

ANÁLISE DA FUNCIONALIDADE DA REDE NEURAL ARTIFICIAL EM SISTEMAS TUTORES INTELIGENTES HÍBRIDOS BASEADOS EM ESTILOS DE APRENDIZAGEM

Viviane Meireles^{1,2}, Weber Martins^{1,3}, Francisco R. de Melo^{1,4} e Lauro E. G. Nalini^{1,3}
meireles@ueg.br, weber@pireneus.eee.ufg.br, chicorm@yahoo.com.br, legn@ucg.br

¹Grupo PIRENEUS

Escola de Engenharia Elétrica e de Computação
Universidade Federal de Goiás – Goiânia – Goiás

²Departamento de Ciência da Computação
Faculdade Latino Americana – Anápolis - Goiás

³Laboratório de Análise Experimental do Comportamento
Departamento de Psicologia
Universidade Católica de Goiás – Goiânia – Goiás

⁴Departamento de Sistemas de Informação
Centro Universitário UniEvangélica – Anápolis - Goiás

Abstract

This article presents a Hybrid Intelligent Tutoring System based on MLP (Multilayer Perceptron) artificial neural nets, that is adaptive, reactive, and capable to offer personalized and dynamic tuition. The characteristics of the apprentice's learning style are used as basic elements of the personalization in the sense of global proper behavior, which are complemented by symbolic expert rules to fine adjust of local behavior. The investigation, besides the specification and empirical evaluation of the proposed system, analyzes the collected data in order to find the relevance of neural network on driving apprentices through course contents. Statistical analysis with Pearson correlation coefficient indicates that the employed neural network has strong influence on the well-succeeded personalization of the navigation in course contents.

Resumo

Este artigo apresenta um Sistema Tutor Inteligente Híbrido baseado em redes neurais artificiais MLP (Perceptron Multicamadas), adaptativo e reativo, capaz de oferecer ensino personalizado e dinâmico. As características do estilo de aprendizagem do aprendiz são utilizadas como elementos básicos da personalização no sentido da adequação do comportamento global, sendo complementadas por regras simbólicas de especialistas, visando ajuste fino do comportamento local. A investigação, além da especificação e avaliação empírica do sistema proposto, analisa os dados coletados no sentido de encontrar a relevância da rede neural na direção dos aprendizes através do conteúdo do curso. A análise

estatística feita com o coeficiente de correlação de Pearson indica que a rede neural empregada tem forte influência na personalização bem sucedida da navegação no conteúdo do curso.

1. Estilos de Aprendizagem

O processo de aprendizagem é considerado um processo natural, independente de assistência e concluído na idade adulta. Para Skinner [1], a aprendizagem seria, basicamente, uma mudança de comportamento. A aprendizagem acontece quando uma pessoa demonstra saber algo que não sabia antes. É a maneira como as pessoas adquirem, armazenam e usam conhecimento.

O tema de como ajudar pessoas aprenderem a aprender eficientemente tem sido uma área ativa de pesquisa no decorrer das últimas décadas [2]. Com o intuito de atingir aprendizagens eficazes, estudiosos em Educação têm identificado de diferentes formas como as pessoas percebem e processam novas informações; como certas estratégias de aprendizagem trabalham a informação e como a mente é influenciada pelas percepções de cada pessoa. Esta combinação de percepção e processamento é a forma individual do estilo de aprendizagem. O estilo de aprendizagem é o modo pelo qual cada indivíduo começa a concentrar, processar e reter novas informações [3], exprimindo diferenças no processamento de informações. Essencialmente, o estilo de aprendizagem possui três componentes: i) maneira com que se processa a informação; ii) seleção dinâmica de estratégias de aprendizagem; e iii) própria percepção da pessoa com respeito à sua aprendizagem.

Conforme Dunn [4], a orientação da aprendizagem de uma pessoa é, talvez, o determinante mais

importante de sua realização educacional. Logicamente, quanto maior sua congruência com o método pedagógico usado, maior a chance de sucesso [5]. Por conseguinte, existem instrumentos que buscam medir estilos de aprendizagem. Nos últimos anos, muitos autores pesquisaram o conceito de estilos de aprendizagem, resultando em muitos modelos [6].

David Kolb [7] criou um modelo para classificar os estilos dos aprendizes baseado, principalmente, no trabalho de teóricos da aprendizagem experimental (John Dewey, Kurt Lewin e Jean Piaget) e influenciado por psicologias terapêuticas (Carl Jung [8]). Kolb usou quatro extremos para definir as fases do ciclo de aprendizagem, como ilustrado na Figura 1.

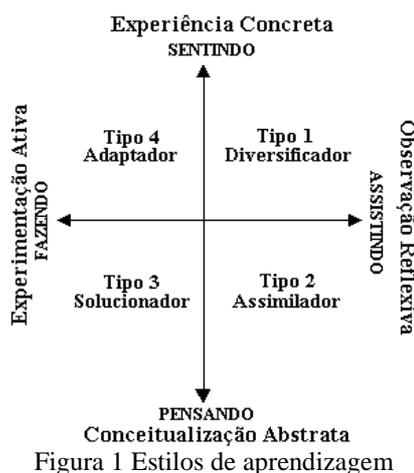


Figura 1 Estilos de aprendizagem

Felder e Silverman [9] definem diferentes estilos de aprendizagem, onde consideram a aprendizagem com cinco dimensões: entrada (visual ou aural), percepção (sensorial ou intuitiva), organização (indutiva ou dedutiva), processamento (ativo ou reflexivo) e compreensão (seqüencial ou global).

É importante ressaltar que os modelos de Kolb, Felder e Silverman não são os únicos modelos de estilo de aprendizagem encontrados na literatura. Independente do modelo utilizado, é necessário considerar que alguns indivíduos podem ser dominados fortemente por um estilo de aprendizagem e serem particularmente fracos em um estilo.

2. Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais (RNAs) [10, 11] são estruturas de processamento que imitam a atividade de processamento do cérebro humano por meio da modelagem de processadores simples que trabalham no sentido de exibirem comportamentos globais desejados. Para implementação das RNAs, neste trabalho, foi proposto um modelo de neurônio artificial (nodo) similar, em estrutura e funcionamento, ao neurônio biológico. O nodo possui um ou mais sinais de entrada e um sinal de saída. Os pesos representados são valores que indicam o grau de importância que determinada entrada possui em relação ao respectivo neurônio. As entradas são multiplicadas pelos pesos e a somatória desses resultados é o sinal total de estimulação no neurônio. O sinal de estimulação

produzirá uma saída conforme a função de ativação (transferência) interna do neurônio. Um modo simples de entender a função de ativação é por meio da comparação com um recipiente onde colocamos um furo numa determinada altura. Desta forma, teremos a saída do líquido quando a quantidade colocada no vasilhame for igual ou superior a altura do furo. No neurônio artificial, a função de ativação possui um limiar (equivalente à altura do furo) que irá produzir uma saída quando a informação recebida pela função ultrapassar o valor estabelecido.

Os neurônios, analogamente ao que ocorre no cérebro, são interconectados, formando a rede neural artificial. Assim, é possível criar estruturas para generalização de padrões através de variadas entradas, produzindo uma ou mais saídas que poderão representar uma ação ou objeto do mundo real (padrão) como resposta aos diferentes dados apresentados na entrada. A fase de aprendizado (normalmente descrita como “treinamento da rede”) trata do ajuste adequado dos pesos, possibilitando a retenção das características de padrões conhecidos e, conseqüentemente, o emprego da rede na generalização/classificação de novos padrões.

3. Sistemas Tutores Inteligentes

Desde há muito tempo, o conhecimento — sua aquisição e sua transmissão — tem sido instrumento utilizado para promover e garantir a sobrevivência humana, a evolução pessoal e social e a soberania das nações [12-14]. Como decorrência, os processos de aquisição (aprendizagem) e de transmissão (ensino, instrução) do conhecimento são alvo de muitos questionamentos e pesquisas, assim como induzem progressos tecnológicos ao longo da história evolutiva humana [15-21].

O modo de transmissão de conhecimentos (ou ensino) mais antigo e ainda vigente é o denominado “presencial”. Caracteriza-se pela presença simultânea do agente transmissor (professor, instrutor, orientador, etc.) e dos aprendizes no ambiente físico onde ocorre o processo de transmissão. Frente às possibilidades decorrentes da expansão tecnológica e à demanda de instruir contingentes populacionais cada vez maiores, um conjunto de técnicas, instrumentos, procedimentos e programas constituíram o campo de investigação e tecnologia educacional que veio a ser denominado “Ensino à Distância” (EAD). Sem as limitações impostas pelo modelo presencial, a EAD permite massiva disseminação de conhecimentos, favorecendo, portanto, a popularização do ensino [22-25].

Desde sua diferenciação no contexto da Educação, a EAD é respaldada por experiências significativas realizadas em todo o mundo. Após sua diferenciação em 1940, por volta dos anos 60, os cientistas da EAD passam a contar com a possibilidade de ampla utilização de computadores na Educação [26]. Parcela considerável das aplicações educacionais que vieram a utilizar esta tecnologia foi classificada como “Instrução Assistida por Computador” (IAC) [27]. O modelo IAC está baseado no paradigma da Instrução Programada

(IP), que é definido, dentre outros aspectos, a) pela partição criteriosa, em quadros e blocos, do conteúdo a ser ensinado, considerados fatores tais como a natureza do conteúdo, o repertório de conhecimentos do aprendiz, o estágio de desenvolvimento lingüístico do aprendiz, o nível de escolarização, etc.; b) o arranjo da apresentação dos quadros considerado o nível de dificuldade de cada um, de forma que a seqüência de apresentações é organizada dos quadros mais fáceis para os mais difíceis; c) a possibilidade de progressão autocontrolada no sentido dos quadros iniciais para os finais de um bloco, ou seja, o aprendiz pode determinar o ritmo em que quer aprender, e d) o que ocorre como consequência da resposta do aprendiz e funciona como evento que indica a ele à medida que caminha pelos quadros, a correção ou a incorreção das suas respostas (feedback) [28-30].

Para contextualizar a proposta de tutores, utilizando sistemas inteligentes [31] baseados em redes neurais artificiais, é importante observar a existência de diversas estruturas de tutoriais, variando do tutorial clássico a sofisticadas estruturas customizadas [32]. Normalmente, uma introdução marca o início da lição e, no final, um resumo é apresentado para revisão dos conceitos, seguido de teste ou outra atividade para medir o conhecimento adquirido.

Outra estrutura recente propõe sistemas tutores conexionistas (ver Figura 2) [33, 34]. O conteúdo é particionado em vários tópicos (contextos). Cada contexto é subdividido em cinco níveis: facilitado, médio, avançado, perguntas/respostas e exemplos. A entrada em cada contexto é realizada através do nível médio. Após cada nível, realiza-se um teste. Após esse teste, o aprendiz pode escolher (navegação livre) ou ser conduzido (navegação guiada) para entre qualquer um dos outros níveis ou para o próximo contexto.

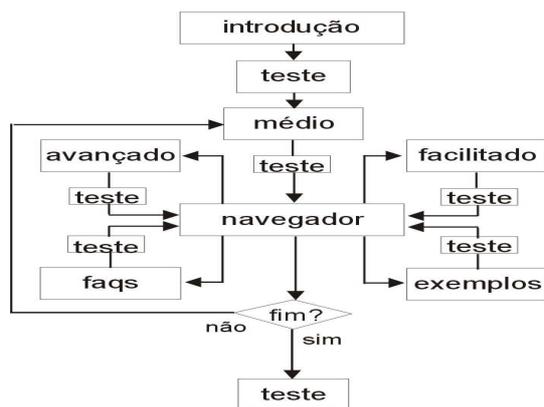


Figura 2 – Sistema Tutor Conexionista.

Nesse modelo, após a formatação do conteúdo em contextos e níveis, aprendizes navegam livremente pelo tutorial [35]. Tais navegações são registradas para que as melhores sejam selecionadas, baseado na melhoria de desempenho entre o teste inicial e o teste final. Uma rede neural artificial específica é treinada [36-37] para cada nível de cada contexto, conforme Martins & Carvalho [38]. Para uma sessão tutorial de

15 contextos, são necessárias 75 redes neurais diferentes.

4. Sistema Proposto

A estrutura proposta por Martins, Melo & Meireles [39-41] (ver Figura 3) busca melhorar o aproveitamento do estudante através da consideração do estilo de aprendizagem na geração dos padrões de navegação. Um padrão de navegação estabelece as distribuições de probabilidades de visitas dos cinco níveis em cada contexto na estrutura mostrada. Por exemplo, um determinado padrão contém a quantidade de visitas dos níveis (facilitado, avançado, exemplos e FAQs) e do próximo contexto. A pesquisa modifica o uso de redes neurais na estrutura conexionista apresentada por Martins & Carvalho, empregando, ainda, apenas uma RNA para todo o sistema. Essa RNA possui 3 camadas, 17 neurônios na camada de entrada e 5 neurônios nas camadas oculta e de saída e foi treinada com o algoritmo *backpropagation*. Para a seleção da rede foram realizados 400 treinamentos. Foram treinadas 20 redes em cada estrutura, variando de 2 a 21 neurônios na camada oculta. A rede selecionada apresentou o melhor equilíbrio na taxa de erro (0,03% no treinamento), com o menor custo de implementação (menor topologia) para o nosso propósito. Essa rede considera o estilo de aprendizagem (características), a habilidade tecnológica (conhecimento) e o resultado do teste inicial do conteúdo para definir padrões globais (distribuição de probabilidades) de navegação nos níveis. Para complementar a decisão global da navegação inteligente e exercer controle mais preciso e sensível ao desempenho local do aprendiz, um conjunto de regras simbólicas de especialistas em docência foi adicionado ao sistema. A associação da RNA com as regras simbólicas caracterizaram a estrutura como um sistema tutor inteligente híbrido.

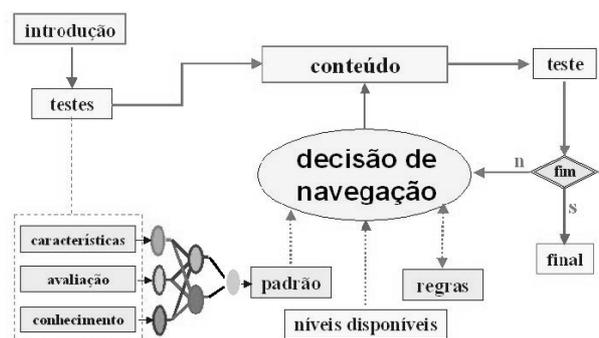


Figura 3: Estrutura proposta por Martins, Melo & Meireles

5. Análise de Resultados

Para chegar aos resultados obtidos, desenvolveu-se um sistema tutor para a coleta de dados, denominado Tutor Livre, e um tutor guiado (sem inteligência) denominado Tutor Aleatório para avaliação das decisões de navegação do Tutor Inteligente. O Tutor Livre e o Aleatório possuem a mesma estrutura do

Tutor Inteligente, porém não são dotados de inteligência. As coletas dos dados utilizados nos experimentos foram realizadas com alunos de cursos de graduação (Administração e outros). Após o treinamento das redes neurais e a seleção criteriosa da melhor rede, efetuou-se uma nova coleta de dados com o Tutor Guiado e o Tutor Aleatório para a realização de estudos comparativos do desempenho do sistema.

Realizamos as comparações entre as três amostras através da Estatística Descritiva, além de empregar técnicas de Estatística Inferencial para efetuar generalizações. A primeira (descritiva) nos descreve os resultados imediatos, as amostras especificamente. A segunda (inferencial) nos indica o quão significativas são as diferenças obtidas em termos populacionais.

Na Tabela 1 apresentamos os dados da análise descritiva. Podemos observar pontos importantes que indicam a maior estabilidade dos dados da navegação inteligente utilizada no sistema proposto.

Tabela 1 – Análise Descritiva dos Dados Coletados

Ítem	Nota Inicial			Nota Final			Ganho Normalizado		
	livre	aleatória	inteligente	livre	aleatória	inteligente	livre	Aleatória	inteligente
Nº de casos	148	31	31	148	31	31	148	31	31
Média	4,6	4,00	3,7	6,9	5,9	7,3	39,6	32,6	57,8
Desvio padrão	1,78	2,17	2,35	1,66	2,16	1,81	32,87	27,42	26,63

Nas três situações, as notas iniciais médias estão próximas, ficando em torno de 4,09 – um indicativo dos participantes amostrais possuírem conhecimento regular sobre o assunto abordado, inferior à média tradicional de aprovação (5,0).

A média das notas finais ficou em torno de 6,7 entre as coletas, indicando ter ocorrido melhoria. Neste caso, a maior média foi alcançada pela navegação inteligente (7,3), seguida pela livre (6,9) e, por último, a navegação aleatória (5,9).

Na observação das médias, o fato mais interessante está na média da melhoria normalizada¹, onde a navegação inteligente (sistema proposto) alcançou a média 57,76% de melhoria (a mais alta das três coletas), seguida da navegação livre (39,59%) e a navegação aleatória (32,60%). Neste ponto, é importante lembrar que o conjunto selecionado para o treinamento da rede tinha uma melhoria mínima de 50%.

A Tabela 2 compara os valores médios observados nos experimentos. Podemos verificar que a navegação inteligente apresenta maiores valores na média da nota

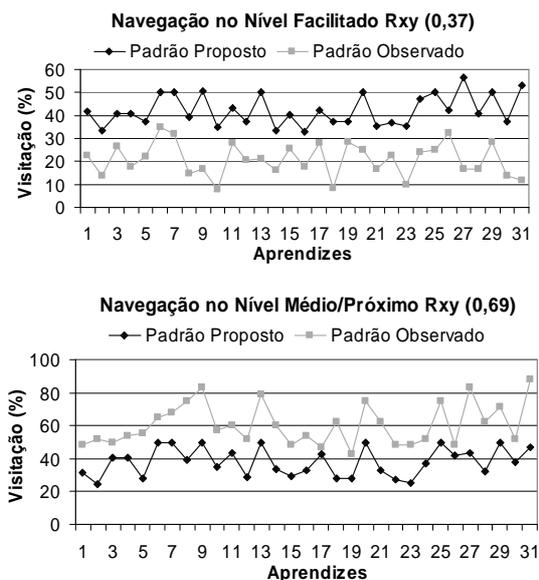
final e no ganho normalizado, menor quantidade de visitas e inexistência de incoerências. Com relação à comparação do tempo de execução (curso), os valores mostram diferenças desprezíveis, permitindo a conclusão de que o sistema proposto manteve o tempo gasto pelo aprendiz. Como especulação, tendo em vista que não foi gasto tempo para decidir sobre os destinos no tutor, o usuário pode ter sido beneficiado em relação à navegação livre.

Neste ponto podemos observar a eficiência do sistema proposto como um todo. Porém, é importante verificar a validade de cada uma das técnicas no resultado final. Mais especificamente, procuramos investigar a influência da Rede Neural Artificial (RNA) no sistema proposto. Tal investigação justificase pelo fato das regras simbólicas dos especialistas serem consideradas, intuitivamente, como altamente responsável pelo destino da navegação como um todo

Tabela 2 - Comparativo do desempenho médio das navegações

Navegação	Tempo (min)	Níveis visitados	Incoerências	Nota final	Ganho
Livre	37,88	35,34	0,63	6,9	39,6
Aleatória	35,97	45,00	1,06	5,9	32,6
Inteligente	36,99	25,70	0	7,3	57,8

Para esta investigação, estudamos o perfil de navegação proposto pela rede para cada nível. O perfil é individualizado para cada estudante de acordo com seu estilo de aprendizagem e habilidades obtidas no teste inicial. Com o perfil definido, passamos para o estudo das navegações observadas no experimento. Os gráficos comparativos as navegações estudadas são apresentadas na Figura 4.



¹ O ganho normalizado calcula a melhoria em relação à máxima melhoria possível. Em termos matemáticos, $GN = (X_{final} - X_{inicial}) / (X_{max} - X_{inicial})$.

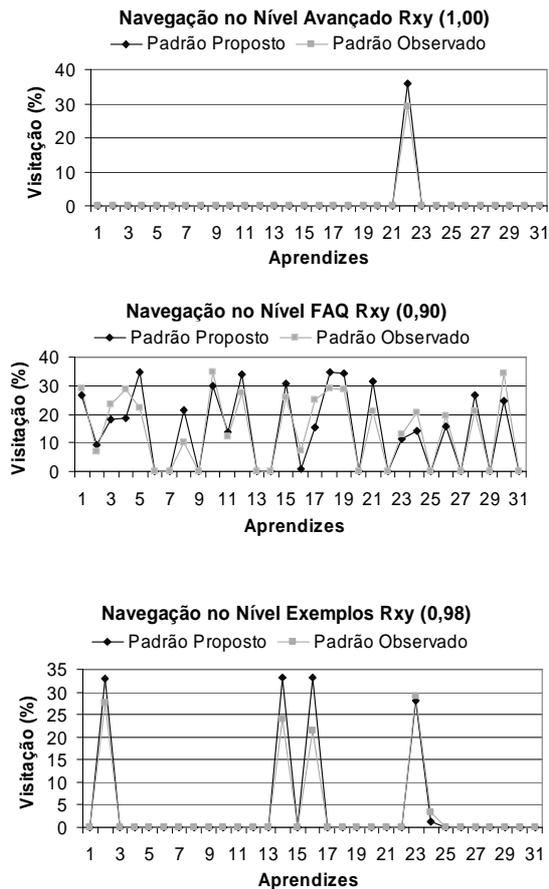


Figura 4: Comparativo dos Perfis de Navegação

Após o levantamento dos perfis (proposto e observado) de cada elemento da amostra, foi realizado o estudo estatístico através da correlação de Pearson entre os perfis da amostra para averiguar a relevância da RNA no sistema. O valor médio da correlação observada foi de 0,77, indicando uma forte correlação positiva entre os perfis. Este nível de correlação mostra que a rede neural é fortemente responsável pela definição do caminho percorrido (conteúdos visitados) pelo estudante no tutor.

6. Conclusão

Neste trabalho, apresentamos e desenvolvemos um Sistema Tutor Inteligente baseado em Redes Neurais, caracterizando a personalização do aprendiz, através da generalização das variáveis identificadoras do aprendiz em termos de estilos de aprendizagem. Além disto, promoveu-se um estudo empírico mais detalhado da capacidade do tutor ensinar. Para tal, comparamos o desempenho entre o sistema proposto e tutores não dotados de inteligência (livre e guiado aleatoriamente).

A análise dos resultados, do ponto de vista da Estatística Descritiva, indicou vantagens para o sistema proposto. A média de notas finais situou-se acima das outras navegações, apesar de ser pequena a diferença. Quanto à média do ganho normalizado, o sistema proposto ficou clara e significativamente acima da média dos outros tutores.

Na comparação das amostras, observamos que os melhores resultados do sistema proposto foram alcançados com menor média de níveis visitados e tempo reduzido para realização da tarefa.

Finalmente, os resultados obtidos através da correlação de Pearson entre os perfis indicado pela RNA e o efetivamente observado em cada elemento da amostra indicam uma correlação linear positiva forte. Com tal correlação, podemos afirmar que o perfil personalizado apresentado pela RNA tem uma forte atuação na definição do caminho a ser seguido no tutor em toda sua extensão. Eventuais diferenças entre os perfis justificam-se pelas correções apresentadas pela inserção das regras simbólicas que procuram corrigir situações locais não didáticas no processo de tutoria. Com isto podemos observar a validade do sistema híbrido com a simplificação dos recursos computacionais inteligentes conexionistas no sistema, sem descaracterizar o seu poder de atuação.

Apresentou-se as bases para o desenvolvimento de sistemas tutores conexionistas no sentido de implementar o ensino através do uso de estilos de aprendizagem. A proposta apresentada expande a primeira modelagem conhecida de sistema tutor inteligente conexionista [39] no sentido de agregar o uso de estilos de aprendizagem e permitir o aproveitamento da estrutura do sistema tutorial para outros conteúdos sem necessidade de novos treinamentos, além de reduzir o número de redes neurais envolvidas para apenas uma única. O sistema proposto ajusta a navegação guiada de acordo com regras simbólicas preestabelecidas.

Por fim, experimentações empíricas apontam o uso de redes neurais artificiais como bastante promissor no desenvolvimento de sistemas tutores inteligentes. A multidisciplinaridade da abordagem proposta revela mais um exemplo de sucesso do trabalho na integração de áreas típica e infelizmente distanciadas, tais como Educação (Psicologia da Aprendizagem) e Engenharia de Computação.

Referências

- [01] SKINNER, B.F. Sobre o Behaviorismo. Cultrix São Paulo. 1982.
- [02] MUMFORD, A. Learning style and learning skills. Journal of Management Development, 1(2), pp55-65, 1982.
- [03] DUNN, R. at All "Survey of Research on Learning Styles." Educational Leadership 46, 6:50-58, 1989.
- [04] DUNN, R. at All Diagnosing learning styles: a prescription for avoiding malpractice suits. Phi Delta Kappan, 58, pp418-420, 1977.
- [05] DELAHAYE, B. and THOMPSON, B. Learning styles - What do they measure? Asia Pacific Human Resource Management, Winter, pp60-68, 1991.
- [06] DELAHAYE, B. and THOMPSON, B. Learning styles - What do they measure? Asia Pacific Human Resource Management, Winter, pp60-68, 1991.
- [07] KOLB, D. A. Experiential Learning: Experience

- as The Source of Learning and Development. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1984.
- [08] LAWRENCE, G., People Types and Tiger Stripes: A Practical Guide to Learning Styles, 2nd edit., Center for Applications of Psychological Type, Gainesville, Fla., 1982.
- [09] FELDER, R. M. and SILVERMAN, L. K. Learning and Teaching Styles in Engineering Education, Engineering Education, Washington, DC, v. 78, n.7, p. 291-296, Apr. 1988.
- [10] HAYKIN, S. Redes artificiais: princípios e prática. 2.ed. – Porto Alegre, RS : Bookman, 2001.
- [11] TAFNER, M. A. et all. RedesNeurais Artificiais: Introdução e Princípios de Neurocomputação, EKO: Ed. da FURB, Blumenau, SC, 1995.
- [12] DEWEY, J. Psychology and social practice. Psychological Review, 1900.
- [13] THORNDIKE, E. L. Educational psychology. Volume II. The psychology of learning. New York : NY, Teachers College, 1921.
- [14] THORNDIKE, E. L. Human learning. New York : NY, Appleton-Century-Crofts, 1931.
- [15] BARLOW, J. A. The teaching and the teaching machine. Auto-instructional Devices, 1961.
- [16] GAGE, N. L. Handbook of research on teaching. Rand McNally, Inc., Chicago, USA, 1963.
- [17] SCHRAMM, W. The research on programmed instruction: an annotated bibliography. Office of Education (OE-34034), Government Printing Office, Washington, D. C., USA, 1964.
- [18] SKINNER, B. F. The technology of teaching. New York, Appleton-Century-Crofts, 1968.
- [19] ROSENBERG, M. J. E-Learning strategies for delivery knowledge in the digital age. McGraw-Hill, New York : NY, USA, 2001.
- [21] LEE, W. W. & Owens, D. L. Multimedia-based instructional design: computer-based training, web-based training, and distance learning. Jossey-Bass/Pfeiffer, San Francisco : CA, USA, 2000.
- [22] HORTON, William K. Designing Web-based Training. 2000
- [23] SHERRY, L. Issues in distance learning. International Journal of Educational Telecommunications, 1996.
- [24] De Vaney, A. & Butler, R. P. (2001). Voices of the founders: early discourses in educational technology. Em Jonassen, D. H. (2001). The handbook of research for educational communications and technology. The Association for Educational Communications and Technology, Bloomington : IN, USA.
- [25] PHELAN, K. C.; Mendoza-Diaz, N. V. & Mathews, S. An example of converting a traditional course into distance learning: an open discussion. Anais da 9th Annual International Distance Education Conference, Austin, Texas, USA, 2002.
- [26] JONASSEN, D. H. The handbook of research for educational communications and technology. The Association for Educational Communications and Technology, Bloomington, USA, 2001.
- [27] RICHMOND, W.K., “A Revolução no Ensino” tradução do original “The Teaching Revolution”, Companhia Editora Nacional, 1975.
- [28] PARK, O., PEREZ, R.S. and SEIDEL, F.J., “Intelligent CAI: Old Wine in New Bottles or a New Vintage ?”, em KEARSLEY, G., “Artificial Intelligence and Instruction - Applications and Methods”, 1987.
- [29] HOLLAND, J. G. & Skinner, B. F. The analysis of behavior: a program for self-instruction. McGraw-Hill Book Company, Inc., New York, USA, 1961.
- [30] MALPASS, L. F.; Hocutt, M. O.; Martin, E. & Givens, P. O comportamento humano: um programa para a auto-aprendizagem. Editora Renes, Rio de Janeiro, 1970.
- [31] FELTRINI, I. F. & Coelho, D. S. Avaliação da eficácia da instrução programada no ensino de verbos regulares e irregulares em espanhol. Anais do I Enc. Nac. do Grupo de Estudos de Linguagem do Centro-Oeste; volume no prelo, 2001.
- [32] EBERSPÄCHER, Henri F e Kaestner, Celso A A - A arquitetura de um sistema de autoria para construção de tutores inteligentes hiperfídia e seu posicionamento na informática educativa - IV Congresso RIBIE, Brasília, 1998
- [33] HORTON, William K. Designing Web-based Training. 2000.
- [34] CARVALHO, S. D., Mapas Auto-Organizáveis Aplicados a Sistemas Tutores Inteligentes, Goiânia, 2002. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação) - UFG - Universidade Federal de Goiás.
- [35] ALENCAR, W.S. Sistemas Tutores Inteligentes Baseados em Redes Neurais. Escola de Engenharia Elétrica e de Computação. Goiânia. Janeiro, 2000.
- [36] VASILEVA, T et al. Experimental Data About Knowledge Evaluation in a Distance Learning System, Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Skopje, Macedonia, 2001.
- [37] HAYKIN, S. S.; Redes Neurais Artificiais - Princípio e Prática. 2ª Edição, Bookman, São Paulo, 2000.
- [38] TAFNER, M. A. et all. RedesNeurais Artificiais: Introdução e Princípios de Neurocomputação, EKO: Ed. da FURB, Blumenau, SC, 1995.
- [39] MARTINS, W. & CARVALHO, S. D. Mapas Auto-Organizáveis Aplicados a Sistemas Tutores Inteligentes. Anais do VI Congresso Brasileiro de Redes Neurais, pp. 361-366, São Paulo, 2003.
- [40] MARTINS, W. et all. Espaços Psicológicos em Sistemas Tutores Inteligentes Conexionistas. Anais do VI Congresso Brasileiro de Redes Neurais, pp. 367-372, São Paulo, 2003.
- [41] MARTINS, W. et all. A Novel Hybrid Intelligent Tutoring System and its use of Psychological Profiles and Learning Styles. Anais da 7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, pp. 830-832, Maceió, BRA, 2004.