

# SISTEMA TUTOR INTELIGENTE PARA O APERFEIÇOAMENTO DA COMPREENSÃO DE LEITURA: UMA ABORDAGEM POR REDE NEURAL

Fabrcia N. Borges, Weber Martins, Leonardo da C. Brito, Pedro H. da S. Palhares e Flvio H. T. Vieira

Escola de Engenharia Eltrica e de Computao, Universidade Federal de Goias  
fabrcia.neres@gmail.com, weber@eeec.ufg.br, brito@eeec.ufg.br, palhares@posgrad.ufg.br, flavio@eeec.ufg.br

**Resumo** – Este trabalho propoe o uso de um sistema tutor para o aperfeioamento da compreenso de leitura usando a tcnica de sublinhamento. Tal sistema objetiva o desenvolvimento da tcnica de sublinhamento, de forma a auxiliar na anlise de textos acadêmicos. Dois grupos de estudantes, A e B, participaram da coleta de dados. A diferena entre os grupos reside na quantidade de exerccios realizados por cada grupo. O grupo A (grupo de controle) realizou vinte exerccios com nveis de dificuldade crescente. No grupo B, o grupo com controle inteligente de exerccios, a Rede Neural Artificial *Multi-Layer Perceptron* (MLP) controla o nvel de dificuldade dos exerccios. A abordagem utilizada no grupo B adapta-se às características de reteno de conhecimento de cada estudante, variando, quando necessrio, o grau de dificuldade apresentado a ele. Por meio de estudo comparativo, a anlise estatstica dos dados indicou que o grupo B alcanou maior evoluo nos nveis de compreenso de leitura.

**Palavras Chave** – Compreenso de Leitura, Redes Neurais, Sistemas Tutores, Sublinhamento.

**Abstract** – This paper proposes the use of a tutoring system for improving reading comprehension using the underlining technique. This system aims the development of the underlining technique in order to assist in the analysis of academic texts. Two student groups, A and B, participated in data collection. The difference between the groups lies in the amount of exercise performed by each group. Group A (control group) performed twenty exercises with increasing difficulty levels. In group B, group with intelligent control of exercises, the Multi-Layer Perceptron Artificial Neural Network controls the difficulty level of the exercises. The approach used in group B adjusts to the characteristics of knowledge retention for each student, varying the difficulty degree presented to him when appropriate. Through a comparative study, the statistical analysis indicated that group B achieved greater progress in the levels of reading comprehension.

**Keywords** – Reading Comprehension, Neural Networks, Tutoring Systems, Underlining.

## 1 Introduo

O rpido desenvolvimento dos meios de comunicao em massa e a onipresena da Internet impem mudanas na funo e na situao da leitura no mundo contemporneo [1]. Pesquisas mostram que mais de 70% da populao brasileira no possui o hbito de ler revistas ou jornais e o restante, 30%, apresenta graus variados de compreenso de textos [2]. Os estudantes universitrios brasileiros participantes do ENADE (Exame Nacional de Desempenho de Estudantes), realizado em 2006, apresentaram baixos ndices de capacidade de leitura. Segundo o ENADE, 43,6% dos universitrios estudam de uma a duas horas por semana alm do horrio de aula. Pode-se destacar que grande parte dos universitrios brasileiros so trabalhadores matriculados em cursos noturnos e com pouco tempo para se dedicar aos estudos, o que dificulta a implantao, pelas Universidades, de programas de incentivo à leitura [3]. Conseqentemente, é necessrio desenvolver meios de suplantar tal problema.

De forma a contribuir dentro desse contexto, este trabalho propoe o uso de um Sistema Tutor Inteligente para auxiliar estudantes universitrios no desenvolvimento da compreenso de leitura. O sistema tutor proposto procura desenvolver um aspecto da habilidade do estudante de analisar textos, isto é, objetiva aumentar sua capacidade de identificao do que é importante em um texto atravs da tcnica de sublinhamento.

## 2 Teoria Base

### 2.1 Compreenso de Leitura

Ler é uma habilidade complexa que envolve desde a decodificao dos smbolos escritos até a fase de anlise reflexiva do seu contedo. A compreenso total do texto depende de muitas variveis. Na perspectiva da teoria cognitiva, é necessrio que o leitor recupere o esquema que existe na memria com vocabulrio e conhecimento prvio sobre as informaes sintticas e semnticas do texto [4].

A compreenso da linguagem escrita (texto) é o objetivo fundamental da leitura. Para que isso acontea, os leitores determinam relaes entre o seu conhecimento anterior e a nova informao que o texto lhe oferece, fazendo inferncias, comparaes e formulando perguntas relacionadas ao contedo. Muitos fatores que determinam a compreenso de leitura esto relacionados entre si e mudam continuamente. O problema de compreenso de leitura é apontado como o processo de reconstruo por parte do leitor do sentido dado pelo escritor ao texto. O texto, depois de criado, torna-se independente de seu autor e o leitor aplica seus esquemas cognitivos e conhecimento prvio sobre o assunto durante a leitura [1].

Para avaliar o grau de compreensão de leitura, é importante analisar com atenção a habilidade de ler e a complexidade do texto. A avaliação da compreensão de textos mensura a capacidade do leitor ou estudante de interpretar frases, enunciados ou textos. Para avaliar de forma eficiente o nível de compreensão do estudante, é necessário avaliar alguns parâmetros, tais como: idade, grau de escolaridade, nível sócio-econômico, dentre outros. Durante o processo de elaboração dos testes de avaliação de compreensão de leitura, é necessário reconhecer quais as habilidades específicas exigem aprimoramento [1].

## 2.2 Métodos Usados para Avaliar a Compreensão de Leitura

Existem diversas formas para avaliar a compreensão de textos. Dentre elas, pode-se destacar o Teste de Cloze [5] e o programa de computador *Summary Street* [6].

O Teste de Cloze foi proposto por Taylor em 1953, como recurso para avaliação de compreensão de leitura [5]. Através do Teste de Cloze, é possível estimar o nível de compreensão de leitura. Ele também pode ser usado como método para desenvolver a compreensão de leitura e como técnica para avaliar a legibilidade dos textos. O Teste de Cloze consiste em solicitar ao estudante que acrescente as palavras suprimidas no texto. As omissões são feitas em intervalos regulares que geralmente variam entre cinco e dez palavras. Deve-se evitar suprimir nomes próprios e palavras da primeira e última oração do texto [1]. Podem-se suprimir seletivamente substantivos, verbos ou algumas combinações de classes de palavras e pedir para o aluno adivinhar a palavra suprimida adequada para o contexto. A palavra suprimida é substituída por um traço de tamanho sempre igual ou de tamanho proporcional a mesma [5].

O programa de computador *Summary Street* [6] avalia a compreensão de leitura através da produção de resumos. Ele fornece *feedback* se o resumo elaborado pelo estudante apresenta poucas informações ou excesso delas. Ele foi desenvolvido para falantes nativos da língua inglesa. O programa utiliza a ASL (Análise Semântica Latente) [6], modelo estatístico que procura explicar como o significado das palavras pode ser derivado a partir de dados estatísticos originados pela experiência. A teoria da ASL pressupõe a existência de padrões do uso das palavras em determinado contexto. Para analisar o texto, o modelo ASL gera uma matriz de ocorrência de cada palavra na frase ou parágrafo. O ASL capta os efeitos de semelhança entre as palavras através dos padrões de uso delas em diferentes contextos, estabelecendo de forma automática a correlação de ordem contextual do uso das palavras sem a necessidade de uma análise da ordem nas frases [7].

## 2.3 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais são sistemas de processamento de informações com características semelhantes às redes neurais naturais [8]. O neurônio artificial é a unidade de processamento de informação necessário para o funcionamento da rede neural artificial [9]. Em 1986, Rumelhart, Hilton e Williams demonstraram que é possível treinar redes neurais com camadas internas. O resultado deste trabalho ficou conhecido como redes neurais com múltiplas camadas. As redes neurais com múltiplas camadas são compostas por uma camada de entrada, uma ou várias camadas ocultas e uma camada de neurônios de saída. A camada de saída recebe estímulos da camada intermediária e monta a resposta da rede. As camadas intermediárias extraem características das entradas da rede permitindo que a rede elabore uma representação mais eficiente para um determinado problema [9].

Existem diversos algoritmos para o treinamento de redes com múltiplas camadas. Grande parte deles aplica aprendizado supervisionado, destacando-se o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) [8]. O treinamento de uma rede neural de múltiplas camadas com retropropagação é dividido em três etapas: propagação das informações (insere os padrões de treinamento); retropropagação do erro (a saída desejada e a saída real da rede são comparadas); e o ajuste dos pesos da rede neural. Essas etapas são repetidas diversas vezes durante o treinamento da rede até que o ajuste adequado para o problema seja encontrado [8].

## 2.4 Sistemas Tutores

O processo de ensino e aprendizagem é objeto de estudo de incontáveis pesquisas acadêmicas em diversas áreas do conhecimento. Psicólogos e educadores americanos e europeus desenvolveram, a partir de 1940, novas alternativas que dispensavam a presença física do professor junto aos alunos durante o processo de ensino aprendizagem. O conjunto de técnicas, instrumentos, procedimentos e programas que surgiram gradativamente foi denominado EAD (Ensino a Distância). Por volta de 1960, os cientistas do EAD começaram a usar computadores na Educação. Grande parte das aplicações que utilizavam essa abordagem começou a ser denominada de IAC ("Instrução Assistida por Computador" do inglês, *Computer-Assisted Instruction*) [10]. O modelo de IAC foi baseado no paradigma da IP (Instrução Programada). A IP divide o conteúdo a ser ensinado em quadros ou blocos divididos de forma criteriosa e organiza os mesmos considerando o nível de dificuldade de cada um, seguindo sempre do nível mais fácil para o mais difícil. Com isso, na IP o estudante pode definir seu ritmo de aprendizagem. Outra característica é o retorno ou *feedback* para o estudante dos seus erros ou acertos na atividade [11].

Como evolução das IPs, os Sistemas Tutores Inteligentes tiveram origem na computação e sua base teórica foi a Psicologia Cognitivista [10]. Sua estrutura básica é composta por módulos, onde a sequência de atividades depende das respostas prévias do estudante. Os tutores inteligentes possuem capacidade de ensinar e aprender, procurando se adequar às

estratégias de ensino e às necessidades de aprendizagem de cada estudante. O computador é usado como ferramenta no processo de ensino e aprendizagem, criando ambientes virtuais de cooperação entre os estudantes e professores [12].

### 3 Sistema Tutor Proposto

#### 3.1 Descrição do Sistema Tutor Proposto

Pontualmente, o sistema tutor proposto procura desenvolver a habilidade de universitários brasileiros de compreender textos acadêmicos. Não obstante, pode-se aplicá-lo em qualquer nível de ensino.

Cada texto, capítulo ou parágrafo apresenta uma idéia principal e várias idéias secundárias. Durante a leitura, o estudante deve ser capaz de identificar o que é importante (idéia principal) no contexto. O bom leitor pode utilizar a técnica de sublinhamento como ferramenta para auxiliá-lo durante a leitura. Algumas noções de sublinhamento de textos podem ser sintetizadas em:

- 1) Sublinhar apenas idéias principais e os detalhes importantes, utilizando dois traços para elementos importantes e um traço para elementos secundários ou relações;
- 2) Passagens que geram dúvidas devem ser marcadas com sinal de interrogação;
- 3) Conjunto de elementos secundários devem ser assinalados com uma linha vertical na horizontal;
- 4) Se existem palavras desconhecidas, é importante consultar o dicionário e anotar o seu significado [13].

Dentro da técnica de sublinhamento, o sistema tutor proposto define três níveis de importância dos trechos em um texto:

- 1) Alta: idéias principais ou palavras chaves do texto (idéias principais e os detalhes importantes);
- 2) Média: equivalente aos elementos secundários ou relações;
- 3) Baixa: palavras ou trechos com importância baixa para o contexto.

O software implementado fornece ao aluno, a cada clique<sup>1</sup>, o *feedback* (resposta instantânea) do nível de compreensão do texto no exercício atual. Cada exercício é composto por um fragmento do texto elaborado pela equipe de projeto<sup>2</sup>. Durante o curso, o estudante realiza diversos exercícios com diferentes níveis de dificuldade. O *feedback* do sistema tutor utiliza três níveis diferentes para orientar o estudante sobre acertos ou erros durante os exercícios do curso: nível de compreensão atual maior ou igual a 75% indica bom desempenho no exercício atual; nível de compreensão entre 51% e 74% indica desempenho razoável (médio); compreensão entre 0% e 50% indica baixo desempenho. Se o estudante sublinha o que é importante no contexto, o nível de compreensão aumenta. Se o estudante sublinha trechos ou palavras desnecessárias, o nível de compreensão é reduzido. Para alcançar o nível de compreensão ideal, de 100%, o estudante precisa acertar as palavras ou trechos que devem ser sublinhados e atribuir corretamente seu respectivo nível de importância (alto, médio ou baixo). É desnecessário sublinhar as palavras ou trechos com nível de importância baixo. O nível de importância baixo também pode ser utilizado para desfazer o sublinhamento da palavra ou trecho identificado como importância média ou alta anteriormente. A Equação 1 fornece o nível de compreensão do estudante em porcentagem. Nas Equações 2 e 3, as variáveis  $Pu$  e  $P$  recebem os valores de acordo com o nível de importância do trecho ou palavra. Foram atribuídos pesos distintos para cada nível de importância, onde: *importância alta* = 8 (oito); *importância média* = 4 (quatro); e *importância baixa* = 2 (dois).

$$C = \left( \frac{ab}{\sqrt{a}\sqrt{b}} \right) \cdot 100 \quad (1)$$

onde

$$a = \sum_{i=1}^m \left[ P_i - \left( \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=1}^m P_j \right) \right] \quad (2)$$

$$b = \sum_{i=1}^m \left[ Pu_i - \left( \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=1}^m Pu_j \right) \right] \quad (3)$$

e  $Pu_i$  é o nível importância relativa da palavra ou trecho  $i$  definido pelo estudante,  $P_i$  a importância relativa da palavra ou trecho  $i$  definido pela equipe do projeto e  $m$  a quantidade de palavras ou trechos do texto.

<sup>1</sup> Ato de posicionar o ponteiro sobre uma representação da tela do computador e apertar o botão do dispositivo que controla tal ponteiro.

<sup>2</sup> O trabalho realizado pela denominada “equipe do projeto” de pesquisa é aquele que será realizado pelo tutor responsável pela aplicação do sistema tutor inteligente.

A Equação 4 calcula a eficiência do estudante no sistema tutor, ou seja, ela procura mensurar a dificuldade do estudante em alcançar a compreensão integral (100%).

$$E = \frac{q_{cu}}{q_{cn}} \quad (4)$$

onde  $q_{cu}$  é quantidade de cliques que o estudante utilizou para alcançar a compreensão total do trecho,  $q_{cn}$  quantidade mínima de cliques para se alcançar a compreensão total do trecho (quantidade de palavras ou trechos com nível de importância alto e médio).

O sistema tutor foi implementado usando as linguagens Flash e PHP (*Hypertext Preprocessor*) para ambiente WEB (*World Wide Web*). Os textos foram inseridos de forma manual na linguagem XML (*eXtensible Markup Language*). O sistema pode ser usado nas plataformas Linux e Windows, sendo necessário instalar o servidor WEB e o sistema gerenciador de banco de dados MySQL. São armazenados no banco de dados o nome e usuário do estudante, o número do exercício, a eficiência calculada pela Equação 4, a média dos vinte últimos valores do nível de compreensão conforme Equação 1, o nível de compreensão ao final do exercício e a legibilidade do trecho. Vale ressaltar que a legibilidade mede a dificuldade de leitura do texto e foi inserida pela equipe de projeto com base nos critérios de legibilidade citados por [14]. A média dos vinte valores do nível de compreensão foi adotada para que os estudantes não sejam prejudicados com os níveis de compreensão das primeiras interações, quando parte das palavras consideradas importantes ainda não foram sublinhas no texto.

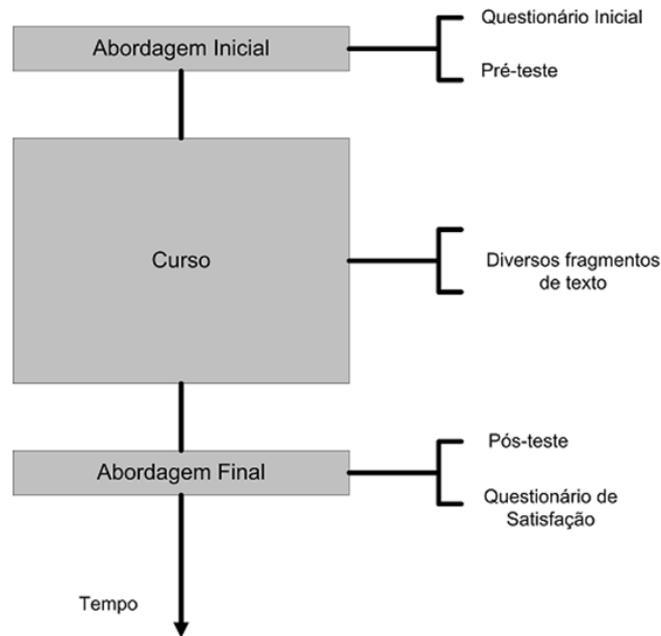
Os níveis de importância (alto, médio e baixo) dos trechos dos textos inseridos no sistema tutor são definidos de forma manual (subjetiva) pela equipe do projeto. A técnica de sublinhamento sugerida por [13] foi usada para definir os níveis de importância do texto utilizado. É importante ressaltar que os trechos usados apresentaram dificuldade crescente quanto à legibilidade. Para facilitar o processo de compreensão dos estudantes da técnica de sublinhamento, o sistema tutor foi dividido em quatro fases: (1) na primeira fase, o aluno é submetido a trechos de uma frase; (2) durante a segunda fase, a trechos com um parágrafo; (3) na terceira fase, a trechos com dois parágrafos; e, (4) finalmente na quarta fase, a trechos com quatro parágrafos. Na primeira e na segunda fase, o texto foi dividido em trechos com duas palavras. Quando o estudante clica em uma determinada palavra, todo o trecho que a acompanha é sublinhado de acordo com o nível de importância escolhido. Na terceira e na quarta fase, o texto foi dividido em palavras isoladas para aumentar a dificuldade da atividade proposta.

O texto elaborado pela equipe do projeto, "Introdução a Microinformática Linux", foi usado no grupo de controle e no grupo com controle inteligente de exercícios. A elaboração do texto foi complexa, pois as frases e parágrafos deveriam apresentar certo grau de independência e o texto foi elaborado para atender às quatro fases do sistema tutor desenvolvido. Na versão do sistema tutor sem controle inteligente (grupo de controle), o texto foi inserido na linguagem XML de forma sequencial com cinco exercícios em cada fase. A versão com controle inteligente apresentou diversas versões do texto porque o estudante poderia a qualquer instante ser remanejado para a fase anterior ou fase posterior ou manter o nível de dificuldade do exercício atual no próximo exercício.

### 3.2 Processo de Tutoria

O processo de tutoria foi dividido em três etapas: (1) Abordagem Inicial; (2) Aplicação do Curso (conjunto de exercícios); e (3) Abordagem Final. A Abordagem Inicial consiste no contato inicial entre o estudante e o tema da pesquisa, assinatura do termo de consentimento livre e esclarecido, questionário inicial e o pré-teste. O Curso é composto por um conjunto de exercícios com diferentes níveis de dificuldade. Na Abordagem Final, o universitário realiza o pós-teste e responde ao questionário de satisfação. A Figura 1 ilustra as três etapas do sistema tutor proposto.

O questionário inicial contém perguntas sobre os hábitos de leitura do estudante e dados demográficos. No pré-teste e no pós-teste é solicitado ao estudante que sublinhe trechos de artigos da revista *Scientific American Brasil* do mês de agosto de 2009 [15]. O pré-teste e o pós-teste procuram avaliar o grau de desenvolvimento do aluno durante a seção de tutoria. O questionário de satisfação procura verificar a agradabilidade durante o uso do sistema tutor proposto e as impressões pessoais dos estudantes. O curso procura desenvolver a habilidade de compreender textos acadêmicos através do sublinhamento de textos.



**Figura 1** – Etapas do Sistema Tutor Proposto.

### 3.3 Grupo de Controle

O conteúdo do grupo de controle foi dividido em quatro etapas, cada qual com cinco exercícios e com nível de dificuldade crescente. A coleta de dados (coleta das informações geradas pelo sistema após uso pelos universitários) com o grupo de controle foi realizada para selecionar os padrões de navegação para a implementação do sistema tutor com controle inteligente de exercícios. A coleta de dados foi realizada em única seção com duração média de uma hora e trinta minutos.

Ao finalizar a coleta de dados do grupo de controle, iniciou-se a fase de análise de dados com objetivo de selecionar os padrões de navegação que atendessem os três critérios estabelecidos:

- 1) Conclusão de todo o experimento;
- 2) Encerrar todos os exercícios com nível de compreensão igual ou superior a 97% (Equação 1);
- 3) Eficiência maior que um (Equação 4).

A coleta de dados do grupo de controle foi realizada com 44 pessoas. Do total, 30 foram válidas e se enquadram nos critérios estabelecidos para o treinamento da rede neural.

### 3.4 Grupo com Controle Inteligente de Exercícios

O controle inteligente utiliza a rede neural com múltiplas camadas para definir quando aumentar, manter ou reduzir a dificuldade do próximo exercício. O mecanismo de condução sistema tutor torna-se personalizado porque cada estudante evolui de acordo com seu ritmo de aprendizagem. Universitários que apresentam muitas dificuldades devem permanecer por mais tempo em exercícios da primeira e da segunda fase. Estudantes que apresentam bons desempenhos serão favorecidos, realizando então uma pequena quantidade de exercícios da primeira e da segunda fase.

#### 3.4.1 Treinamento da Rede Neural

As variáveis escolhidas como dados de entrada para a rede neural nesta pesquisa foram: eficiência ( $E$ ),  $C_m$  e legibilidade ( $L$ ). A eficiência é calculada de acordo com a Equação 4. A variável  $C_m$  recebe a média dos últimos valores da Equação 1 e pode ser calculada pela Equação 6. A Equação 5 é utilizada para se tomarem somente as últimas 20 interações (cliques) do total de  $n$  interações.

$$k = \min\{20, n\} \quad (5)$$

$$C_m = \frac{1}{k} (\sum_{i=n-k+1}^n C_i) \quad (6)$$

A legibilidade procura mensurar a dificuldade de ler o texto e foi determinada de forma subjetiva neste trabalho. A variável legibilidade,  $L$ , é calculada pela Equação 7, onde valores negativos indicam queda de legibilidade e positivos indicam aumento de legibilidade.

$$L = L_{at} - L_{an} \quad (7)$$

onde  $L_{at}$  é a legibilidade do exercício atual e  $L_{an}$  a do exercício anterior.

Para treinar a rede neural, a amostra do grupo de controle foi dividida em dois grupos. O primeiro conjunto foi composto por vinte elementos da amostra e foi destinado ao treinamento da rede. O segundo foi composto por dez elementos, tendo sido destinado à validação do treinamento. A Tabela 1 apresenta as regras de indicação dos padrões de navegação elaborados pela equipe de projeto, as quais foram aplicadas no conjunto de dados de treinamento da rede neural. As entradas da rede neural são compostas por três parâmetros: legibilidade (Equação 7), compreensão média (Equação 6), e eficiência (Equação 4).

**Tabela 1** – Indicação dos padrões de navegação.

Níveis	Legibilidade	Compreensão	Eficiência	Decisão
mesmo nível	queda	$\geq 75\%$	$\leq 3$	Manter
mesmo nível	queda	$< 75\%$	$> 3$	Cair
níveis diferentes	queda	$\geq 75\%$	$\leq 3$	Subir
níveis diferentes	queda	$< 75\%$	$> 3$	Manter

A camada de entrada da rede neural é composta por três neurônios. O (único) neurônio da camada de saída é o responsável pela indicação do nível de dificuldade do próximo exercício (manter, cair ou subir a legibilidade do próximo exercício). Para definir a quantidade de neurônios usados na camada oculta foram realizados vários treinamentos. Para a seleção da rede adequada, 96 treinamentos foram realizados. Foram treinadas onze redes em cada estrutura, variando de dois a nove a quantidade de neurônios na camada oculta. A rede escolhida possui dois neurônios na camada oculta, tendo oferecido um erro de 0,18% durante o treinamento e um erro de 0,19% na validação.

## 4 RESULTADOS OBTIDOS

### 4.1 Análise Descritiva

A coleta de dados foi realizada com 83 estudantes universitários da Universidade Federal de Goiás (UFG) e da Pontifícia Universidade Católica de Goiás (PUC- GO). Foram consideradas como válidas 30 amostras no grupo de controle e 30 amostras no grupo com controle inteligente de exercícios. A amostra foi escolhida, por conveniência, nas duas versões do sistema tutor proposto para facilitar a coleta de dados do presente trabalho.

No grupo de controle participaram onze (36,6%) estudantes do gênero feminino e dezenove (63,33%) do gênero masculino. Do total, vinte (66,66%) são universitários do curso de Engenharia Elétrica da UFG e dez (33,33%) são universitários do curso de Psicologia da PUC-GO. Participaram da coleta de dados com controle inteligente, nove (30%) universitários do gênero feminino e 21 (60%) do gênero masculino. Dos 30 estudantes, 23 (76%) são do curso de Engenharia Elétrica da UFG e sete (23%) do curso de Psicologia da PUC-GO.

O questionário inicial contém questões sobre hábitos de leitura dos estudantes voluntários que participaram da coleta de dados. Os dados referentes à leitura foram analisados para os 60 participantes. Grande parte dos estudantes afirmou que lêem poucos livros literários porque a quantidade de leitura exigida na Universidade preenche grande parte do seu tempo. Dos 60 participantes, 62% afirmaram que leram entre um e quatro livros literários e apenas 7% declararam que leram mais de dez livros literários no ano de 2009. Foi questionado aos estudantes se eles utilizavam o sublinhamento durante a leitura de textos acadêmicos. Do total (60 estudantes), 31,66% afirmaram que sempre sublinham textos, 38,33% afirmaram sublinhar textos apenas algumas vezes e 30% afirmaram que nunca sublinham textos.

Para avaliar o desempenho de estudantes foi utilizado o ganho normalizado que corrige possíveis distorções entre as notas iniciais e finais, representando de forma homogênea a avaliação da melhoria do estudante [10]. A Equação 8 calcula o ganho normalizado, método usado nesta pesquisa para avaliar a melhoria dos estudantes universitários.

$$G = \left( \frac{N_{pos} - N_{pre}}{N_{max} - N_{pre}} \right) \cdot 100 \quad (8)$$

onde  $N_{pos}$  é a nota obtida na avaliação após o curso,  $N_{pre}$  a nota antes do curso e  $N_{max}$  é a maior nota obtida pelos estudantes.

Para avaliar o desempenho dos estudantes nas duas versões (com e sem controle inteligente de exercícios) do sistema proposto foram analisados os resultados obtidos pelos universitários na última (quarta) fase do curso (exercícios com quatro parágrafos). No grupo de controle, todos os estudantes realizaram cinco exercícios da quarta fase e sete não alcançaram compreensão média superior ou igual a 75% em nenhum dos exercícios. No grupo com controle inteligente, a quantidade de

exercícios da quarta fase variou de acordo com a evolução do estudante no sistema e todos os universitários alcançaram compreensão média superior a 75% em pelo menos um exercício.

A Tabela 2 apresenta o tempo médio de permanência na atividade, o número de fases visitadas e a quantidade de exercícios realizados em cada versão do sistema tutor proposto. Observa-se que a quantidade média de exercícios realizados pelos universitários que utilizaram o controle inteligente de exercícios foi menor que a quantidade de exercícios do grupo de controle. Os estudantes que utilizaram o sistema com controle inteligente realizaram, em média, dois exercícios durante a primeira fase, 1,46 na segunda fase, 2,55 na terceira fase e 4,79 na quarta fase. No grupo de controle, o estudante visita as quatro fases de forma seqüencial. Na versão com controle inteligente de exercícios, o estudante pode visitar a mesma fase várias vezes, o que justifica o número médio de fases igual a 6,46 na Tabela 2. Ou seja, o desempenho ruim em exercício de determinada fase provoca queda do nível de dificuldade do próximo exercício. Dos 30 estudantes que participaram da navegação com controle inteligente, onze visitaram apenas uma vez cada fase do curso.

**Tabela 2** – Indicação dos padrões de navegação.

<b>Média</b>	<b>Controle</b>	<b>Decisão</b>
<b>Tempo de uso do sistema</b>	47 min	43 min
<b>Número de fases visitadas</b>	4	6,46
<b>Exercícios realizados</b>	20	12,9

**Tabela 3** – Análise descritiva dos resultados.

	<b>Nota Inicial</b>		<b>Nota Final</b>		<b>Ganho Normalizado</b>	
	<b>Controle</b>	<b>Inteligente</b>	<b>Controle</b>	<b>Inteligente</b>	<b>Controle</b>	<b>Inteligente</b>
<b>Média</b>	6,6	6,89	8,6	8,89	58,33	66,07
<b>Desvio Padrão</b>	0,86	0,5	0,77	0,5	21,29	11,55
<b>Mínimo</b>	5,0	6,0	7,0	8,0	25	50
<b>Máximo</b>	8,0	8,0	10,0	10,0	100	100

Com base nos dados da Tabela 3, pode-se observar que a média das notas iniciais e finais estão próximas. Nas observações das médias na Tabela 3, o fato mais interessante está na média do ganho normalizado entre os dois grupos, onde o grupo que utilizou a navegação com controle inteligente apresentou melhor resultado. Pode-se observar na Tabela 3 que o desvio padrão das notas iniciais e finais apresentaram resultados semelhantes. Relativo à melhoria, o desvio padrão indica o controle inteligente como a amostra mais homogênea.

## 4.2 Análise Estatística Inferencial

De forma a embasar estatisticamente a análise dos resultados, utilizou-se neste trabalho o Teste t-Student com nível de significância de 5% para analisar desempenho, notas iniciais, notas finais e o ganho normalizado. A hipótese nula ( $H_0$ ) foi rejeitada tanto na amostra geral, como nos grupos, ou seja, houve ganhos significativos na retenção de conhecimento nas duas versões do sistema proposto, comprovando a eficácia dos sistemas tutores.

O objetivo da comparação entre as notas iniciais das amostras é certificar que os conjuntos oriundos são da mesma população em estudo. Para isso, a hipótese nula ( $H_0$ ) é a igualdade de médias. A rejeição da hipótese nula ( $H_0$ ) indicaria que as amostras são representantes de populações diferentes. O teste comparativo entre o grupo de controle e o grupo inteligente apresentou estatística t (valor observado) igual a -1,6752 que está fora da região crítica. Desta forma, a hipótese nula não foi rejeitada e as amostras podem ser consideradas da mesma população.

A hipótese alternativa ( $H_a$ ) supõe que o grupo inteligente apresentou notas finais superiores ao grupo de controle. Neste caso, observa-se que a estatística t (t valor observado) igual a -1,81, situada na região crítica. Desta forma, a hipótese nula foi rejeitada, comprovando assim a eficácia do sistema tutor inteligente.

Finalmente, verifica-se que a melhoria (Ganho) do sistema é realmente significativa. Com base nos resultados apresentados na Tabela 4, observa-se que houve diferenças significativas entre os dois grupos, evidenciando a hipótese alternativa ( $H_a$ ). A estatística t (t valor observado) é igual -1,7725 e está na região crítica (t crítico = 1,6716) indicando diferenças entre as duas versões não é devido ao acaso.

**Tabela 4** – Comparativo dos ganhos normalizados..

	<b>Grupo de controle</b>	<b>Grupo Inteligente</b>
<b>Média</b>	58,33	66,11
<b>Variância</b>	453,4483	124,2018
<b>Observações</b>	30	30
<b>T observado</b>	-1,7725	
<b>P(T ≤ t) uni-caudal</b>	0,0408	
<b>T crítico uni-caudal</b>	1,6716	

## 5 Conclusão

O sistema proposto evidenciou a aplicabilidade de sistemas tutores inteligentes no suporte à solução de um problema específico altamente relevante do processo de ensino aprendizagem: maximização da capacidade de entendimento da leitura mediante correto sublinhamento. Os resultados obtidos comprovaram a eficiência da técnica de sublinhamento de textos aliado ao uso de sistemas tutores. Entre as principais contribuições desta pesquisa destacam-se: desenvolvimento de um novo sistema tutor para auxiliar na compreensão de leitura utilizando a técnica de sublinhamento; elaboração de uma ferramenta que pode ser adaptada para estudantes do ensino médio e fundamental; trabalho empírico de implementação do sistema tutor proposto, coleta de dados, sustentados estatisticamente pelos resultados; e uma nova metodologia para avaliar a compreensão de leitura.

## 7 Referências

- [1] M. Condemarin, F. Allende, A Leitura: Teoria, Avaliação e Desenvolvimento, 8ª Edição, **Editora Artmed**, (2005).
- [2] R. de Lima. A in-compreensão da leitura. Disponível em: <http://www.espacoacademico.com.br>. Acesso em: 10/05/2009.
- [3] J. P. M. de Oliveira, A pouca leitura dos universitários, **Disponível em: <http://palazzo.pro.br/wordpress/archives/290>** Acesso em: **19 maio 2009**, (2007).
- [4] M. C. R. A Joly, A. C Istome, Compreensão em leitura e capacidade cognitiva: estudo de validade do teste Cloze básico - **mar. Psic - Revista de Psicologia da Vetor Editora**, v. 9, n. 2, (2008), 219–228.
- [5] A. A. A. dos Santos, O Cloze como técnica de diagnóstico e remediação da compreensão em leitura, **Iteração em Psicologia v. 8 n. 32**, (2004), 217-226.
- [6] D. J. STEINHART, Summary Street: An Intelligent Tutoring System for Improving Student Writing Through use of Latent Semantic Analysis. Tese de doutorado, **Departamento de Psicologia, Universidade do Colorado**, (2001).
- [7] J. M. Poersch, A. A. Rosa, Análise semântica latente: uma nova visão sobre o processamento da informação textual, **Processamento da Linguagem e Conexionismo, EDUNISC**, (2007), 61–104.
- [8] L. Fausett, Fundamentals of Neural Networks: Architectures, algorithms and applications, **Prentice-Hall**, (1994).
- [9] S. Haykin, Redes Neurais: princípio e prática, 2ª Edição, **Bookman**, (2001).
- [10] F. R. de Melo, Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos Baseados em Características Psicológicas, Dissertação de mestrado, **Universidade Federal de Goiás**, (2003).
- [11] B. F. Skinner, Tecnologia do Ensino, Tradução de R. Azzi, **Editora Herder e Editora da Universidade de São Paulo**, (1972).
- [12] V. R. V. Rissoli, L. M. M. Giraffa, J. de P Martins, Sistema tutor inteligente baseado na teoria da aprendizagem significativa com acompanhamento fuzzy, **Psicologia reflexão e crítica**, v. 9, n. 2, (2006), 35–47.
- [13] E. M Lakatos, M. de A Marconi, Fundamentos da Metodologia Científica, 6ª edição, **Editora Atlas**, (2007).
- [14] D. Saquisi, A Salvador, A arte de escrever bem: um guia para jornalistas e profissionais do texto, 5ª Edição, **Editora Contexto**, (2008).
- [15] Scientific American Brasil, Gasolina de Capim. Agosto de 2009, **Edição 87**, (2009).