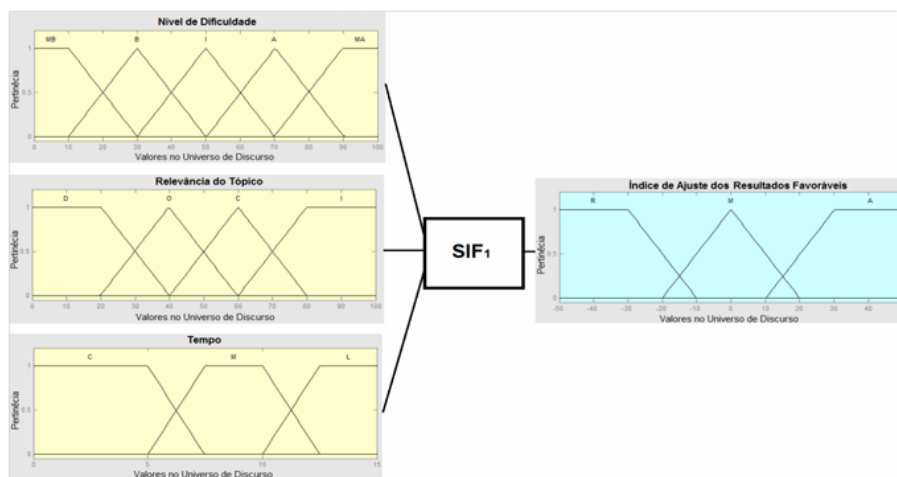


Fig. 8. Sistema de Inferência Fuzzy 1 – Resultados Favoráveis.

INICIO DA CLASSE INFERÊNCIA

somatorioCentroide = 0, somatorioArea = 0, centroideRegra = 0,
areaRegra = 0

SELECIONAR as Regras QUANDO Sistema = escolhido pelo usuário

PARA cada Regra FAZER

centroideRegra = 0, areaRegra = 0;

Obter o 1º Termo da Regra

mi1 = Avaliar o mi do 1º Termo

Obter o 2º Termo da Regra

mi2 = Avaliar o mi do 2º Termo

Obter menorMi entre 1 e 2

SE menorMi > 0 ENTÃO

Obter termoConsequente da Regra

```
CalcularCentróideRegra (termoConsequente, centroideRegra, areaRegra)
somatorioCentroide = somatorioCentroide + (centroideRegra, areaRegra);
somatorioArea = somatorioArea + areaRegra;
FIM SE
LOOP
ValorFinal = somatorioCentroide / somatorioArea;
FIM INFERÊNCIA
```

Fig. 9. Algoritmo de Inferência do SAF do Educ-MAS GA (Rapello, 2009).

2.4 Processo de Avaliação do Aluno com a Inferência Fuzzy

Para apresentar o comportamento dos resultados da avaliação do aluno com base na inferência fuzzy foi utilizado a priori o software MatLab [13] que consiste em um ambiente interativo de linguagem de alto nível permitindo uma implementação rápida do sistema fuzzy. Essa escolha permitiu o estudo do comportamento do sistema fuzzy gerando uma solução não integrada com o restante do Educ-MAS GA

A Figura 10 exibe um exemplo do uso dessa ferramenta para analisar os dados. De acordo com os graus de pertinência das entradas, são ativadas uma ou mais regras na saída. Foram adotados a regra modus ponens generalizada [1], o método de inferência de Mamdani e o método do centróide para realizar a defuzzificação [1].

Portanto, se o Nível de Dificuldade é 25,8, (Figura 10) o mesmo é considerado baixo; se a Relevância do Tópico é 56,6, esse se encontra no conjunto do termo considerável; e se o Tempo é de 12, é considerado longo. O Índice de Ajuste dos Resultados Favoráveis mostra como resultado 26,3 indicando que haverá uma redução na avaliação da qualidade da questão. Isto pode ser confirmado através da análise da Tabela FAM relativa ao Tempo Longo (Tabela 2).

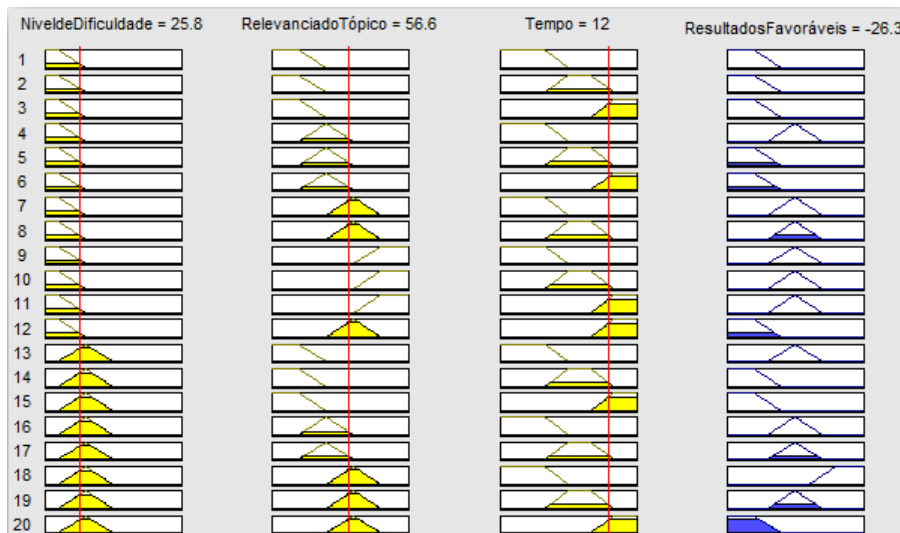


Fig. 10. Análise dos Resultados Favoráveis – Reduz.

Atualmente uma nova versão da Avaliação do Aluno com a Inferência Fuzzy está sendo desenvolvida utilizando Java [10] e integrada a primeira versão do Educ-MAS GA que foi gerada em Java [10] toda a interface e Jadex [9] para implementar os agentes.

Na primeira vez que o usuário utiliza o sistema, é feito um rápido cadastro e o aluno é apresentado ao Educ-MAS GA através do módulo de introdução e depois é levado ao módulo de avaliação diagnóstica onde seus conhecimentos são testados, através de 5 questões (Figura 11) escolhidas aleatoriamente de um total de 32, e ele é classificado em um dos quatro níveis de habilidade que definem os exercícios, os exemplos e a linguagem usada durante o restante do curso. Definido um nível de habilidade o aluno é conduzido pelo sistema através de todo o conteúdo de geometria analítica, mudando de módulo apenas quando é aprovado em um pequeno teste avaliado pela lógica fuzzy.

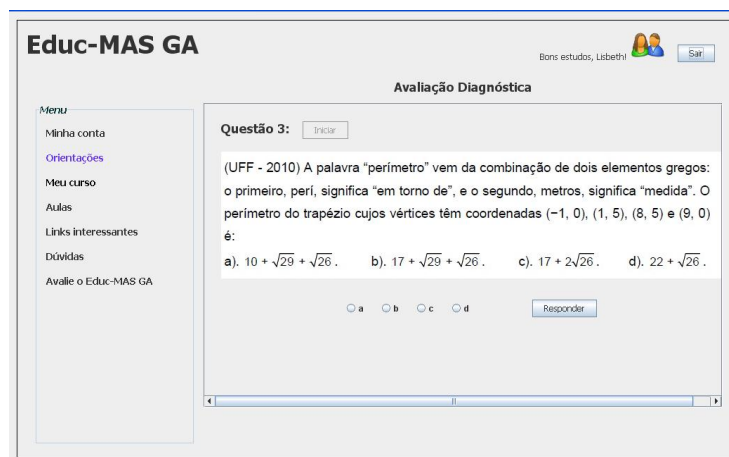


Fig. 11. Exemplo de Questão do Educ-MAS GA na Avaliação Diagnóstica.

O sistema de avaliação através da lógica fuzzy consiste num banco de dados e em classes desenvolvidas em Java que foram incluídas no Educ-MAS GA. O banco de dados contém as variáveis linguísticas, os termos e todas as regras de inferência necessárias para quantificar o resultado do aluno. O código fonte das classes foi adaptado de um projeto anterior em PHP [21] para funcionar com 3 variáveis linguísticas que é o proposto pelo sistema. A nota dos alunos é inferida através dessas variáveis: nível de dificuldade, relevância do tópico e tempo. Com base nisso, o sistema decide por ampliar, manter ou reduzir o resultado obtido pelo aluno. A Figura 12 apresenta um exemplo de resultado do sistema na Avaliação Diagnóstica.

3. Conclusão

Este trabalho abordou os conceitos de agentes que podem ser considerados capazes de tomar decisões, aprender e ainda atualizar suas bases de conhecimento. Apesar do desenvolvimento da inteligência artificial, os STI ainda têm certas limitações sendo que os agentes podem ser introduzidos para solucionar alguns desses problemas.

Assim sendo, apresentamos uma instânciação do ambiente educacional multiagente Educ-MAS para o domínio da Geometria Analítica mostrando sua viabilidade computacional e definindo uma abordagem adaptativa ao perfil do aluno através do uso da lógica fuzzy para tratar informações obtidas de forma direta e indireta ao longo do processo de aprendizagem.



Fig. 12. Exemplo de Resultado do Educ-MAS GA na Avaliação Diagnóstica.

A definição das regras fuzzy foram importantes para viabilizar a construção do protótipo e sua definição teve o apoio de professores de matemática do CAP-UFRJ. Como contribuições deste trabalho podemos listar a presença de uma infra-estrutura baseada em agentes que pode agregar novas funcionalidades, temas, aulas e que o Sistema de Avaliação Fuzzy (SAF) pode ser utilizado como avaliação do comportamento do aluno.

Em relação à avaliação Fuzzy do aluno, a princípio o sistema SAF foi modelado e implementado isoladamente em MatLab para que pudesse ser testada a viabilidade dos resultados. Estes foram apresentados a especialista e alunos do curso de engenharia da UERJ. A nova versão da Análise Diagnóstica Fuzzy encontra-se em fase final de implementação sendo incorporada ao agente Tutor do Educ-MAS GA. Uma fase de testes e avaliação com alunos está prevista para o segundo semestre de 2012.

Referências

1. Bernardo Filho, O., Pedroza, A. C. P., Leão, J. L. de S.. Uma ferramenta para verificação de sistemas distribuídos com lógica nebulosa: implementação e experiências. SBA. Sociedade Brasileira de Automática, v. 12, n. 2, p. 102-117, 2001.
2. Damasceno, F. R.; Cruz, A. e Jaques, P. A. . Sistema Tutor Inteligente PAT2Math: Proposta de Arquitetura Multiagente. IV Workshop-Escola de Sistemas de Agentes, seus Ambientes e aplicações IV-WESAAC, 2010.
3. Dantas, T. C., Soares, G. E., Costa, R. M. E. M. da, Werneck, V. M. B. e Castro, M. C. S. (2007); AprendEAD: Ambiente para Educação à Distância Apoiado em Agentes”; Cadernos do IME. Série Informática, v. 23, p. 16-23, 2007.
4. Deloach, S. A. and Kumar, M. Multi-Agent Systems Engineering: An overview and Case Study. Agent-Oriented Methodologies, Capítulo XI Igi Global, 2005.
5. Fernandes, D.. Para uma teoria da avaliação formativa. Rev. Port. de Educação, vol.19, no.2, p.21-50. ISSN 0871-9187, 2006.
6. FIPA, FIPA: The foundation for Intelligent Physical Agents: Specifications, 2001. disponível em: <http://www.fipa.org> . Acessado em Maio de 2011.
7. Gago, I. S. B.; Werneck, V. M. B. and da Costa, R. M. E. M.. Modelling an Educational Multi-Agent System in MaSE. In: Lecture Notes in Computer Science, v. 5820, ISSN: 0302-9743, p. 335-346, 2009.
8. Gluz, J. C. e Vicari, R. M. (2010). “MILOS: Infraestrutura de Agentes para Suporte a Objetos de Aprendizagem OBAA”. Anais do XXI SBIE. João Pessoa, 2010.
9. JADEX, 2010. Disponível em: <http://jadex.informatik.uni-hamburg.de/xwiki/bin/view/About/Overview>. Acessado em Junho de 2011.
10. JAVA, 2011. Disponível em: http://www.java.com/pt_BR/ . Acessado em Maio de 2011.
11. Klir, G.; Clair, U. H. St. and Yuan, Bo. Fuzzy Set Theory – Foundations and Applications, Estados Unidos : ed. Prentice Hall, 1997.
12. Mateus, G. P.; Wilges, B.; Nassar, S. and Silveira, R.. Uma ferramenta de análise do desempenho de estudantes baseada em SMA e lógica Fuzzy. XX SBIE – Simpósio Brasileiro de Educação, 2009.
13. MATLAB, 2011. Disponível em: <http://www.mathworks.com/products/matlab/>.Acessado em Agosto de 2011.
14. Mukaidono, M.. Fuzzy Logic for beginners, Singapore: ed. World Scientific, 2001.
15. Nozawa, E. H.; Oliveira, E. H. T. “Simulador e-JLPT: Um Software de Apoio Educacional com Enfoque em Hipermídia Adaptativa”. XVII SBIE. DF, 2006.
16. Oliveira, I. R.. Um sistema de padrões baseados em agentes para a modelagem de usuários e adaptação de sistemas. 2004. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Eletricidade) – UFMA, São Luís, 2004.
17. Ortega, N. R. S.. Aplicação da Teoria de Conjuntos Fuzzy a Problemas da Biomedicina. Universidade de São Paulo – USP. Instituto de Física. Tese de Doutorado, 2001.
18. Parunak, H. V. D.. “Applications of Distributed Artificial Intelligence in Industry” Foundations of Distributed Artificial Intelligence. Wiley Inter-Science, cap 4, 1994.
19. Piva Jr., D.; Miskulin, M. S.; Freitas, R. L. e Tobar, C. M.. AUXILIAR: Um Sistema Inteligente para Cursos Online. Revista Brasileira de Informática na Educação. RBIE. Volume 13 - Número 1. 2005.
20. Pozzebon, E., Frigo L. B., Postal, A. e Bittencourt, G. “Interface de Autoria para o Modelo Pedagógico do MathTutor”. Anais do XII WEI. Salvador, 2004.

21. Rapello, C. N.. Testes de sistemas de informações geográficas com lógica nebulosa. Dissertação (Mestrado em Engenharia de computação - Área de concentração Geomática). Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.
22. Silva, R. A.; Gomes, E. R; Vicari, R. M.. Intelligent Learning Objects: An Agent-Based Approach of Learning Objects. In Weert, Tom Van, Tatnall, Arthur (Eds.) Information and Communication Technologies and Real-Life Learning. Boston Springer, 1103 – 110, 2005.
23. Sousa, R. C. S. de S. Ambiente Educacional Multiagente Educ-MAS GA. Dissertação (Mestrado em Ciências Computacionais) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesq. do Estado do Rio de Janeiro 2011.
24. Vahldick, A.; de Santiago, R e Raabe, A. L. A.. O Uso de Técnicas Fuzzy em Ambientes Inteligentes de Aprendizagem. In: XIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Fortaleza, 2008.
25. Vicari, R.; Gluz, J.; Passerino, L. M.; Santos, E.; Primo, T.; Rossi, L.; Bordignon, A.; Behar, P.; Filho, R. and Roesler, V., The OBAA Proposal for Learning Objects Supported by Agents. Proceedings of MASEIE Workshop – AAMAS 2010. Toronto, Canada, 2010.
26. Wilges, B., Mateus, G. P., Nassar, S. M., e Silveira, R. A. Um modelo de ambiente de educação a distância guiado pelo caminho de aprendizagem do estudante. Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE, 2007.
27. Wooldridge, M. and Jennings, N.(2009). “Intelligent Agents: Theory and Practice”. Second Edition, 2009. John Wiley & Sons. ISBN-10: 0470519460. Disponível em: <http://www.csc.liv.ac.uk/~mjw/pubs/imas/IMAS2e.html>. Acessado em Maio de 2011.
28. Zadeh, L. A.. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. Fuzzy Sets and Systems, 1:3–28, 1978.
29. Zimmermann, H. J.. Fuzzy Set Theory and Its Applications. 3rd ed., Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1996.