

# APRESENTAÇÃO DE CONTEÚDOS DIDÁTICOS PERSONALIZADOS POR GENERALIZADOR NEURAL

Francisco Ramos de Melo  
Universidade Estadual de Goiás UEG  
[francisco.melo@ueg.br](mailto:francisco.melo@ueg.br)

Edna Lúcia Flôres  
Universidade Federal de Uberlândia– UFU  
[edna@ufu.br](mailto:edna@ufu.br)

Sirlon Diniz de Carvalho  
Instituto Federal de Goiás – IFG  
[sirlondiniz@gmail.com.br](mailto:sirlondiniz@gmail.com.br)

Ricardo Antonio Gonçalves Teixeira  
Universidade Federal de Goiás – UFG  
[professorricardoteixeira@gmail.com](mailto:professorricardoteixeira@gmail.com)

Luís Fernando Batista Loja  
Instituto Federal de Goiás – IFG  
[luizloja@gmail.com](mailto:luizloja@gmail.com)

Alzino Furtado de Mendonça  
Instituto Federal de Goiás – IFG  
[dralzino@gmail.com](mailto:dralzino@gmail.com)

**Resumo** - O artigo apresenta um modelo que possibilita o emprego de sistemas computacionais para realizar a automação da apresentação de conteúdos didáticos personalizados. Uma rede neural artificial classifica o perfil do estudante e associa a um padrão proximal de aprendizagem que será o elemento base para a personalização. O emprego de conteúdos didáticos multiníveis oferece possibilidade de combinações para permitir diferentes formas de apresentação do mesmo conteúdo. Um experimento foi organizado para obter dados que comprovaram a eficiência do sistema apresentado.

**Palavras-Chave** Ambiente Virtual de Aprendizagem; Conteúdo Didático Multinível; Computadores na Educação; Personalização didática; Redes Neurais Artificiais; Sistemas tutores Inteligentes -.

## PRESENTATION OF CUSTOM EDUCATIONAL CONTENT BY GENERALIZING NEURAL

**Abstract** -. The article presents a model that enables the use of computational systems to realize the automation of content presentation didactics custom. An artificial neural network classifies the student profile and associated with a proximal pattern of learning that will be the base element for customization. The use of

multilevel educational content offers possible combinations allow for different ways of presenting the same content. An experiment was organized to obtain data that proved the efficiency of the system presented.

**Keywords** – Virtual Learning Environments; Multilevel Didactics Contents; Computers in Education; Didactic Personalization; Artificial Neural Networks; Intelligent Tutoring Systems.

## I. INTRODUÇÃO

A evolução dos processos de transmissão de conhecimento tem sido uma constante desde os primórdios da humanidade. Durante esse processo de evolução foram desenvolvidas técnicas, metodologias e ferramentas para aperfeiçoamento do processo. O desenvolvimento de uma nova modalidade de ensino denominada Ensino a Distância (EAD), impulsionou transformações e novos desenvolvimentos tecnológicos de apoio aos processos de ensino-aprendizagem. As metodologias proporcionaram um aumento da abrangência de pequenos grupos para grandes contingentes populacionais. As barreiras do espaço de



XI CEEL – ISSN 2178-8308  
25 a 29 de novembro de 2013  
Universidade Federal de Uberlândia – UFU  
Uberlândia – Minas Gerais – Brasil

desenvolvimento do processo foram expandidas de curtas para grandes distâncias. A comunicação entre os participantes do processo (educador e educando) mudou de um tempo inflexível dependente para um tempo flexível independente.

Um importante componente no processo de transmissão de conhecimento é o conteúdo disponibilizado para proporcionar o conhecimento. Em modalidades de ensino presencial, as dificuldades do estudante na assimilação do conteúdo são ajustadas de forma imediata e interativa pela ação do docente condutor do processo. Na modalidade EAD, geralmente, o espaço e o tempo não são simultâneos entre o estudante e o professor. A demora na ação docente pode possibilitar prejuízos de entendimento ou desenvolvimento do processo.

Para minimizar os problemas de sincronia em ambientes virtuais de aprendizagem, ferramentas computacionais tem sido desenvolvidas para proporcionar formas de personalizar o conteúdo e proporcionar respostas para dificuldades do estudante.

## II. ENSINO E DESENVOLVIMENTO

Existem discordâncias teóricas entre as abordagens sobre a aprendizagem, entretanto a interação social tem sido um dos elementos pelo quais as pessoas aprendem, desenvolvem e criam novas formas de agir no mundo, ampliando ferramentas de atuação neste contexto cultural complexo.

Em processos de transmissão de conhecimento, a personalização é um fator importante no processo. Para transmitir algo, é importante saber quem é o estudante (identificar) para que se possa apresentar o conhecimento o mais próximo possível dos padrões desse estudante [Libâneo, 1992]. Conhecer o estudante (classificar) pode consistir de vários aspectos tais como o nível de conhecimento acumulado do estudante em relação ao conhecimento a ser apresentado, suas características e preferências, suas habilidades pessoais, etc. Quanto mais personalizada for a apresentação do conhecimento, é mais provável que ocorra melhor aproveitamento dos conteúdos a serem transmitidos. A tarefa de identificar e classificar o comportamento das pessoas, inicialmente, pode parecer uma tarefa quase impossível. Cada pessoa ou indivíduo tem uma forma de reagir diante das diferentes situações. Entretanto, se forem estabelecidos determinados critérios, é possível verificar a possibilidade de generalização de características comuns. A generalização não pode ser tão ampla que agrupe todos os indivíduos em uma única classe e nem tão específica que descreva cada indivíduo.

Na área da Psicologia, o estudo das relações entre as características se caracteriza como um objeto de pesquisas, nos quais muitas abordagens são utilizadas na tentativa de explicar as diferenças entre as pessoas. A Psicologia, em uma perspectiva behaviorista, procura classificar padrões de comportamento em perfis psicológicos, no sentido de compreender as diferentes formas de ser e agir das pessoas. A partir desse estudo é possível generalizar a predição do comportamento ou as ações de cada tipo. Assim, conforme o perfil, é possível estabelecer as suas tendências e aptidões e quais as prováveis formas de ação/reação [1][2].

Em processos de transmissão de conhecimento, a personalização pode ser um elemento muito favorável ao desenvolvimento do trabalho. Entretanto, com grandes quantidades de estudantes a personalização pode ser de difícil estabelecimento no que se refere a quais métodos de ensino-aprendizagem são mais adequados a cada perfil. Um caminho para estabelecer essa personalização pode ser obtido por uma personalização conhecida e considerada adequada ao perfil do estudante e utilizar em outros estudantes com perfil semelhante. Esse caminho é semelhante ao conceito de zona de desenvolvimento proximal, proposto por Vygotsky [3].

Em linhas gerais, o conceito Zona de Desenvolvimento Proximal (ZDP), define a distância entre o nível de desenvolvimento real, determinado pela capacidade de resolver um problema sem ajuda, e o nível de desenvolvimento potencial, determinado por meio de resolução de um problema sob a orientação de um adulto ou em colaboração com outro companheiro. Quer dizer, um conjunto de informações que a pessoa tem a potencialidade de aprender mas ainda não completou o processo de aprendizagem; são os conhecimentos fora de seu alcance atual, mas potencialmente atingíveis. De uma forma geral, verifica-se que o conhecimento não pode ser construído sem uma estrutura de aprendizagem prévia [4].

As diferentes técnicas de transmissão de conhecimentos aliadas a uma identificação do perfil do estudante podem possibilitar caminhos para proporcionar um conteúdo personalizado e reativo em ambientes virtuais de aprendizagem. Um conteúdo personalizado, mais próximo das preferências pessoais individuais, pode proporcionar uma melhor relação entre o estudante e o objeto de estudo. Essa melhor relação pode resultar em um maior acesso e democratização do ensino, proposto como desejável no desenvolvimento da modalidade EAD.

## III. SISTEMAS Tutores INTELIGENTES

Existem várias possibilidades e formas de utilizar computadores para auxiliar o estudante em seu processo de aprendizagem. Esse auxílio pode ocorrer, por exemplo, a partir do uso de softwares educacionais. Tais softwares, em sua maioria, são programas desenvolvidos com o intuito de colaborar na tarefa de tutoria, embora quaisquer outros softwares possam ser adotados para esse fim, desde que apresente uma metodologia adequada para tal.

Instrução Assistida por Computador ou Sistemas CAI (do inglês, Computer Aided Instruction) tiveram sua origem na área educacional com a finalidade de auxiliar o professor no processo de ensino. Com a utilização de técnicas de IA, os sistemas CAIs passaram a ser denominados ICAIs (do inglês, Intelligent Computer Aided Instruction) ou Sistemas Tutores Inteligentes (STIs). Os STIs passaram a ser capazes de analisar os padrões de erro, o estilo e a capacidade de aprendizagem do estudante. Desta forma, possibilitaram oferecer instrução especial sobre o conceito em que o estudante está apresentando dificuldade [5][6].

Nas diferentes técnicas empregadas, observa-se um esforço no sentido de desenvolver disponibilidades de estratégias diferenciadas e um mecanismo que possibilite a adaptação necessária ao estudante. Um grande esforço no

desenvolvimento de um STI é a busca de um mecanismo que possa compensar a falta do professor na condução didática do conteúdo apresentado. Existe um grande esforço no desenvolvimento de técnicas para personalizar reativamente o conteúdo apresentado [7][8][9].

Um aspecto interessante no desenvolvimento de um STI é a busca de aproximação do conteúdo ao perfil do estudante. Quanto mais o conteúdo estiver ajustado ao perfil do estudante, melhor é a empatia dele com o conteúdo apresentado. Para proporcionar essa aproximação do conteúdo é necessário estabelecer um modelo que defina as ações do processo.

#### IV. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais (RNAs) são estruturas de processamento distribuído e paralelo viabilizadas, principalmente, por meio de software ou hardware de computador. As RNAs tem como característica a grande capacidade de aprender com exemplos. Devido a essa capacidade de aprendizado as RNAs são consideradas classificadores universais e são utilizadas com grande eficiência na solução de problemas de alta complexidade [10][11][12].

Para a implementação das RNAs [13] propuseram um modelo de neurônio artificial (nodo) similar em estrutura e funcionamento ao neurônio biológico. De forma análoga ao cérebro, os neurônios artificiais são interconectados, formando a rede neural artificial, conforme ilustrado na Figura 1. Assim, é possível criar as estruturas para a generalização de padrões por meio de variadas entradas, resultando em uma ou mais saídas que podem representar uma ação ou um objeto do mundo real (padrão) como resposta aos dados apresentados na entrada.

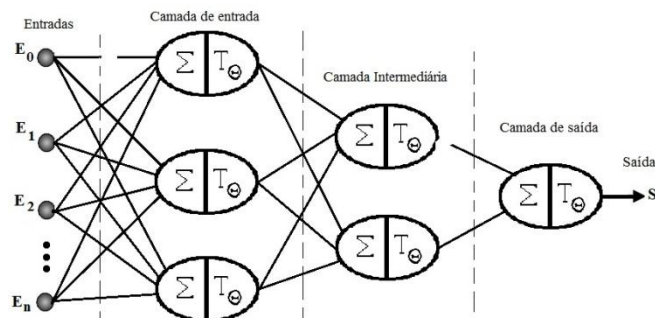


Fig. 1 Rede neural artificial (RNA).

O potencial e a flexibilidade do cálculo baseado em redes neurais vêm da criação de conjuntos de neurônios interligados entre si. O processamento local de cada neurônio (nodo) em ação combinada com outros nodos estabelece a inteligência global da rede. Um nodo da rede recebe um estímulo na sua entrada, processa esse sinal e emite um novo sinal de saída que por sua vez é recebido por outros nodos. A topologia da RNA diz respeito a estruturação dos nodos.

#### V. MODELO

O modelo apresentado neste trabalho propõe uma estruturação do conteúdo em vários níveis, uma identificação do perfil do estudante e a associação do perfil a um padrão

que possibilite a personalização do conteúdo. O sistema identifica o perfil do estudante e seleciona um padrão que mais se assemelha com o perfil, estabelecendo uma zona proximal de desenvolvimento [4]. Este padrão passa a ser utilizado como elemento base para as ações de personalização reativa na organização do conteúdo. A Figura 2 ilustra o sistema proposto.

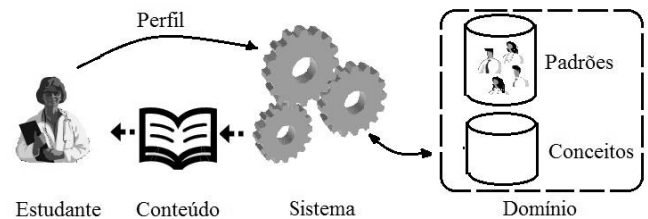


Fig.2 Ilustração do sistema proposto.

Para operacionalizar o modelo do sistema proposto neste trabalho, é necessário definir a estruturação do conteúdo, o padrão proximal de aprendizagem e a forma de estabelecer a trajetória didática de apresentação do conteúdo.

##### A. Conteúdo didático Multinível

Um conteúdo personalizado pode ser considerado uma sequência diferenciada de conceitos. Essa diferença está no fato da sequência ser organizada de tal forma que se ajuste o mais próximo possível ao perfil do estudante. A personalização do conteúdo pode oferecer, entre outras coisas, o melhor aproveitamento do assunto apresentado.

Como a concepção do conteúdo convencional é direcionada a um determinado perfil de estudante, normalmente ele é apresentado da mesma forma para qualquer estudante, sem considerar as eventuais diferenças. Desta forma, a possibilidade de ajuste do conteúdo para outros perfis de estudantes é quase nula. Assim, é necessário criar uma maneira que possibilite tratar o mesmo conteúdo de formas diferentes.

A sequência do conteúdo didático convencional é inadequada para o processo de personalização. Entretanto, se cada conceito for reescrito com diferentes níveis de apresentação, é possível compor o mesmo conteúdo utilizando diferentes combinações desses níveis [14].

A reestruturação do conceito em diferentes formas de apresentação é denominada de conceito multinível. No conceito multinível, inicialmente deve ser definida a quantidade de níveis de apresentação do conceito, e é estabelecido um nível para iniciar a apresentação. As diferentes combinações dos níveis de conceitos do conteúdo multinível possibilitam a apresentação personalizada do conteúdo para cada perfil de estudante. [15].

##### B. Padrão proximal de aprendizagem

Para prosseguir no processo de personalização, é necessário definir como identificar o perfil do estudante e como organizar o conteúdo de forma mais adequada para esse perfil.

Para identificar o perfil do estudante, o método proposto neste trabalho estabelece três padrões de classificação. Estes padrões são: pessoal, habilidades e pré-conhecimento do conteúdo. O padrão pessoal são características obtidas a partir de um teste psicológico. Um teste inicial contendo

questões sobre o conteúdo a ser estudado define o padrão de pré-conhecimento do conteúdo a ser apresentado. O padrão de habilidades é definido a partir de um questionário sobre a situação sociocultural e a familiarização com as tecnologias.

Para a identificação das características do estudante (perfil) foram utilizados três tipos de instrumentos: um questionário de características psicológicas (perfil pessoal), um questionário de habilidades tecnológicas e um questionário de conhecimentos do assunto a ser apresentado (pré-teste). A Figura 3 apresenta a estruturação do perfil do estudante.

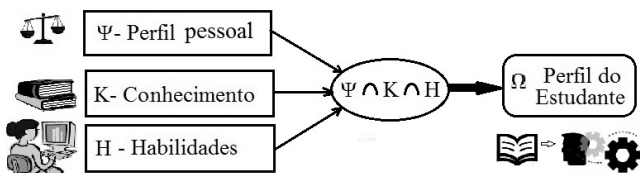


Fig.3 Estruturação do perfil do estudante.

Neste trabalho, a RNA foi inserida para identificar o perfil do estudante e estabelecer o padrão proximal de aprendizagem mais adequado para esse perfil. Para ser compatível com a diversidade de estudantes, o padrão proximal não deve ser estabelecido em uma quantidade de classes discretas. Os elementos da classe devem ser contínuos para possibilitar estabelecer padrões personalizados para cada estudante. Para o desenvolvimento deste trabalho foi escolhido o modelo de RNA Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP, do inglês "Mult Layer Perceptron"). O poder computacional de uma RNA tipo MLP está na capacidade de classificar dados não linearmente separáveis e aprender por treinamento supervisionado.

### C. Personalização do conteúdo

No conteúdo multinível, um caminho para a personalização é a definição do quanto o estudante prefere cada um dos níveis do conceito desse conteúdo. Esta preferência pode ser estabelecida como um vetor com as probabilidades de preferência para cada nível e , define o padrão de aprendizagem.

Com o perfil do estudante e o padrão de aprendizagem definidos, é necessário estabelecer uma associação entre eles. Neste trabalho, a proposta de organização personalizada do conteúdo didático consiste em classificar o perfil do estudante e associá-lo com um padrão de aprendizagem.

A partir do perfil do estudante, obtido nos testes iniciais, é possível encontrar por aproximação um padrão de aprendizagem que passa a ser o padrão proximal de aprendizagem.

O padrão de aprendizagem é estabelecido diretamente a partir da observação de um estudante. O padrão proximal de aprendizagem é obtido da mesma forma que o padrão de aprendizagem, porém é estimado por aproximação considerando o perfil do estudante. O padrão proximal de aprendizagem procura implementar o conceito da zona proximal de desenvolvimento [4]. Esse padrão é a base para o sistema adequar a apresentação do conteúdo para que o estudante tenha um melhor aproveitamento na aprendizagem.

### D. Estrutura do sistema

A estrutura do modelo do sistema proposto é composta pelo conteúdo, pelo mecanismo de identificação do estudante e pelo mecanismo de navegação. O conteúdo contém o conhecimento a ser transmitido. O mecanismo de identificação do estudante fornece os dados para a personalização do conteúdo. E o mecanismo de navegação estabelece uma forma de organizar os conceitos para a apresentação do conteúdo.

Neste trabalho, o conteúdo proposto no sistema é um conteúdo multinível. Este conteúdo pode ser estabelecido em quantos níveis de conceitos forem necessários para proporcionar os recursos de apoio ao processo de mediação didática. A apresentação de cada conceito sempre deve iniciar em um determinado nível, que é o nível base do conteúdo multinível. Após a apresentação do nível base, podem ser apresentados outros níveis do conceito ou ser apresentado o nível base do próximo conceito.

O processo de apresentação do conteúdo é realizado por um mecanismo de navegação, ou navegador. O navegador possibilita estabelecer a trajetória de apresentação didática no conteúdo multinível. Para estabelecer a trajetória didática, o navegador propicia meios para assegurar a sequência dos conceitos e a seleção de quais níveis de cada conceito serão apresentados. A Figura 4 ilustra a estrutura do navegador com um conteúdo multinível de 5 níveis..

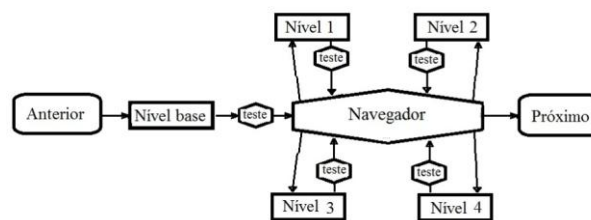


Fig. 4 Estrutura do conteúdo multinível.

O método proposto neste trabalho utiliza uma rede neural Perceptron de multiplas camadas (MLP, do ingles Mult Layer Perceptron) para definir o perfil do estudante e estimar o padrão proximal de aprendizagem e estimar o padrão proximal de aprendizagem. A RNA é treinada com dados selecionados da observação de estudantes que apresentaram resultados positivos na capacidade de organizar o estudo individual. Ao final do treinamento, a RNA estará capacitada a exercer a função de classificar o estudante em um padrão  $\Omega$  e indicar o padrão proximal de aprendizagem.

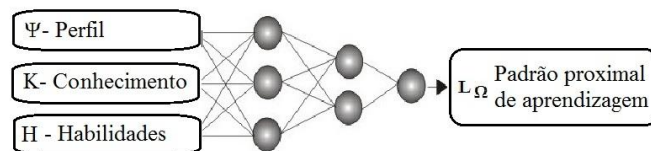


Fig. 5: Definição do padrão proximal de aprendizagem

O sistema proposto neste trabalho é composto de introdução, testes iniciais, seqüência de apresentação do assunto e teste final. A Figura 6 ilustra a estrutura do sistema.

Na introdução do sistema são apresentadas as informações gerais sobre o sistema e o assunto a ser apresentado. Após a introdução são realizados os testes de características, habilidades e pré-conhecimento. O resultado dos testes é

inserido na entrada da RNA que classifica o perfil do estudante e apresenta, na saída, o padrão proximal de aprendizagem. Este padrão fica armazenado na memória do sistema como padrão de referência global para a apresentação do conteúdo.

Conforme definido pelo professor, o sistema inicia a seqüência de apresentação do conteúdo a partir do primeiro conceito até o último conceito. Após a apresentação de todo o conteúdo, é realizado um teste final.

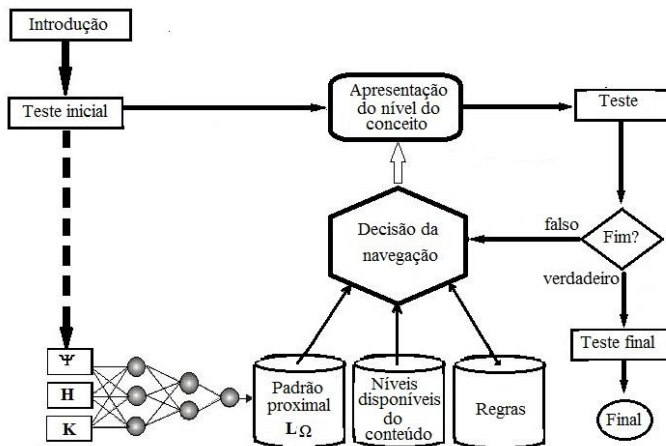


Fig. 6: Estrutura geral do sistema

A decisão da navegação no STI proposto neste trabalho é baseada no padrão de navegação gerado pela RNA e no desempenho local do aprendiz (nível corrente e resultado da correção do teste).

A apresentação do conteúdo é organizada em uma combinação de duas sequencias: geral e localizada.

A sequencia geral é organizada pelo professor que define a ordem de apresentação dos conceitos. Essa sequencia apresenta os conceitos em uma ordem lógica, estruturando o conteúdo desde o primeiro ao último conceito.

A sequencia localizada é organizada pelo sistema proposto que define quais os níveis serão apresentados e a ordem de apresentação deles de acordo com a sequênciã geral. Após a apresentação do conceito em um nível qualquer, o estudante pode reagir de diferentes maneiras. Conforme a reatividade, é selecionado um nível para ser apresentado. A sequênciã localizada corresponde às ações didáticas do professor diante da reatividade do estudante.

## VI. EXPERIMENTO E RESULTADOS

Para investigar a validade e a aplicabilidade das técnicas propostas neste trabalho foi desenvolvido um experimento. O objetivo deste experimento é a aquisição de dados para a análise e a fundamentação de conclusões sobre o modelo proposto.

A estrutura de suporte para o experimento consiste de formatação do conteúdo, da definição da rede neural, da definição das regras de especialistas e do desenvolvimento de sistemas para coleta de dados.

A coleta de dados consiste de três etapas. Em todas as etapas os dados são coletados para a análise e a comparação com as outras coletas. Na etapa inicial os dados são coletados em um sistema com navegação livre. Neste sistema de

navegação o estudante decide cada etapa da trajetória didática. O objetivo principal desta coleta é a seleção de dados para treinamento da RNA. Nas próximas etapas, os dados são coletados com sistemas de navegação guiada com decisão aleatória e com decisão inteligente. No sistema com navegação aleatória, o próximo ponto da trajetória didática é definido por um mecanismo de sorteio aleatório. O principal objetivo de validar as técnicas propostas. Na última etapa é utilizado o sistema de navegação inteligente, no qual o mecanismo de decisão implementa as técnicas propostas neste trabalho. A Figura 7 sintetiza a organização da metodologia do experimento realizado neste trabalho.

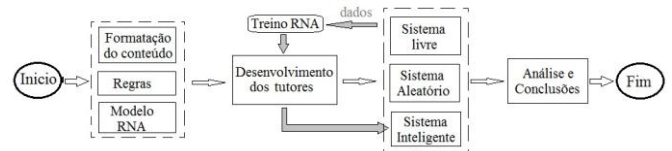


Fig. 7: Organização do experimento.

A análise e a comparação dos dados coletados com as navegações livre, aleatória e inteligente possibilita estabelecer as conclusões sobre as técnicas propostas. Após a coleta de dados com a navegação livre, os dados foram analisados e selecionados para o treinamento da rede neural do sistema inteligente. Para a continuidade do experimento foram realizadas coletas com sistemas guiados (aleatório e inteligente). Ao final das coletas, foi realizada a análise dos dados e a avaliação comparativa entre as navegações. A Tabela I apresenta os resultados obtidos.

Tabela I: Análise do desempenho médio das notas.

Navegação	Nota Inicial		Nota final	
	Média	Desvio padrão	Média	Desvio padrão
Livre	4,56	6,87	6,87	6,87
Aleatória	3,99	5,93	5,93	5,93
Inteligente	3,92	7,21	7,21	7,21

A média das notas finais entre as coletas foi de 6,6, indicando ter ocorrido melhoria. Neste caso, a maior média foi alcançada pela navegação inteligente (7,21), seguida pela livre (6,87) e, por último, a navegação aleatória (5,93).

O desvio padrão é uma medida de variabilidade que indica a estabilidade ou a homogeneidade dos elementos do conjunto. O valor do desvio padrão das notas iniciais apresenta um conjunto mais homogêneo na navegação livre e um grupo mais heterogêneo na navegação inteligente.

O desvio padrão da nota final indicou a navegação livre com menor variação (1,66), em seguida a navegação inteligente (1,83) e, por último, a navegação aleatória (2,16).

A comparação do desvio padrão das notas iniciais e finais indicou uma redução dos desvios nas navegações livre e inteligente após a apresentação do conteúdo. Na navegação aleatória praticamente não ocorreu redução da variabilidade inicial e final. A redução de 17,2% do desvio padrão na navegação inteligente foi a melhor entre as navegações, apesar do desvio padrão nas notas finais da navegação inteligente (1,83) ser maior do que o desvio da navegação livre (1,66). Nesta última navegação, a redução foi de 6,7% e na navegação aleatória foi de apenas de 0,4%.

## VII. CONCLUSÕES

O sistema proposto neste trabalho apresentou um modelo para o emprego em sistemas tutores inteligentes conexionistas com conteúdo multinível. Nesse sistema a personalização reativa é proporcionada por uma combinação híbrida de técnicas conexionistas, regras simbólicas e decisão probabilística.

Foi apresentada a organização de um conteúdo com várias alternativas de apresentação. Essa organização procurou representar a disponibilidade de recursos para as intervenções do professor na mediação do conhecimento.

O problema de estabelecer o padrão pela interseção de várias regiões foi solucionado com o emprego de uma RNA do tipo MLP. O paradigma de aprendizado supervisionado da MLP proporcionou a organização necessária para estabelecer uma associação do perfil do estudante com um padrão proximal de aprendizagem.

Na perspectiva da zona de desenvolvimento proximal (ZPD), o sistema funciona como mediador no processo de desenvolvimento da aprendizagem. O sistema estabelece um padrão proximal de aprendizagem para o estudante, proveniente de outro estudante com perfil semelhante. Durante o estudo, conforme as ações do estudante, o sistema reajusta a apresentação, semelhante a ação de mediação do professor.

A organização do experimento procurou estabelecer os critérios e os métodos que permitissem obter os dados necessários para estruturar o modelo proposto. A metodologia de coletar dados com diferentes sistemas proporcionou a disponibilidade dos dados necessários para a análise comparativa da validade das técnicas propostas.

A análise dos dados coletados mostrou que a estrutura multinível possibilitou diferentes formas de organizar o conteúdo que resultaram em uma melhoria no valor médio das notas finais. Os dados do experimento indicaram que o sistema inteligente proporcionou uma boa organização dos conteúdos com bons resultados em termos das médias finais.

A estruturação do experimento forneceu dados que possibilitaram verificar que as técnicas propostas no trabalho foram eficientes na automatização da organização do conteúdo, verificado pelo melhor resultado na média das notas finais.

Diante do exposto, verifica-se o potencial do modelo como recurso didático em sistemas virtuais de aprendizagem.

## REFERÊNCIAS

- [1] SCHULTZ, D. P. e SCHULTZ, S. E., (2008). Teorias da Personalidade, São Paulo, Cengage-Learning
- [2] GREGORY, R. J., (2007). Psychological Testing: History, Principles, and Applications. 5ª Edition, Pearson.
- [3] KOZULIN, A., GINDIS, B., AGEYEV, V., MILLER, S. (2003) Vygotsky's Educational Theory in Cultural Context, Cambridge: Cambridge University Press.
- [4] VYGOSTSKY, L. S. (1998) Pensamento e linguagem. 6ª edição. São Paulo. Martins Fontes.
- [5] VICCARI, R. M. & GIRAFFA, L. M. M. (1996) Sistemas Tutores Inteligentes: Abordagem Tradicional

vrs. Abordagem de Agentes. XII Simpósio Brasileiro de Inteligência Artificial. Curitiba. Outubro.

- [6] GIRAFFA, L. M. M & VICCARI, R. M. (1997) The Use of Agents Techniques on Intelligent Tutoring Systems. Instituto de Informática-PUC/RS. Porto Alegre.
- [7] RISSOLI, V. R. V. (2007) Uma proposta metodológica de acompanhamento personalizado para aprendizagem significativa apoiada por um assistente virtual de ensino inteligente. Tese de doutorado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil.
- [8] GONZÁLEZ, L. A. G. and RUGGIERO, W. V. (2009) Collaborative e-learning and learning objects. IEEE Latin-America Transactions, vol. 7, nº 5.
- [9] FONTENLA, J., CAEIRO, M. and LLAMAS, M. (2010) A SOA Architecture to improve the tailorability and extensibility of e-learning Systems. IEEE Latin-America Transactions, vol. 8, nº 2.
- [10] FAUSETT, L. V. (1994) Fundamentals of neural networks. Prentice Hall.
- [11] HAYKIN, S. (2001) Redes Neurais: princípios e prática. 2.ed. – Porto Alegre, RS, Bookman.
- [12] BRAGA, A. P., CARVALHO, A. P. L. e LUDERMIR, T. B. (2007) Redes Neurais Artificiais – Teorias e Aplicações. 2ª Ed. Rio de Janeiro, LTC.
- [13] MCCULLOCH, W. S. ; PITTS, W. H. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in neural nets, Bulletin of Mathematical Biophysics, v.5.
- [14] MELO, F. R.; FLÓRES, E. L.; CARVALHO, S. D. (2011) Multilevel content's structure for personalization in connexionist intelligent tutor systems. In: 8th International Conference on Information Systems and Technology Management, 2011, São Paulo. Abstract and Proceedings of 8th CONTECSI. São Paulo : TECSI EAC FEA USP.
- [15] MELO, F. R.; FLÓRES, E. L. ; CARVALHO, S. D.; MARTINS, W.; CARRIJO, G. A.; VEIGA, A. C. P. (2012) Multilevel didactic content for reative personalization on intelligent tutor systems. In: SBA - Revista da Sociedade Brasileira de Automática. São Paulo: UNICAMP.