

REDE NEURAL ARTIFICIAL EM SISTEMAS TUTORES INTELIGENTES HÍBRIDOS BASEADOS EM TIPOLOGIA PSICOLÓGICA – IMPLEMENTAÇÃO E ANÁLISE EMPÍRICA

Francisco Ramos de Melo^{1,2,3}, Weber Martins^{1,4}, Viviane Meireles^{1,3}, Lauro Eugênio G. Nalini^{1,4}
 chicorm@yahoo.com.br, vmeireles@pireneus.eee.ufg.br, weber@pireneus.eee.ufg.br, legn@ucg.br

¹Grupo PIRENEUS

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

²Departamento de Sistemas de Informação
 Centro Universitário UniEvangélica – Anápolis - Goiás

³Departamento de Ciência da Computação
 Faculdade Latino Americana – Anápolis - Goiás

⁴Laboratório de Análise Experimental do Comportamento / Psicologia
 Universidade Católica de Goiás – Goiânia - Goiás

Abstract

This paper presents an Intelligent Tutoring System based on Multilayer Perceptron neural networks. It is adaptive and reactive and offers customized and dynamic teaching. Features of user psychological profile are employed as basic elements of customization, and they are complemented by (human) expert rules. The investigation follows the development process of the intelligent tutor and analyses the collected data with respect to the neural network role in the proposed system. Descriptive analysis of data indicates that the application of proposed techniques is adequate, based on empirical results. The main aspects that have been studied are retention (“learning improvement”) normalized gain, navigation total user time and number of steps (length of visited content). The Pearson’s Correlation indicates that the use of neural network is determinant on customization of learning steps (navigation on course contents).

Resumo

Este artigo apresenta um Sistema Tutor Inteligente baseado em redes neurais Perceptron Multi Camadas, dotado de característica adaptativa e reativa, capaz de oferecer ensino personalizado e dinâmico (proposto e implementado [01] e [02]). As características do perfil psicológico do aprendiz são utilizadas como elementos básicos da personalização, sendo complementadas por regras de especialistas, imprimindo o dinamismo necessário ao tutor. A investigação acompanha o processo de análise dos dados coletados na experimentação e apresenta a relevância da rede neural artificial dentro do contexto do sistema. A análise

estatística descritiva indica que a aplicação das técnicas propostas é adequada. Os principais aspectos estudados foram: retenção de conhecimento, ganho normalizado, tempo total de navegação e a quantidade de passos no tutor (tamanho do conteúdo percorrido total). A análise da correlação dos dados coletados indica o papel da rede neural como fortemente determinante na personalização do caminho no contexto do sistema.

1. Tipologia Psicológica

Segundo Jung, tipologias psicológicas descrevem e explicam a personalidade humana. Jung observou que o comportamento humano não é aleatório, não sendo as ações humanas o resultado do acaso. Representante importante do mentalismo cartesiano e do inatismo kantiano, Jung observou que padrões comportamentais podem ser concebidos como correlatos à estrutura da mente humana, correlação esta presente desde o nascimento do indivíduo. Desta concepção geral, Jung desenvolveu uma teoria de tipos psicológicos baseada em quatro fatores e em duas disposições. Os quatro fatores são a) o sentimento (F, do Inglês, feeling), b) o raciocínio (T, do Inglês, thinking), c) a intuição (N, do Inglês, intuition), e d) a sensibilidade (S, do Inglês, sensing); e as duas disposições são a extroversão (E, do Inglês, extraversion) e a introversão (I, do Inglês, introversion) [03].

Os tipos psicológicos se revelam ou atuam à medida que diferentes demandas experienciais no ambiente fazem com que haja direcionamento diferencial das energias do indivíduo para cada extremo dos pares de fatores e de disposições opostos: sensibilidade-intuição, raciocínio-sentimento, e extroversão-introversão. Segundo a teoria, devido ao fato de um dos extremos dos pares prevalecer e atuar mais frequentemente, a

tipologia prediz que os padrões comportamentais correlatos se tornarão cada vez melhor estabelecidos e mais previsíveis. Por sua vez, a ocorrência habitual dos padrões prevalentes conduz às diferenças individuais, estas definidas por padrões comportamentais de alta regularidade.

A definição e a classificação dos tipos na tipologia de Jung está baseada em divisões binárias (dicotomias) tendo como referência básica os opostos extroversão e introversão. O principal desenvolvimento subsequente da tipologia junguiana ocorreu com Myers & Briggs [04]. A abordagem apresentada por elas sobre os fatores diferiu da junguiana devido a terem adicionado outro conjunto de estruturas (o julgar e o perceber) e por defenderem que na mente individual não se realiza uma dinâmica simples [05]. Assim, Myers & Briggs classificam o indivíduo pela prevalência de uma das dicotomias sobre cada uma das outras três, incluindo o par introversão-extroversão, como ilustrado na Figura 1.

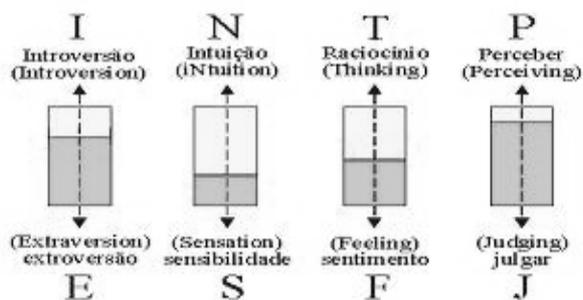


Figura 1 - Modelo de Myers-Briggs.

2. Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais (RNAs) [06] são estruturas de processamento que imitam a atividade de processamento do cérebro humano por meio de um software de computador (poderiam ser implementadas em hardware, mas não é vantajoso na maioria dos casos). 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 soma desses resultados (\sum) é o sinal de excitação no neurônio. O sinal de excitação 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 ao 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, inclusive, o emprego da rede na generalização/classificação de novos padrões.

Os neurônios, analogamente ao que ocorre no cérebro, são interconectados, formando a rede neural artificial, como ilustrado na Figura 5. 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, inclusive, o emprego da rede na generalização/classificação de novos padrões.

3. Sistemas Tutores

O uso de computadores na Educação [07] e [08] iniciou nos anos 50 com a criação de sistemas tutores. Tais programas são considerados simples “viradores de páginas eletrônicas”.

Desde a sua diferenciação no contexto da Educação, o EAD tem sido respaldado por experiências significativas realizadas em todo o mundo. Após sua diferenciação em 1940, por volta dos anos 60, os cientistas do EAD passam a contar com a possibilidade de ampla utilização de computadores na Educação [09] e [10]. Parcela considerável das aplicações educacionais que vieram a utilizar esta tecnologia foi classificada como “Instrução Assistida por Computador” (IAC; expressão traduzida do Inglês “Computer-Assisted Instruction” (CAI); [11] e [12]. O modelo IAC está baseado no paradigma da Instrução Programada (IP), que é definido, dentre outros aspectos, a) pela partição criteriosa, em quadros (frames) e blocos, do conteúdo a ser ensinado, considerados fatores tais como a natureza do conteúdo, o repertório de conhecimentos do aprendiz sobre conteúdos mais ou menos relacionados ao que está programado para ser ensinado, 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 auto-controlada no sentido do quadros iniciais para o 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) [13] e [14] como exemplos de aplicação prática do paradigma ao

ensino do conteúdo da Análise do Comportamento, da Matemática e do Espanhol).

Por fim, no final dos anos 90, a internet abriu espaços na Educação, encurtando distâncias para cursos e programas em EAD. Tal facilidade veio como consequência da associação desta revolucionária tecnologia educacional à Informática e às telecomunicações.

Para contextualizar a proposta de tutores, utilizando sistemas inteligentes [15] baseados em redes neurais artificiais, é importante observar a existência de diversas estruturas de tutoriais, variando do tutorial clássico a sofisticadas estruturas customizadas [16]. 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) [17] e [18]. 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 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. 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 para cada nível de cada contexto, conforme Martins & Carvalho [19]. Para uma sessão tutorial de 15 contextos, são necessárias 75 redes neurais diferentes.

4. Sistema Proposto

Martins, Melo & Meireles [20], [21], e [22] propuseram uma estrutura híbrida composta de uma RNA para o Perfil Global e Regras Simbólicas para o Perfil Local, conforme esquematizado na Figura 3. O trabalho busca melhorar o aproveitamento do estudante através da consideração de características psicológicas na geração dos padrões de navegação. Um padrão de

navegação estabelece as distribuições de probabilidades de visitas dos cinco níveis em cada contexto. 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, pela simplificação do emprego de apenas uma RNA para todo o sistema. A Rede Neural passa a definir padrões (distribuição de probabilidades) de navegação nos níveis a partir de características psicológicas e do teste inicial. Para complementar a decisão genérica realizada pela 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 caracterizam a estrutura como um sistema tutor inteligente híbrido.

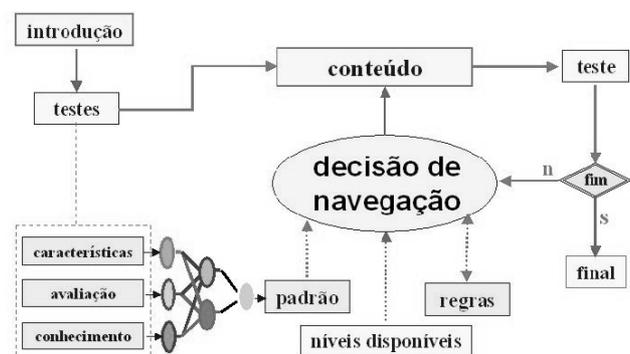


Figura 3: Estrutura Martins, Melo & Meireles

O uso de características psicológicas na condução do tutor permite ao sistema decidir o que deve ser apresentado, sustentado nas preferências individuais do educando, provendo a personalização do processo de tutoria. Além de considerar preferências e conhecimento do aprendiz, o sistema considera seu nível de habilidade tecnológica (para lidar com a tecnologia onde o sistema implementa sua interface com o usuário). Esta habilidade refere-se à proficiência individual possuída sobre determinada tecnologia. Em nosso caso inicial utilizamos o computador como interface. A habilidade tecnológica agrega informações particulares do estudante, contribuindo para a adequação da navegação personalizada. As preferências do aprendiz são coletadas através de questionário de características psicológicas e habilidades específicas. As respostas são usadas como entradas da RNA no sentido de viabilizar a conexão entre características pessoais e uma adequada condução do processo de ensino-aprendizagem. Tais padrões podem ser extraídos pelas redes neurais a partir de preferências individuais (dimensões que caracterizam o tipo) dos melhores estudantes, possibilitando a adequação no processo de tutoria do aprendiz.

Neste trabalho, propomos utilizar uma rede neural que tenha à sua disposição as características psicológicas do indivíduo, a habilidade tecnológica e seu nível de conhecimento no conteúdo específico do tutorial, como é ilustrado na Figura 4. Tal rede neural independe da formatação do conteúdo desde que seja mantida a estrutura (número de níveis em cada

contexto). O acréscimo de novos contextos ou alteração do conteúdo, por exemplo, não implica em mudanças no sistema tutorial. Tal fato pode possibilitar a reutilização da estrutura em novos conteúdos.

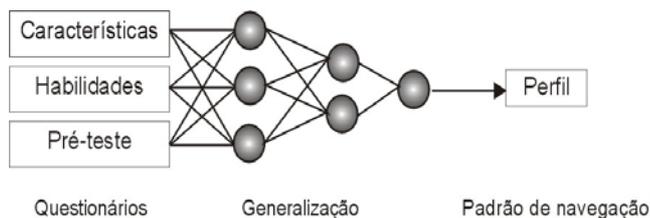


Figura 4 – Formação do Perfil

Para complementar a decisão genérica da navegação inteligente e exercer controle mais preciso e sensível ao desempenho local do aprendiz, um conjunto de regras simbólicas é adicionado ao sistema. A definição das regras simbólicas é feita por especialistas em docência. As regras tratam situações existentes de acordo com a estrutura do tutor (composta de níveis de contexto e testes), orientando as chances de escolha de níveis (ou próximo contexto) diante do desempenho do nível já executado.

5. Análise dos Resultados

Para chegar aos resultados obtidos, desenvolveu-se, além do sistema proposto, 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.

Nas Tabelas 1, 2 e 3 apresentamos os dados da análise descritiva nos diferentes tipos de navegação pesquisados. Podemos observar pontos importantes que apontam a maior estabilidade dos dados da navegação inteligente utilizada no sistema proposto.

Tabela 1 – Análise das Notas Iniciais

Navegação	livre	aleatória	inteligente
<i>Nº de casos</i>	148	31	31
<i>Média</i>	4,56	3,99	3,92
<i>Erro padrão</i>	0,15	0,39	0,40
<i>Desvio padrão</i>	1,78	2,17	2,21

Tabela 2 – Análise das Notas Finais

Navegação	livre	aleatória	inteligente
<i>Nº de casos</i>	148	31	31
<i>Média</i>	6,87	5,93	7,21
<i>Erro padrão</i>	0,14	0,39	0,33
<i>Desvio padrão</i>	1,66	2,16	1,83

Tabela 3 – Análise do Ganho Normalizado

Navegação	livre	aleatória	inteligente
<i>Nº de casos</i>	148	31	31
<i>Média</i>	39,59	32,60	58,02
<i>Erro padrão</i>	2,70	4,93	4,63
<i>desvio padrão</i>	32,87	27,42	25,79

Nas três situações, as notas iniciais médias estão próximas, ficando em torno de 4,16 – 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 6,6 entre as coletas, 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).

Na observação das médias, o fato mais interessante está na média do ganho normalizado [23], onde a navegação inteligente (sistema proposto) alcançou a média 58,02% de melhoria (a mais alta das três coletas).

A Tabela 4 resume a descrição da média dos resultados obtidos na análise comparativa dos dados da navegação livre, da navegação aleatória e da navegação com o sistema proposto (inteligente). Podemos observar que a navegação inteligente apresenta, sem incoerências, maiores valores na média da nota final e do ganho normalizado com menor tempo de execução (curso) e menor quantidade de visitas. Assim, verifica-se que as médias do sistema proposto são melhores e com a utilização de menos recursos (níveis visitados e tempo).

Tabela 4 - Desempenho médio das navegações

Navegação	Tempo em minutos	Níveis visitados	Incoerências	Nota final	Ganho
<i>Livre</i>	37,88	35,34	0,63	6,87	39,59
<i>Aleatória</i>	35,97	45	1,06	5,93	32,60
<i>Inteligente</i>	26,80	26,71	0	7,21	58,02

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 justifica pelo fato das regras simbólicas dos especialistas serem consideradas, intuitivamente, como altamente responsável pelo destino da navegação como um todo.

Para esta investigação, estudamos o perfil global de navegação indicado pela rede para cada nível e o perfil individualizado efetivamente observado na navegação realizada no sistema proposto. Após o levantamento dos

perfis globais (indicado 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 validade da RNA no sistema. O valor da correlação geral (R_{xy}) observada foi de 0,875, indicando uma forte correlação positiva entre os perfis sugerido pela RNA e o observado no experimento. Este nível de correlação é um forte indicio de que a atuação da RNA no sistema é fortemente responsável pela definição do caminho a ser percorrido pelo estudante no tutor. Na Tabela 5 apresentamos o estudo completo dos cálculos da correlação global e da correlação de cada nível.

Tabela 5 – Correlação de Pearson RNA X Observado

Nível	Correlação R_{xy}
Fácil	0,952
Próximo/Médio	0,694
Exemplos	0,529
Avançado	1
FAQs	1
Geral	0,875

As correlações são apresentadas graficamente nas Figuras 4 a 7, na forma de percentual de visitação onde podemos observar a curva do perfil de navegação sugerido pela RNA juntamente com perfil observado para cada elemento da amostra, representados pelos pontos na curva. A ligação dos pontos foi realizado com o intuito de permitir a identificação do domínio de cada perfil de estudo (RNA e Observado) no espaço amostral. Podemos observar que as “tendências” indicadas pelo perfil da rede são acompanhadas pelo perfil observado. As diferenças de percentual de visitação podem ser explicadas pelas correções impostas pelas regras simbólicas e, também, pela característica do sistema probabilístico.

A correlação no Nível Fácil é apresentada graficamente na Figura 4. A correlação de 0,952 sugere o fato das indicações da rede neste nível estarem fortemente correlacionadas com o perfil efetivamente observado nas navegações realizadas.

Nas Figuras 5 e 6 são apresentadas as correlações dos níveis Médio e FAQs. Nestes níveis, verificamos as correlações de menor valor no sistema. Entretanto, as mesmas são positivas e com valores longe do valor nulo, indicativo de haver correlação.

As melhores correlações ocorreram nos níveis Avançado e FAQs com valor 1,0 (um). Convém salientar o fato da RNA não ter indicado o nível Avançado para nenhum dos elementos da amostra e foi constatada a não existência de navegações no nível. No nível FAQs a RNA indicou apenas um dos elementos amostrais para navegação no nível e foi constatado que apenas o elemento indicado foi conduzido neste nível. O gráfico da Figura 7 apresenta os perfis estudados no nível FAQs.

Nível Fácil ($R_{xy} = 0.952$)

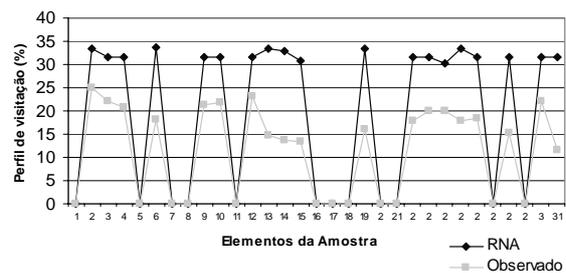


Figura 4: Correlação do Nível Facilitado

Nível Médio/Próximo ($R_{xy} = 0.694$)

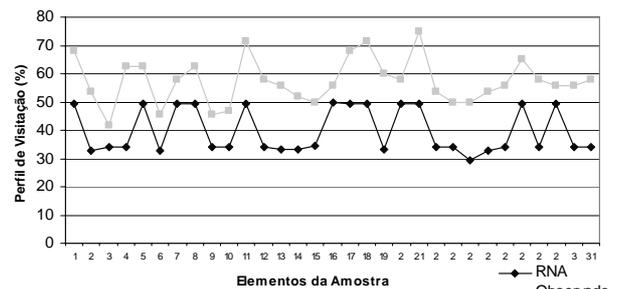


Figura 5: Correlação do Nível Médio/Próximo

Nível Exemplos ($R_{xy} = 0.529$)

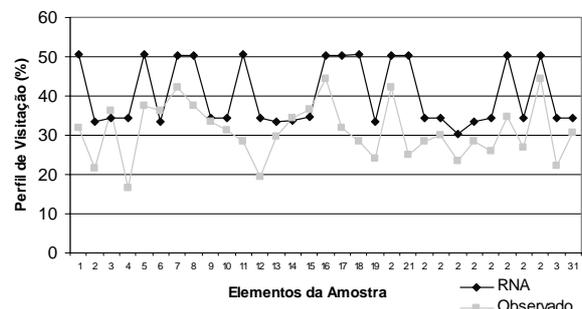


Figura 6: Correlação do Nível Exemplos

Nível FAQs ($R_{xy} = 1$)

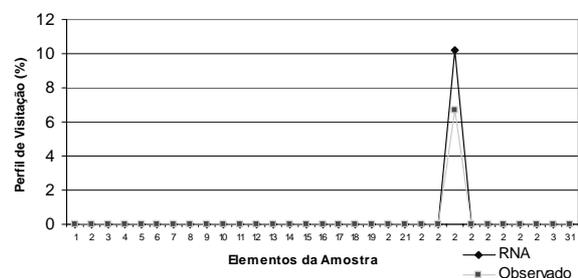


Figura 7: Correlação do Nível FAQs

6. Conclusão

Neste trabalho, 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 características psicológicas. Além disto, promoveu-se

um estudo 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, sob a ótica da Estatística Descritiva, apontou vantagens para o sistema proposto. A média de suas notas finais situou-se acima das outras navegações, apesar de ser pequena a diferença. Quanto à média do ganho normalizado, o sistema proposto ficou claramente acima da média dos outros tutores.

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

Finalmente, os resultados obtidos através da correlação de Pearson entre o perfil indicado pela RNA e o efetivamente observado em cada elemento da amostra, indicam uma correlação linear positiva forte. A correlação observada sugere a indicação do perfil personalizado apresentado pela RNA como fortemente atuante 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 pedagógicas 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.

Referências

- [01] MELO, F.R. Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos Baseados em Características Psicológicas. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Goiás, Goiânia, Brasil, 2003.
- [02] MELO, F.R. MARTINS, W. NALINI, L. E. G. MEIRELES, V. Psychological typology on lesson customization in a hybrid intelligent tutoring system. WCETE 2004 – World Congresso on Engineering and Technology Education. Proceedings of WCETE 2004 pp 83. Santos, São Paulo, Brazil. 2004.
- [03] JUNG, C. G., Psychological Types, trans. By H. G. Baynes, ver. By R.F.C. Hull. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1971 (originally published in 1921).
- [04] MYERS, I.B. and McCaulley, M.H. Manual: A Guide to the Development and Use of the Myers-Briggs Type Indicator. Palo Alto, Ca.: Consulting Psychologists Press, 1985.
- [05] KEIRSEY, D. and BATES, M. Please Understand Me – Character & Temperament Types, Intelligence, Prometheus Nemesis Book Company, USA, 1984.
- [06] HAYKIN, S. S.; Redes Neurais Artificiais - Princípio e Prática. 2ª Edição, Bookman, São Paulo, 2000.
- [07] BARLOW, J. A. The teaching and the teaching machine. Auto-instructional Devices, 1961.
- [08] 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.
- [09] ROSENBERG, M. J. E-Learning strategies for delivery knowledge in the digital age. McGraw-Hill, New York : NY, USA, 2001.
- [10] GARRISON, D. R., & Shale, D. Mapping the boundaries of distance education: Problems in defining the field. The American Journal of Distance Education, 1987.
- [11] PHELAN, K. C.; Mendoza-Diaz, N. V. & Mathews, S. An example of converting a traditional course into distance learning: an open discussion. Trabalho apresentado na 9th Annual International Distance Education Conference, Austin, Texas, USA, 2002.
- [12] EBERSPÄCHER, Henri F e Kaestner, Celso A A - A arquitetura de um sistema de autoria para construção de tutores inteligentes hipermídia e seu posicionamento na informática educativa - IV Congresso RIBIE, Brasília, 1998
- [13] SCHRAMM, W. The research on programmed instruction: an annotated bibliography. Office of Education (OE-34034), Government Printing Office, Washington, D. C., USA, 1964.
- [14] SKINNER, B. F. The technology of teaching. New York, Appleton-Century-Crofts, 1968.
- [15] 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.
- [16] HORTON, William K. Designing Web-based Training. 2000
- [17] ALENCAR, W. S., Sistemas Tutores Inteligentes Baseados em Redes Neurais, Goiânia, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação) - UFG - Universidade Federal de Goiás.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] MELO, F.R. MARTINS, W. NALINI, L. E. G. MEIRELES, V. A novel hybrid intelligent tutoring system and its use of psychological profiles and learning style. 7th International Conference, Proceedings of ITS 2004, pp 830-832. Maceió, Alagoas, Brasil. 2004
- [21] MEIRELES, V. MELO, F.R. MARTINS, W. NALINI, L. E. G. The use of learning styles in the construction in a hybrid intelligent tutoring system. WCETE 2004 – World Congress on Engineering and Technology Education. Proceedings of WCETE 2004 pp 83. Santos, São Paulo, Brazil. 2004.
- [22] MELO, F.R. MARTINS, W. NALINI, L. E. G. MEIRELES, V. Sistemas Tutores Inteligentes em Ambiente Web Baseados Em Tipos Psicológicos. X Congresso Internacional de Educação à Distância – ABED. Porto Alegre, Brasil. 2003.
- [23] VISHNU, K. L. et All. An Instrument for Assessing Knowledge Gain in a First Course in Circuit Theory. Department of Electrical and Computer Engineering Old Dominion University, 2002.