

Pontifícia Universidade Católica de Goiás
Programa de Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas

**SISTEMA TUTOR INTELIGENTE HÍBRIDO COM
PERSONALIZAÇÃO ESTRUTURADA PELO MÉTODO DAS
DIFERENÇAS FINITAS**

Noeli Antônia Pimentel Vaz

2013

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE HÍBRIDO COM PERSONALIZAÇÃO ESTRUTURADA PELO MÉTODO DAS DIFERENÇAS FINITAS

Noeli Antônia Pimentel Vaz

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica de Goiás, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

Orientadora: Maria José Pereira Dantas, Dra.

Co-orientador: Francisco Ramos de Melo, Dr.

Goiânia
Maio 2013

Dados Internacionais de Catalogação da Publicação (CIP)
(Sistema de Bibliotecas PUC Goiás)

V393s Vaz, Noeli Antônia Pimentel.
Sistema tutor inteligente com personalização estruturada pelo método das diferenças finitas [manuscrito] / Noeli Antônia Pimentel Vaz. – 2013.
108 f.: il. ; grafs.; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Programa de Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas, 2013.

“Orientadora: Profa. Dra. Maria José Pereira Dantas”.

1. Ensino a distância. 2. Inteligência artificial - Aplicações educacionais. 3. Diferenças finitas. 4. Redes neurais (Computação). 5. Sistemas tutoriais inteligentes. I. Título.

CDU: 004.85(043)

**SISTEMA TUTOR INTELIGENTE HÍBRIDO COM PERSONALIZAÇÃO
ESTRUTURADA PELO MÉTODO DAS DIFERENÇAS FINITAS**

NOELI ANTÔNIA PIMENTEL VAZ

Esta Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, e aprovada em sua forma parcial pelo Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica de Goiás em maio de 2013.

Prof. Ricardo Luiz Machado, Dr.
Coordenador do Programa de Pós Graduação em
Engenharia de Produção e Sistemas

Banca Examinadora:

Prof.^a Maria José Pereira Dantas, Dr.^a.
Orientadora

Prof. José Elmo de Menezes, Dr.

Prof. Ricardo Antônio Gonçalves Teixeira, Dr.

Goiânia – Goiás

Maio 2013

*Para meu esposo Thales Henrique pelo amor incondicional.
Para meus pais José e Benilde, minha irmã Zenilde e meus
irmãos Wellington e Vitor.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, que com seu infinito amor e misericórdia cuida de mim e me concedeu a graça de vencer este desafio. A Nossa Senhora, mãe protetora.

A minha orientadora, prof^a. Maria José Pereira Dantas, Dr^a. Obrigada pela confiança, pelo profissionalismo e competência com que me orientou durante este trabalho. Sou grata porque além das orientações, você dedicou a mim carinho e atenção durante esses semestres.

Ao prof. Francisco Ramos de Melo, Dr., que com humildade e cumprindo com excelência o papel de um Mestre, esteve ao meu lado nesta caminhada. Muito obrigada!

Ao meu esposo Thales Henrique, meus pais, irmãos, sobrinhos e sogros. A compreensão em minhas ausências, o abraço e o ombro amigo sempre que eu estava cansada, com certeza me motivaram nos momentos difíceis. Esta vitória é nossa! Amo vocês.

Às amigas Ana Flávia, Mara, Gislene, Gedeilda e Elisana que compartilharam muitas alegrias e angústias ao longo desta caminhada.

Agradeço a todos os professores que compõem o Programa de Mestrado de Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica de Goiás.

Aos colegas de mestrado, Fernanda, Hailton, Karla, Elke, Jean pela união e companheirismo.

Aos colegas de trabalho, professores e alunos que colaboraram com esta pesquisa.

Resumo da Dissertação apresentada ao MEPROS/ PUC Goiás como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas (M.Sc.)

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE HÍBRIDO COM PERSONALIZAÇÃO ESTRUTURADA PELO MÉTODO DAS DIFERENÇAS FINITAS

Noeli Antônia Pimentel Vaz

Maior 2013

Orientadora: Prof.^a Maria José Pereira Dantas, Dra.

A geração de um padrão de navegação em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) mais próximo das características do estudante é uma questão relevante de pesquisa. Esta dissertação toma como ponto de partida um Sistema Tutor Inteligente (STI) Híbrido já proposto na literatura que utiliza Redes Neurais Artificiais do tipo MLP (Multi Layer Perceptron) e regras de docentes especialistas; e agrega uma metodologia utilizando Equações Diferenciais Parciais (EDP) calculadas pelo método das diferenças finitas, com o objetivo de melhorar a decisão de navegação, para conduzir o estudante de forma personalizada, agregando maiores ganhos ao seu processo de aprendizado. O STI original, desenvolvido para plataforma *web*, foi adaptado utilizando tecnologias que possibilitem a evolução do sistema e a integração a Ambientes Virtuais de Aprendizagem, como o *Moodle*, por exemplo. Experimentos com o sistema em configurações para a navegação nível médio (sistema sem capacidade adaptativa) e a navegação inteligente foram realizados para verificação da efetividade do sistema proposto. Os dados obtidos foram avaliados por meio de testes estatísticos com nível de significância de 5%, que comprovam a eficiência do modelo proposto.

Palavras-chave: Ambientes Virtuais de Aprendizagem. Inteligência Artificial. Redes Neurais Artificiais. Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos. Método das diferenças finitas.

Summary of Thesis submitted to MEPROS/PUC Goiás as part of the requirements for the degree of Master in Production and Systems Engineering (M. Sc.)

HYBRID INTELLIGENT TUTORING SYSTEM CUSTOM FOR STRUCTURED
METHOD OF FINITE DIFFERENCES

Noeli Antônia Pimentel Vaz

May/ 2013

Advisor: Prof. Maria José Pereira Dantas, Doctor.

The generation of a pattern of navigation in Virtual Learning Environments (VLE) closer to the characteristics of the student is a question relevant of research. This paper takes as its starting point a Hybrid Intelligent Tutoring System (HITS) already proposed in the literature that uses the Artificial Neural Networks MLP (Multi Layer Perceptron) and rules of faculty experts, and adds a methodology using Partial Differential Equations (PDE) calculated by the method of finite differences, in order to improve the navigation decision to lead the student in a personalized way, adding to their biggest gains learning process. The original HITS developed for web platform has been adapted using technologies that enable the evolution system and the integration of the Virtual Learning Environments, such as MOODLE, for example. Experiments with the system settings for navigation mid-level, system without adaptive capacity, and the smart navigation were conducted to verify the effectiveness of the proposed system. Data obtained were evaluated by statistical tests with 5% level of significance, which proved the efficiency of the proposed model.

Keywords: Virtual Learning Environments. Artificial Intelligence. Artificial Neural Networks. Hybrid Intelligent Tutoring Systems. Finite Difference Method.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABELAS	xii
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS	xiii
1. INTRODUÇÃO	01
1.1. Tema	01
1.2. Objetivos	01
1.3. Motivação	02
1.4. Justificativa	03
1.5. Problema e Hipótese	04
1.6. Estrutura do Trabalho	04
1.7. Considerações Finais do Capítulo	05
2. AMBIENTE VIRTUAL DE APRENDIZAGEM	07
2.1. Introdução	07
2.2. Educação a Distância	09
2.3. Cenário Brasileiro de EAD	11
2.4. Ambiente Virtual de Aprendizagem	13
2.5. Conteúdo Didático para Educação a Distância	15
2.6. Conteúdo Multinível	17
2.7. Tecnologias para Disponibilização de Conteúdos	20
2.8. Sistemas Tutores Inteligentes	22
2.8.1. Classificação de Sistemas Tutores Inteligentes	25
2.9. Considerações Finais do Capítulo	29
3. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL - REDES NEURAIS	30
3.1. Introdução	30
3.2. IA Simbólica versus IA Conexionista	32

3.3. Redes Neurais Artificiais	33
3.4. Perceptron.....	36
3.5. Redes Perceptron de Múltiplas Camadas	37
3.6. Treinamento em Redes MLP.....	38
3.7. Considerações Finais do Capítulo.....	41
4. MÉTODOS NUMÉRICOS	42
4.1. Introdução	42
4.2. Métodos Numéricos	42
4.2.1. Método Polinomial de Lagrange.....	43
4.2.2. Método das Diferenças.....	44
4.2.3. Funções Spline.....	44
4.3. Equações Diferenciais.....	46
4.4. Método das Diferenças Finitas	46
4.5. Considerações Finais do Capítulo.....	48
5. SISTEMA PROPOSTO	49
5.1. Introdução	49
5.2. Estrutura Proposta	49
5.3. Funcionamento do Sistema.....	56
5.4. Metodologia.....	59
5.5. Considerações Finais do Capítulo.....	60
6. EXPERIMENTOS E ANÁLISES DOS RESULTADOS	61
6.1. Introdução	61
6.2. Descrição dos Experimentos.....	61
6.2.1. Navegação Nível Médio	62
6.2.2. Navegação Inteligente.....	64
6.3. Situação Experimental.....	65
6.4. Análises dos Resultados	66

6.4.1. Nota Inicial.....	71
6.4.2. Nota Final.....	72
6.4.3. Ganho Normalizado	73
6.5. Resultados Pesquisa de Opinião	76
6.6. Considerações Finais do Capítulo.....	78
7. CONCLUSÕES	80
REFERÊNCIAS.....	83
APÊNDICE A - INFORMAÇÕES SOBRE O SISTEMA TUTOR INTELIGENTE ...	88
ANEXO A - CLASSIFICADOR DE KEIRSEY	95

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Gráfico com evolução das matrículas em EAD	12
Figura 2: Desenho instrucional do Material Didático para EaD via <i>web</i>	19
Figura 3: Arquitetura tradicional de um STI	24
Figura 4: Tutorial clássico	26
Figura 5: Tutorial focado em atividades	27
Figura 6: Tutorial customizado	27
Figura 7: Tutoria de avanço por conhecimento	27
Figura 8: Tutorial exploratório	28
Figura 9: Tutorial gerador de lições	28
Figura 10: Inter-relações da IA	31
Figura 11: Neurônio biológico	34
Figura 12: Neurônio artificial	35
Figura 13: Rede MLP	38
Figura 14: Fluxo de processamento do algoritmo <i>backpropagation</i>	40
Figura 15: Algoritmo <i>backpropagation</i>	40
Figura 16: Interpolação por funções spline cúbicas	45
Figura 17: Diferenças finitas no plano bidimensional	47
Figura 18: Representação da RNA	50
Figura 19: Estrutura do STI Híbrido	52
Figura 20: Processo na navegação inteligente	53
Figura 21: Distribuição do conceito multinível	53
Figura 22: Algoritmo para realizar a decisão do destino da navegação	55
Figura 23: Estrutura Proposta	57
Figura 24: Processamento do perfil global	58
Figura 25: Decisão de Navegação	58
Figura 26: Estrutura para navegação no nível médio	63
Figura 27: Gráficos de Probabilidade Normal	69

Figura 28: Teste t-Student para as médias iniciais	72
Figura 29: Teste t-Student para as médias finais	72
Figura 30: Teste t-Student para os ganhos normalizados	74
Figura 31: Avaliação do sistema tutor	75
Figura 32: Avaliação do nível de conforto	77
Figura 33: Avaliação do tempo de duração	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Índices médios de evasão nos cursos de EAD	13
Tabela 2: Regras de Indicações Locais	51
Tabela 3: Organização das alternativas dos testes	56
Tabela 4: Participação nos experimentos	65
Tabela 5: Análise descritiva dos dados coletados Nível Inteligente	67
Tabela 6: Análise descritiva dos dados coletados Nível Médio	67
Tabela 7: Teste de normalidade das amostras	68
Tabela 8: Teste de Variância	70
Tabela 9: Comparação de resultados entre o sistema proposto e o sistema (Melo, 2003)	74
Tabela 10: Teste t-Student para ganhos normalizados	75

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABED	-	Associação Brasileira de Educação a Distância
AVA	-	Ambientes Virtuais de Aprendizagem
CAI	-	Instrução Assistida por Computador (do Inglês <i>Computer-Assisted Instruction</i>)
EAD	-	Educação a Distância
EDO	-	Equação diferencial ordinária
EDP	-	Equação diferencial parcial
FAQ	-	Perguntas e respostas (do inglês: <i>Frequently Asked Questions</i> – Questões mais frequentes)
IA	-	inteligência Artificial
ICAI	-	Instrução Inteligente Assistida por Computador (do Inglês <i>Intelligent Computed Assisted Instruction</i>)
MCOE	-	Multi-agent CO-operative Environment
MLP	-	Perceptron de Múltiplas Camadas (do inglês <i>Multi Layer Perceptron</i>)
NIED	-	Núcleo de Informática Aplicada à Educação
RNA	-	Rede Neural Artificial
STI	-	Sistema Tutor Inteligente
TIC	-	Tecnologias de Informação e Comunicação
UEG	-	Universidade Estadual de Goiás
UNICAMP	-	Universidade Estadual de Campinas
UnUEAD	-	Unidade Universitária de Educação a Distância
MIT	-	Massachusetts Institute of Technology

1. INTRODUÇÃO

Existem diversas abordagens que objetivam a reprodução computacional do comportamento humano em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA). O emprego de técnicas de Inteligência Artificial (IA) em Sistemas Tutores Inteligentes (STI) visa produzir sistemas com alguma característica adaptativa. São discutidos neste trabalho elementos relevantes para o desenvolvimento de um STI conexionista, ou seja, um sistema tutor que utiliza Rede Neural Artificial (RNA) como uma das técnicas utilizadas para controlar a navegação do estudante em um contexto multinível. O STI desenvolvido possui estrutura híbrida, utiliza Redes Neurais, regras de especialistas e a Equação Diferencial Parcial (EDP) calculada pelo Método das Diferenças Finitas para realizar a personalização do conteúdo durante a navegação do estudante. Experimentos são realizados para avaliar se o sistema proposto favorece o aprendizado dos estudantes em relação à utilização do sistema com o mesmo conteúdo sem a utilização da navegação inteligente.

1.1. Tema

O tema proposto neste trabalho é o desenvolvimento de um Sistema Tutor Inteligente Híbrido utilizando equações diferenciais parciais calculadas pelo método das diferenças finitas para a personalização do conteúdo.

1.2 . Objetivos

O presente trabalho elege como objetivo geral desenvolver um Sistema Tutor Inteligente Híbrido utilizando o método das diferenças finitas para promover a

personalização da navegação do estudante, visando investigar se a utilização do STI proposto favorece melhor aprendizado.

São investigados elementos que compõem o STI abordando seu desenvolvimento, a estruturação necessária ao conteúdo didático e os atores envolvidos no processo (estudantes, professores formadores, professores conteudistas).

Os objetivos específicos visam:

- Apresentar revisão teórica sobre Ambientes Virtuais de Aprendizagem;
- Investigar as principais técnicas de Redes Neurais e as aplicações em Sistemas Tutores Inteligentes;
- Definir as técnicas de Redes Neurais e Método das Diferenças Finitas, utilizadas para implementação do sistema proposto;
- Apresentar a estrutura do sistema utilizado e as evoluções propostas;
- Definir experimentos para estudo do sistema proposto;
- Analisar os dados coletados nos experimentos;
- Avaliar a possibilidade de uma decisão mais exata do que a oferecida pelo método de Monte Carlo.

1.3. Motivação

A emergente necessidade de inclusão de interatividade em ambientes não presenciais de ensino apresenta um cenário para aplicação de técnicas computacionais. O desenvolvimento de AVA que agregam em sua estrutura o conceito de Sistemas Inteligentes favorece o acompanhamento e desempenho dos estudantes em contextos não presenciais de ensino ou da Educação a Distância.

A aplicação de técnicas de Inteligência Artificial em Sistemas Tutores Inteligentes (STI) objetiva desenvolver sistemas dotados de capacidade adaptativa, direcionada e flexível.

Nesta pesquisa, investigou-se o desenvolvimento de STI Híbrido que utiliza Redes Neurais combinada com regras de especialistas em docência e métodos numéricos para estruturação da navegação do estudante de forma individualizada dentro do sistema proposto.

A proposta apresentada nesta pesquisa é motivada pela contribuição para o avanço no desenvolvimento de Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos, demonstrando sua aplicação em um ambiente de ensino na modalidade de educação a distância.

1.4. Justificativa

A crescente oferta de cursos na modalidade de educação a distância é uma realidade que pode ser observada em âmbito nacional (CENSO EAD.BR, 2012) ou mundial. A modalidade de EAD favorece o estudante em relação às necessidades individuais e também à autonomia para controle do tempo e ritmo de estudos. Neste contexto, é interessante que o ambiente de estudo disponibilizado para o estudante apresente estrutura adequada para atender suas necessidades. O conteúdo disponibilizado ao aluno, geralmente, é apresentado com a mesma formatação, independente das características do estudante.

A proposta deste trabalho contribui com o desenvolvimento de pesquisas e ferramentas para aplicação em AVA, vislumbrando possibilitar ensino adaptativo, reativo, flexível e personalizado ao estudante da EAD, por meio do desenvolvimento de um sistema híbrido que será responsável pela condução de seus estudos, adaptando ao perfil do estudante.

1.5. Problema e Hipótese

Problema: A personalização da apresentação do conhecimento aos estudantes continua sendo uma necessidade nos sistemas de aprendizagem para EAD. Conhecer o estudante de forma a propiciar mecanismos específicos de direcionamento entre os recursos selecionados para um curso a distância caracterizam-se como uma necessidade emergente.

Questão de pesquisa: Um STI híbrido, com base em uma rede neural MLP e regras de docentes especialistas, pode propiciar um padrão de navegação mais próximo das características do estudante se a regra de decisão do próximo passo da navegação for conduzida pelo método das diferenças finitas?

A hipótese principal deste trabalho é:

As Equações Diferenciais Parciais podem apresentar uma resposta mais aproximada para a decisão do próximo passo da navegação do estudante no STI.

1.6. Estrutura do Trabalho

Este trabalho é composto de duas partes. Na primeira parte é apresentada a fundamentação teórica dos estudos, nos capítulos 2, 3 e 4. A segunda parte apresenta o sistema proposto, os experimentos realizados, a análise das coletas de dados e as conclusões do trabalho, nos capítulos 5, 6 e 7.

O capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica sobre Ambiente Virtual de Aprendizagem. Apresenta também a contextualização do trabalho, abordando os elementos importantes em ambientes de aprendizagem a distância; fundamentação sobre educação a distância mostrando o cenário brasileiro atual; a produção de conteúdos didáticos para EAD; o desenvolvimento de conteúdo utilizando estrutura multinível, além das ferramentas para disponibilização de conteúdos e os Sistemas Tutores Inteligentes.

O capítulo 3 apresenta uma breve revisão sobre Inteligência Artificial e Redes Neurais, a estrutura do Perceptron e o modelo MLP (Perceptron de Múltiplas Camadas, do inglês, Multi Layer Perceptron). São apresentados Sistemas Tutores Inteligentes Conexionistas propostos por (ALENCAR, 2000; CARVALHO, 2002; MELO, 2003; MEIRELES, 2003, MARTINS et al., 2004; QUINDERE, 2008), com trabalhos precursores em sistemas tutores conexionistas.

No capítulo 4 é apresentada uma breve revisão sobre métodos numéricos com enfoque no método das diferenças finitas, mostrando sua utilização em equações diferenciais parciais.

O capítulo 5 apresenta as alterações propostas ao sistema desenvolvido por (MELO, 2003) e o funcionamento do Sistema Tutor Inteligente Híbrido, estruturado pelo método das diferenças finitas, bem como a metodologia utilizada para seu desenvolvimento.

O capítulo 6 apresenta como as coletas de dados foram realizadas, os resultados obtidos e as análises estatísticas para avaliação do sistema proposto.

As conclusões do trabalho são expostas no capítulo 7, apresentando os resultados alcançados com a pesquisa proposta.

1.7. Considerações Finais do Capítulo

A contextualização geral e a estrutura do trabalho foram apresentadas neste capítulo. Foram apresentados os objetivos a serem alcançados no desenvolvimento deste, bem como sua motivação e justificativa.

O trabalho proposto busca investigar os resultados gerados a partir da aplicação do método da diferença finita em sistemas tutores inteligentes híbridos, bem como apresentar as etapas de desenvolvimento.

A revisão bibliográfica sobre Ambiente Virtual de Aprendizagem é apresentada no próximo capítulo. A contextualização deste trabalho envolve a revisão sobre educação a

distância, desenvolvimento de conteúdos para educação a distância e as tecnologias utilizadas para disponibilização de conteúdos com foco nos sistemas tutores inteligentes.

2. AMBIENTE VIRTUAL DE APRENDIZAGEM

2.1. Introdução

A evolução nos processos de transmissão do conhecimento é um fator responsável por proporcionar o desenvolvimento do indivíduo na sociedade. O desenvolvimento de técnicas e metodologias, ora aplicadas empiricamente, ora baseadas em teorias científicas, formaram sustentação para a aplicação em ferramentas que foram, ao longo do tempo, contribuindo para o aperfeiçoamento do processo. As utilizações de tais ferramentas na Educação contribuíram para o estudo e desenvolvimento de novas modalidades de ensino, além da tradicional modalidade presencial.

A modalidade de Educação a Distância (EAD) apresentou um novo cenário, com a utilização de tecnologias para mediação dos processos de ensino-aprendizagem. A EAD se apresenta em um contexto globalizado como uma modalidade de ensino que tem a possibilidade de romper com alguns dos desafios estabelecidos pelo mundo contemporâneo, como a necessidade de capacitação e atualização profissional contínua, a escassez de tempo para o deslocamento para aulas presenciais, dificuldades de adaptação com modelos tradicionais de ensino, entre outros.

A EAD é uma modalidade de ensino em que os participantes podem desenvolver o aprendizado sem estarem fisicamente próximos, eliminando assim as barreiras de tempo e espaço. A EAD passou ao longo dos tempos por vários processos de evolução que até os dias atuais se confundem com a evolução dos meios de comunicação.

Parte essencial da capacidade humana de se comunicar, as TIC emergem da realidade prática do homem pré-histórico e, em um longo processo de complexificação, tornam-se uma determinante na era do homem digital. Das formas rupestres ao código binário, as TIC em muito influenciaram no desenvolvimento das organizações, das relações e das produções humanas.

As TIC são uma realidade insuperável para a humanidade, cabendo apenas o bom uso e costume dessas para a finalidade educativa: a emancipação humana. Sua aplicação à educação, como *modus operandi* da EAD, permite a democratização do conhecimento, bem como a promoção de igualdade de oportunidade e de acesso à educação nos mais longínquos rincões, sejam eles de condição biológica, cultural ou social, porque "o fenômeno da educação a distância é parte de um processo de inovações educativas mais amplo que apenas a integração das novas tecnologias da informação e comunicação nos processos educativos." (BELLONI, 2002, p.124).

A EAD mediada pelo uso das TIC apresenta como artefato de grande relevância o Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA), que é a ferramenta que permite a integração e disponibilização das técnicas e metodologias aplicadas aos cursos. O AVA possibilita a interação em um espaço em que a não simultaneidade da comunicação entre o estudante e o professor deve ser conduzida de forma a favorecer o processo de ensino-aprendizagem, porém esses apresentam uma estrutura fixa e não individualizada, cabendo à ação do docente um acompanhamento contínuo para que o estudante tenha acesso a aprendizagem. Na modalidade de ensino presencial, o professor, geralmente, em aulas expositivas e dialogadas, mantém uma comunicação com os estudantes para realizar o direcionamento do conteúdo, para conduzir de forma eficiente o aprendizado. Na EAD, a baixa flexibilidade dos Ambientes Virtuais de Aprendizagem não favorece o acompanhamento personalizado do aprendizado (MELO, 2012).

O desenvolvimento de ferramentas computacionais que proporcionam formas de personalização de conteúdo e respostas reativas às dificuldades ou ações do estudante objetiva minimizar problemas de sincronia em Ambientes Virtuais de Aprendizagem utilizados na EAD.

Este capítulo apresenta os conceitos contidos no processo de ensino-aprendizagem na modalidade de Educação a Distância, suas características e cenário brasileiro, métodos para o desenvolvimento de materiais didáticos e ferramentas computacionais para o processo de apresentação de conteúdos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem, e as

possibilidades de estabelecer uma identificação do estudante para proporcionar uma personalização da apresentação do conteúdo agregada aos Sistemas Tutores Inteligentes. Finalmente, são realizadas considerações finais deste capítulo.

2.2. Educação a Distância

O Ministério da Educação (MEC) conceitua EAD como:

A Educação a Distância é a modalidade educacional na qual a mediação didático-pedagógica nos processos de ensino e aprendizagem ocorre com a utilização de meios e tecnologias de informação e comunicação, com estudantes e professores desenvolvendo atividades educativas, em lugares ou tempos diversos. (BRASIL, 2005).

Os conceitos sobre EAD permitem interpretações de seu entendimento como um produto da sociedade industrial contemporânea, comparando seus processos aos de produção em massa, passando por modelos fordistas que evoluíram para uma forma de pensar EAD não como atividades do setor secundário (industrial), mas como atividade de prestação de serviço (setor terciário) (PETERS, 2004; PETERS, 2006; BELLONI, 2008).

A utilização das TIC na educação redimensionou o espaço da sala de aula, alterando assim o comportamento no processo de ensino aprendizagem, tanto de professores como de alunos. Esse ambiente, agora dinâmico, possibilita o acesso a outros locais de aprendizagem, como bibliotecas, museus, outras escolas, laboratórios de pesquisa, onde professores e alunos podem aprender, alterando assim o próprio espaço físico e temporal da sala de aula. Cabe ao professor conduzir este processo de forma consciente de seu papel, que agora é atuar como orientador da aprendizagem do aluno, com a responsabilidade de propor formas interativas de desenvolver atividades com a utilização dos recursos multimidiáticos apoiados em concepções pedagógicas adequadas (KENSKI, 1997).

A EAD favorece o desenvolvimento da flexibilidade e dinamização do processo de ensino aprendizagem, possibilitando experiências interativas, colaborativas e o uso dos meios digitais atualmente disponíveis, permitindo, por exemplo, que pessoas de diferentes culturas e regiões possam estudar, compartilhar conhecimentos e colaborar entre si para o aprendizado coletivo.

A utilização das Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) na EAD pode promover a igualdade e oportunidade de acesso à educação nas mais diferentes realidades.

Para Belloni, (2002, p. 118):

Cabe lembrar o óbvio, como meio de sinalizar a perspectiva desta análise: as inovações educacionais decorrentes da utilização dos mais avançados recursos técnicos para a educação (o que inclui as Tecnologias de Informação e Comunicação, TIC, mas também as técnicas de planejamento inspiradas nas teorias de sistemas, por exemplo) constituem um fenômeno social que transcende o campo da educação propriamente dita, para situar-se no nível mais geral do papel da ciência e da técnica nas sociedades industriais modernas.

Proporcionar a autonomia e a maneira de sistematização do aprendizado do estudante se apresenta como um dos desafios da EAD, em que as TIC devem ser desenvolvidas e aplicadas com objetivos que favoreçam estes processos e a interatividade entre os participantes.

A EAD é desenvolvida por meio de diversos recursos, dentre elas podemos destacar: o material impresso por correspondência, programas televisivos, radiofônicos. Atualmente, a internet permite a utilização dos recursos das TIC.

A EAD mediada pela *internet* apresenta como principais características a comunicação síncrona e assíncrona. Na comunicação síncrona, os participantes realizam a comunicação de forma instantânea, seja ela por meio de chat, áudio conferência, web conferência, dentre outros. A comunicação assíncrona intensifica uma experiência já conhecida da cultura escrita e da correspondência por meio de cartas. Através das correspondências, as pessoas já experimentaram a vantagem desse tipo de comunicação, que é o fato do tempo não influenciar o seu término, sendo assim possível manter um diálogo por dias sem que os participantes estejam fisicamente próximos. Hoje essa

comunicação assíncrona, graças aos recursos digitais e a *internet*, acontece de forma mais rápida e eficiente; pessoas em momentos diferentes podem estar desenvolvendo suas atividades de estudo, se comunicando e interagindo. O meio digital provê recursos para gerenciamento dessa comunicação, como o uso, por exemplo, de e-mails, fóruns ou listas de discussões. Como expõe Azevedo (2005, p.08), a comunicação aconteceria mesmo entre “duas ou mais pessoas, cujas agendas dificilmente permitiriam se encontrar, sequer ao lado, por horas numa mesa de bar ou numa sala de estar”.

Tão importante como a nova temporalidade permitida pela comunicação assíncrona, também se pode destacar a existência de um novo espaço na EAD.

Azevedo (2005, p.07) destaca que:

O novo espaço tem sido chamado “ciberespaço”, mas também “mundo virtual” ou ainda “espaço virtual”. É um espaço que não se define por coordenadas geográficas nem por seus elementos materiais concretos. A localização de uma “sala virtual” é um endereço lógico, uma sequência de caracteres que indica um conjunto de arquivos binários num disco de computador. (...) Assim como uma nova representação do espaço surge sob a influência da tecnologia da escrita, as novas tecnologias fazem parecer um novo espaço onde é preciso aprender a se movimentar.

Esse espaço permite a interação das pessoas de diferentes culturas, regiões e até países, o que agrega a essa modalidade de ensino a globalização do conhecimento; vivências e experiências compartilhadas e assimiladas, o que enriquece a construção do conhecimento.

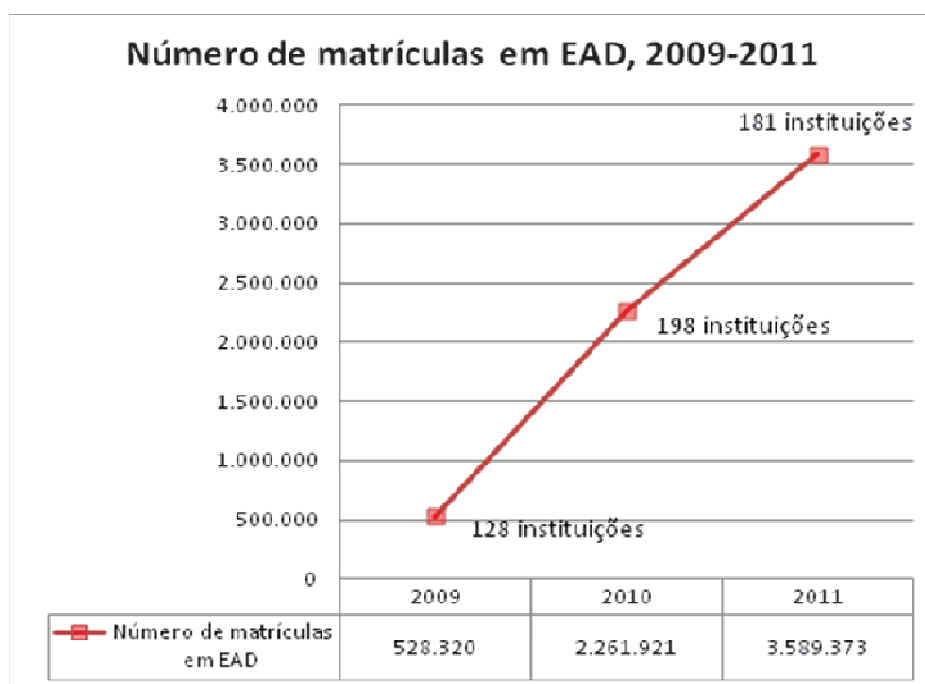
2.3. Cenário Brasileiro de EAD

O crescimento da EAD no Brasil é observado em cursos regulares de formação plena, cursos de pós graduação e em disciplinas específicas de formação, além dos cursos livres de extensão e corporativos. O aumento da procura por cursos na modalidade de EAD impulsiona o desenvolvimento de TIC, apresentando novas possibilidades de metodologias aplicadas à modalidade.

O Censo EAD.BR (2012), desenvolvido pela Associação Brasileira de Educação a Distância (ABED), expõe um relatório analítico de atividades de aprendizagem flexível, distribuída e a distância, apresentando um diagnóstico de como a EAD se encontra no país.

A Figura 1 apresenta a evolução das matrículas em EAD, no período de 2009 a 2011.

Figura 1 – Gráfico com evolução das matrículas em EAD



Fonte: Censo EAD.BR, 2012.

Em 2011, 779.078 matrículas em cursos autorizados correspondem a 22% do total; 38.809 matrículas em cursos autorizados de instituições corporativas correspondem a 1%, e as matrículas em cursos livres, 2.771.486, correspondem a 77%, segundo dados do Censo EAD.BR. Em relação à distribuição das matrículas por níveis educacionais, observa-se maior concentração em cursos de graduação, sendo 21% das matrículas do total de cursos de instituições autorizadas nas áreas de licenciatura (22%) e bacharelado (21%).

Além do crescimento das matrículas em cursos na modalidade de EAD, deve ser observada também a evasão nos cursos. A Tabela 1 apresenta índices médios de evasão nos cursos de EAD.

Tabela 1 – Índices médios de evasão nos cursos de EAD, em 2011

Autorizados	Disciplinas	Livres	Corporativos
20,5%	17,6%	23,6%	20,0%

Fonte: Adaptado de Censo EAD.BR, 2012.

Os dados apresentados demonstram inicialmente o aumento da procura por cursos nos diferentes níveis ofertados na modalidade de EAD. Apesar do aumento nos índices de matrícula, a evasão observada constitui um grande obstáculo para as ações de EAD.

2.4. Ambiente Virtual de Aprendizagem

As perspectivas para a Educação a Distância foram impulsionadas pelas Tecnologias da Informação e Comunicação. Os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) expressão traduzida do inglês para “Learning Management System” (LMS) são desenvolvidos para dar suporte a processos de aprendizagem, tanto na modalidade a distância como na presencial. O Ambiente Virtual de Aprendizagem, em geral, agrupa em um espaço virtual mídias e recursos existentes na *internet*, como: fórum, *wiki*, bate-papo, conferências, envio de mensagens, banco de questões, *podcasting*, e outras tecnologias que se propõe a colaborar para o processo de aprendizagem, tendo em vista atender determinados objetivos, apresentando a vantagem de permitir o planejamento e a organização prévia, segundo critérios estabelecidos. Sua utilização na EAD exige o desenvolvimento de uma plataforma de ensino aprendizagem interativa e reativa às ações do aluno, seja esta reatividade realizada por um professor tutor ou por ferramentas inteligentes. A simples utilização de

ambientes digitais apresentou a falsa garantia de interatividade. A disponibilização de materiais digitalizados, a utilização de ferramentas com baixa interatividade não trazem à modalidade os pilares necessários para garantir a qualidade e efetividade nos processos de ensino aprendizagem.

A tecnologia classificada como “Instrução Assistida por Computador” (IAC; expressão traduzida do inglês “*Computer Assisted Instruction*” (CAI); (PARK, 1987)) foi utilizada em aplicações educacionais, por volta dos anos sessenta do século XX. Sistemas CAI exploram a potencialidade interativa das TIC, porém não consideram o perfil do estudante, não sendo suficientes para envolvê-lo e motivá-lo a atuar como responsável pelo processo de aprendizagem. A transmissão mecanicista de conteúdos digitalizados para atender a grandes demandas objetiva entregar o conteúdo aos estudantes da mesma forma que com o uso de tecnologias tradicionais. Almeida (2000, p. 79) enfatiza que é preciso criar um ambiente que favoreça a aprendizagem significativa do aluno, que “desperte a disposição para aprender (AUSUBEL apud POZO, 1998), disponibilize as informações pertinentes de maneira organizada e no momento apropriado, promova a interiorização de conceitos construídos”. Propostas classificadas como “Instrução Inteligente Assistida por Computador” (expressão traduzida do inglês “*Intelligent Computed Assisted Instruction*” (ICAI)) apresentam características adaptativas possibilitadas por meio da utilização de técnicas de Inteligência Artificial (IA).

As diversas possibilidades que podem ser exploradas em um Ambiente Virtual de Aprendizagem vão além de sua utilização na EAD, sendo ele, AVA, também utilizado como ferramenta de apoio às atividades presenciais, permitindo que se torne a extensão da sala de aula. Fator importante que popularizou a utilização dos Ambientes Virtuais na educação é a facilidade de acesso a estes softwares, ambientes como: Moodle (Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment), TeLEDUC, , Tidia – Ae, Amadeus, são disponibilizados com licença GPL (do inglês “General Public License”) para download e utilização, além dos softwares proprietários como: WebCT, BlackBoard, entre outros.

O AVA Moodle é uma plataforma livre, que apresenta experiências colaborativas e para a qual desenvolvedores espalhados pelo mundo trabalham em prol de seu desenvolvimento e evolução. Possui uma estrutura modular, grande quantidade de documentação, grande adesão na comunidade educacional, por possibilitar customizações e adaptações facilitadas devido ao fato de possuir o código fonte aberto.

O AVA TeLEDUC é uma plataforma livre, desenvolvida pelo Núcleo de Informática Aplicada à Educação (NIED) da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) e possui flexibilidade na criação de ferramentas e manipulação do conteúdo vinculado a cada uma dessas.

O AVA Amadeus é, também, uma plataforma livre, e é desenvolvido e coordenado por especialistas ligados a grupos de pesquisa da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). Atualmente o Amadeus é disponibilizado pelo Portal do Software Público Brasileiro.

As plataformas disponibilizadas sob licença GPL permitem uma vasta área de desenvolvimento de tecnologias promotoras de ambientes amigáveis que se aproximam do perfil do estudante devido à flexibilidade em desenvolver e propor ferramentas.

Ferramentas que possibilitem a identificação do estudante, estabelecendo formas de personalização do ambiente de estudo, se apresentam como uma necessidade emergente da EAD, considerando que o Ambiente Virtual de Aprendizagem e os mecanismos utilizados devem propiciar ao aluno o desenvolvimento do aprendizado, buscando propiciar o ganho de sua autonomia amparado por recursos digitais.

2.5. Conteúdo Didático para Educação a Distância

A formação do cidadão crítico, atuante e pesquisador, é um objetivo a ser alcançado por processos educacionais de formação, sejam eles presenciais ou a distância, de nível superior, técnico ou de aperfeiçoamento. A metodologia utilizada para que esses e outros objetivos sejam alcançados deve contribuir para a formação de profissionais autônomos,

criativos e com habilidades e competências para sua atuação como solucionador de problemas (LOBATO, 2009).

Na EAD o acompanhamento realizado por professores e tutores é importante para a condução do aprendiz. Suas ações em diferentes etapas são responsáveis por direcionar e organizar os meios que proporcionarão ao estudante assimilar os conhecimentos. Para Libâneo (LIBÂNEO, 1994), a função docente pode ser definida como sendo a atividade de realizar a tarefa de mediação na relação cognitiva entre o estudante e as matérias de estudo. O estudante necessita de atenção quanto a sua individualidade no desenvolvimento do processo de ensino aprendizagem (ASSMAN, 2007).

Para potencializar a autonomia nos estudos do estudante na EAD, os recursos didáticos e o acompanhamento docente devem ser organizados de forma a assegurar a qualidade. O material didático para EAD é desenvolvido considerando questões como contexto social, público alvo e objetivos da aprendizagem, baseados em perspectivas com ênfase na reflexão e no desenvolvimento da autonomia (LOBATO, 2009). Para Fanstone et. al. (2011, p. 75) “na EAD o material didático é considerado um dos principais elementos no processo de ensino aprendizagem, possuindo características diferenciadas dos livros utilizados no ensino presencial, o que exige metodologia também diferenciada na sua elaboração”. Além do desenvolvimento do material didático sustentado por metodologias adequadas de elaboração e produção, também devem ser utilizadas estratégias para disponibilizar este conteúdo aos estudantes, processo definido como planejamento instrucional, sendo desenvolvido em dois níveis: planejamento do conteúdo e o planejamento da apresentação (VASILEVA, 2001, p. 23).

As etapas sugeridas por Fanstone, et. al (2011, p. 79), que antecedem ao processo de produção do material didático, englobam conhecer aspectos como: público alvo (graduação, pós graduação, aperfeiçoamento), perfil dos estudantes, os recursos tecnológicos e mídias disponíveis para utilização, conhecer o Projeto Pedagógico do Curso (PPC), no caso de cursos superiores, entre outros. Conhecer os recursos e mídias disponíveis possibilitará ao professor desenvolver o planejamento da apresentação do

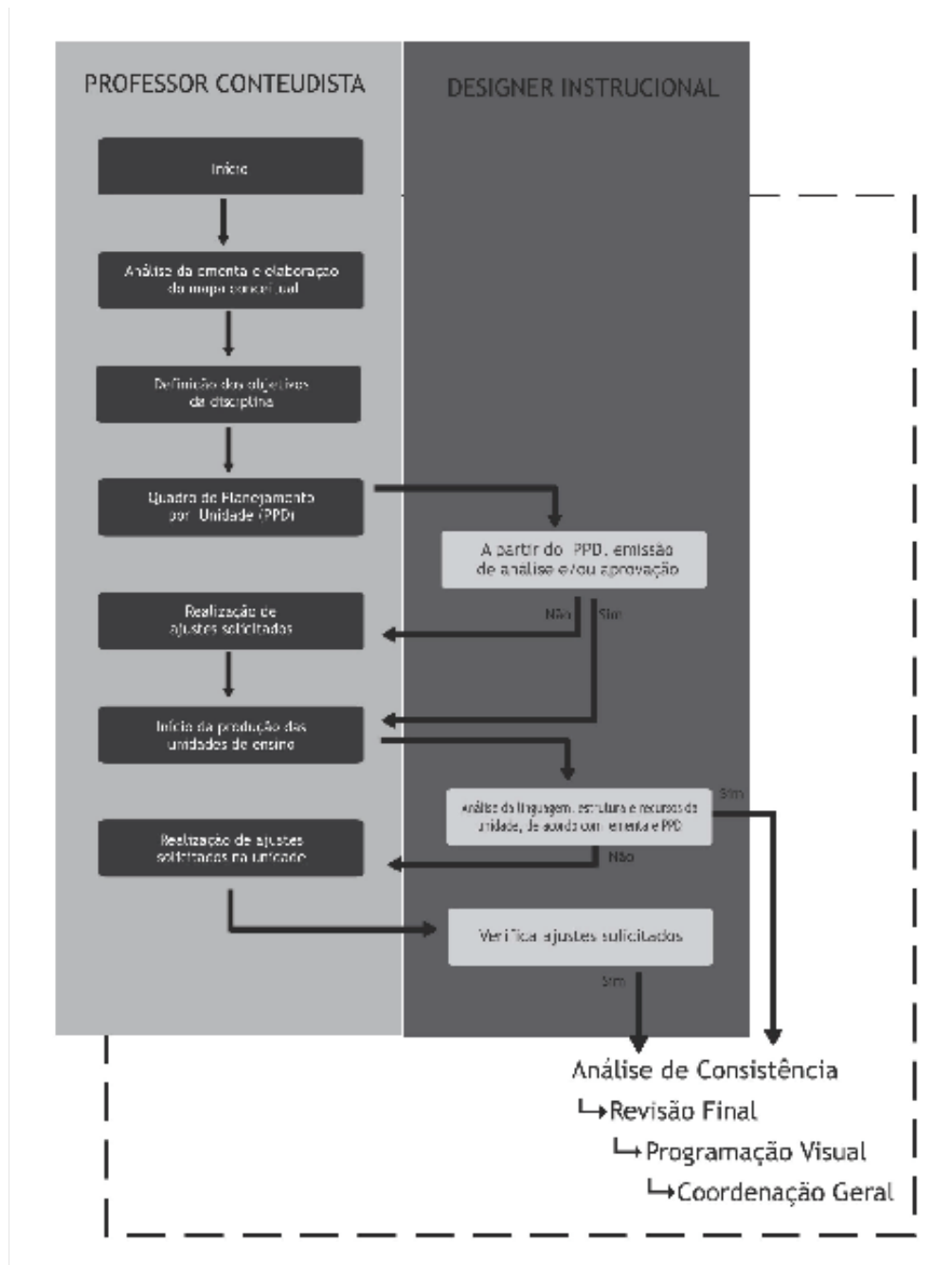
conteúdo durante a escrita do material. Dependendo da estrutura organizacional da instituição, as etapas citadas podem ser desenvolvidas por professores diferentes e esses podem ser auxiliados por profissionais da Tecnologia da Informação (TI) para realizarem o desenvolvimento e adequações necessárias do material e sua apresentação.

Nessa perspectiva, a apresentação dos conteúdos de forma dinâmica, adequados ao perfil e desempenho de cada estudante, objetiva favorecer o processo de ensino e aprendizagem. A organização dos conteúdos abordados em um material didático e sua apresentação deve ser explorada de forma a trazer melhorias para o processo de ensino aprendizagem. Para Melo (2012, p. 24), “um conteúdo didático pode ser entendido como um elemento estruturado de forma que o conjunto constituído pela organização das ideias contidas em cada conceito forme o conhecimento a ser transmitido”.

2.6. Conteúdo Multinível

As etapas estabelecidas para o desenvolvimento de materiais didáticos para EAD, conforme apresentado na Figura 2, não apresentam a etapa de adequação/ estruturação do material para utilização de sistemas que disponibilizam tecnologias para apresentação de conteúdos personalizados de acordo com as características do aluno.

Figura 2 – Desenho instrucional do Material Didático para EaD via *web*



Fonte: FANSTONE, et al., 2011.

Como pode ser observado, o conteúdo desenvolvido de maneira tradicional é baseado em um determinado perfil de estudante e apresentado da mesma forma para todos os estudantes, sem considerar as diferenças, dificultando a possibilidade de ajuste para determinados tipos de perfis. Melo (2012, p. 80) afirma que “um conteúdo personalizado

pode ser considerado uma sequência diferenciada de conceitos”. A partir da estruturação do conteúdo em vários níveis é possível realizar a personalização ajustada ao perfil do estudante, possibilitando assim, um melhor aproveitamento e aprendizado do assunto estudado.

Uma estratégia para a personalização de conteúdos é adicionar às etapas inerentes ao desenvolvimento de material didático para EAD estratégias que abordem o mesmo conteúdo de formas diferentes.

Além da personalização do conteúdo, é necessário conhecer também as regras do docente especialista para indicação de como o conteúdo deve ser apresentado ao estudante. Neste contexto, o professor deve realizar a definição dos percentuais de navegação dentro dos conteúdos de acordo com erros e/ ou acertos dos estudantes. Aos Sistemas inteligentes, que disponibilizam o conteúdo didático estruturado em níveis e personalizado de acordo com as características dos estudantes e com as regras dos especialistas, dá-se o nome de Sistema Tutor Inteligente Híbrido.

O conteúdo didático, geralmente estruturado em unidades didáticas, pode ser distribuído em contextos organizados em níveis de dificuldade, podendo ser: avançado, médio, facilitado, perguntas frequentes (FAQ, do inglês Frequently Asked Questions) e exemplos. A ideia central nesse processo é que o sistema realize a personalização de acordo com o perfil do aluno, da mesma forma, por exemplo, que um professor da modalidade presencial organiza sua apresentação em aulas expositivas e dialogadas, readequando de forma dinâmica seu planejamento, conforme o desempenho dos estudantes no tema abordado.

A Transposição Didática é uma forma de embasar teoricamente o processo de organização do material didático em contextos e níveis, abordado neste trabalho como Conteúdo Multinível. O termo Transposição Didática surgiu das teses de Verret (1974) e Chevallard, em (1980), com a transposição de conteúdos científicos ao ensino de matemática, e consiste no processo de transpor conteúdos científicos para a sala de aula, considerando-a como objeto do saber – objeto a ensinar (GONÇALVES, 2008).

A estruturação do conteúdo multinível pode ser realizada em paralelo à etapa de produção e elaboração do material didático do conteúdo.

2.7. Tecnologias para Disponibilização de Conteúdos

As tecnologias utilizadas para disponibilização de conteúdos para EAD evoluíram do material impresso à utilização dos recursos digitais, ampliando significativamente os meios de promover a interação. Ao professor cabe o domínio além da área de atuação. Esse deve ser capaz de trabalhar interativamente, estimulando a colaboração e autonomia dos estudantes. Para Moran (2003, p. 41) “com a educação *online* os papéis do professor se multiplicam, diferenciam-se e completam-se, exigindo desse uma grande capacidade de adaptação e criatividade diante das novas situações”. Essa necessidade deriva da complexidade do processo educacional mediatizado por algum meio de comunicação como complemento ou apoio à ação do professor. Na EAD, essa interação é indireta e necessita da combinação de suportes técnicos de comunicação adequados, tornando a modalidade mais dependente da mediatização, com emprego dos recursos tecnológicos, do que a educação convencional (BELLONI, 2008, p.54).

O modo indireto em que a interação acontece entre professores e estudantes no espaço e no tempo acrescenta complexidade ao processo de ensino e aprendizagem na EAD. Os problemas gerados pela separação no espaço e no tempo devem ser superados por meio do desenvolvimento de um longo trabalho de produção de um curso a distância que envolve preparação, planejamento, realização e distribuição. Desenvolver um trabalho de qualidade nesse contexto exige a escolha cuidadosa de meios técnicos. Conforme Belloni (2009, p. 55) “que considerem não apenas as facilidades tecnológicas disponíveis, e as condições de acesso dos estudantes à tecnologia escolhida, mas, sobretudo sua eficiência em relação aos objetivos pedagógicos (de autonomia do aprendente) e curriculares (conteúdos e metodologias)”.

O material didático, um dos eixos norteadores do processo de ensino aprendizagem, precisa atender às necessidades de promover o estudo autônomo e individualizado dos estudantes. As formas de disponibilização deste material no AVA devem permitir um grau de personalização deste conteúdo. Belloni (2009, p. 55) enfatiza que:

Criar um produto interativo, por exemplo, é extremamente difícil, colocando inúmeros problemas, desde a seleção dos conteúdos (que em geral são formulados e, portanto, moldados em um discurso escrito) até as práticas de “navegação”, que são interativas e totalmente (ou quase) novas.

Para adicionar padrões de personalização aos processos de ensino e aprendizagem na EAD é necessário conhecer as diferenças entre os estudantes. O conhecimento a ser transmitido terá maior efeito quando o conhecimento é apresentado de maneira próxima aos padrões de aprendizagem dos estudantes. Segundo Melo (2012, p. 31):

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.

Diversas abordagens e técnicas de Inteligência Artificial (IA) tem sido utilizadas para o desenvolvimento de pesquisas na área de Informática aplicada à Educação. Pesquisadores como Viccari (1990), Alencar (2000), Carvalho (2002), Melo (2003), Meireles (2003), Quinderé (2008) desenvolveram Sistemas Tutores Inteligentes (STI) utilizando técnicas de Inteligência Artificial aliadas, em alguns, à teorias baseadas em tipos psicológicos, estilos de aprendizagem, teoria de jogos, dentre outros.

A personalização da apresentação do conhecimento aos estudantes continua sendo uma necessidade nos sistemas de aprendizagem para EAD. É necessário conhecer o estudante de forma a propiciar-lhe mecanismos específicos de direcionamento entre os recursos selecionados para um curso a distância. Melo (2003) e Meireles (2003) desenvolveram trabalhos voltados à condução da personalização de conteúdos em Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos, baseados respectivamente em tipos psicológicos e estilos de aprendizagem, utilizando as redes locais e a *Web*. As pesquisas e aplicações dos

STIs foram exitosas nas duas aplicações, apresentando melhoria significativa no nível de aprendizagem do conteúdo, utilizando um STI baseado em redes neurais e regras de especialista para a condução inteligente e personalizada do estudante ao conteúdo de Introdução ao Processamento de Dados. O trabalho de Quinderé (2008) utilizou a mesma estrutura proposta por Melo (2003) e Meireles (2003) para desenvolvimento de um STI que teve como foco a adaptabilidade temática da Rede Neural, as regras dos especialistas aplicadas para outros conteúdos, o desenvolvimento para seu experimento sobre conteúdos para as disciplinas de Metodologia Científica e Ritmos Biológicos. Os resultados obtidos foram promissores, concluindo que é possível reutilizar o STI para conteúdos diferentes.

Além das Redes Neurais, técnicas como o paradigma de Agentes são utilizadas para objetivos similares em sistemas educacionais. Giraffa & Viccari (1999) apresentam o sistema MCOE (Multi-agent CO-operative Environment), que representa o estado da arte do projeto de pesquisa, envolvendo o paradigma de agentes para modelar Sistemas Tutores Inteligentes com interface e funcionamento baseados em técnicas de programação de jogos.

Para os ambientes de aplicação, entende-se que a tecnologia de STI deve considerar as relações e as correlações das estratégias pedagógicas e as técnicas que serão definidas para os ambientes nos quais serão aplicados.

2.8. Sistemas Tutores Inteligentes

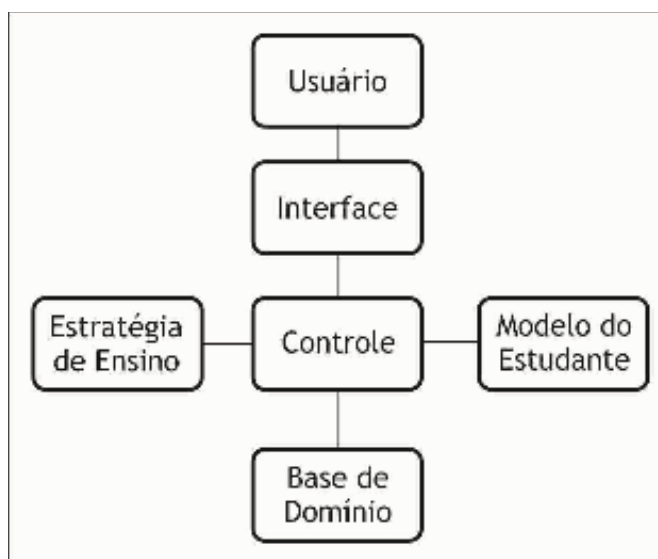
As primeiras utilizações de computadores na educação datam de 1940, com os sistemas educacionais utilizando tecnologias IAC. Os sistemas possuíam estrutura centrada no professor e baseada no paradigma da Instrução Programada (IP) desenvolvida por Skinner (1968). A exposição de conteúdos em sistemas IAC não considera as características individuais dos estudantes, apresentando o conteúdo da mesma forma, independente das necessidades do estudante. O sistema, desenvolvido de forma estática, representava somente o planejamento do professor para o estudo do conteúdo, sendo

apresentado da mesma forma para todos os alunos (GIRAFFA & VICCARI, 1999; MELO, 2003).

A partir da década de setenta, a utilização de técnicas de Inteligência Artificial em sistemas IAC passou a ter como objetivo a criação de sistemas com capacidade adaptativa denominados de ICAI. Tal tecnologia possibilitou o desenvolvimento de sistemas capazes de analisar estilos e capacidade de aprendizagem dos estudantes, assim como identificar padrões de erros.

Os Sistemas Tutores Inteligentes (STIs) ou ICAIs são softwares educacionais que possibilitam o suporte adequado ao estudante durante o aprendizado de um conteúdo, pois possuem em sua estrutura mecanismos que permitem, de alguma forma, realizar a adaptação necessária a uma situação específica durante o aprendizado de um conteúdo. Sua estrutura básica é subdividida em módulos e a ordem de apresentação do conteúdo depende do desempenho do aluno. Construir STIs com capacidade adaptativa requer conhecer o estudante, identificar sua forma de aprendizagem e desenvolver o tutor de modo a reconhecer tal comportamento. Os sistemas ICAI foram projetados como uma tentativa de fazer com que o programa educacional deixe de ser um mero virador de páginas eletrônico e se torne um elemento mais ativo no processo de ensino aprendizagem (MELO, 2003; MEIRELES, 2003; GIRAFFA & VICCARI, 1999).

A arquitetura de um STI, segundo Carbonel (1970), é baseada em três partes principais: características do domínio (conteúdo), o comportamento observável e mensurável do aluno (modelo do aluno) e o conjunto de estratégias que o módulo tutor deverá compor para permitir o ensino personalizado (GOULART, GIRAFFA, 2001). Segundo Viccari (1996), a arquitetura de STIs em geral possui a organização apresentada na Figura 3.

Figura 3 – Arquitetura tradicional de um STI

Fonte: Adaptado de VICCARI, 1990.

O modelo do estudante apresentado na arquitetura objetiva considerar as diferenças individuais dos estudantes para realizar a personalização. Algumas das técnicas utilizadas são: reconhecimento de padrões a partir de dados históricos do estudante; condução do aluno por meio de regras de especialista, preferências e costumes do estudante. O modelo do estudante guiará o comportamento do STI. As estratégias de ensino compõem a forma de comportamento em que o sistema será baseado, cujas especificações darão subsídios para a tomada de decisão dinamicamente. O conteúdo a ser trabalhado compõe a base de domínio desta arquitetura que pode ser composta por diversos recursos de hipermídia e simulação, agindo como o especialista no assunto abordado. O módulo de controle coordena as interações dos demais módulos, de forma a garantir a execução geral. O acesso ao sistema será possível ao usuário por meio da interface, que deverá possuir estrutura organizada e clara para orientação do progresso do estudante no tutor, apresentando itens como: agradabilidade, facilidade, tempo de resposta, monitoração, usabilidade dentre outros (VICCARI, 1996; GIRAFFA, 1995; GIRAFFA, 1999; ALENCAR, 2000).

As estratégias utilizadas para o desenvolvimento de um STI devem monitorar/ orientar o progresso do estudante em estratégias de apresentação do conteúdo. As arquiteturas de STIs podem ser baseadas na arquitetura tradicional apresentada, utilizando técnica de IA conexionista; e na abordagem cooperativa multiagente, utilizando técnica de IA simbólica.

Os STIs baseados em agentes, derivados da IA simbólica, possuem o modelo do aluno com o suporte de agentes dotados de comportamento cognitivo que relaciona crenças, desejos e intenções do estudante (GIRAFÁ, 1999). Diversos agentes podem ser utilizados para objetivos diferentes nesta abordagem, cada qual responsável por processos específicos. O comportamento inteligente do tutor é determinado por meio das interações entre os agentes (CORREA, 1994; MELO, 2012).

Pesquisas no desenvolvimento de STIs utilizando agentes apresentam resultados promissores. Trabalhos como os de Cook (1997), Dastbaz (2006), Méndez (2008) apresentam modelos e metodologias para o desenvolvimento de agentes inteligentes. Sistemas Tutores Inteligentes baseados em redes neurais empregam técnicas de Inteligência Artificial conexionista (ALENCAR, 2000). As redes neurais possuem características que favorecem o processo de aquisição de conhecimento utilizando técnicas que extraem tal conhecimento por meio de exemplos. A utilização dessa tecnologia na educação agrega qualidade ao processo de ensino aprendizagem na EAD, favorecendo sua concretização e evolução.

2.8.1. Classificação de Sistemas Tutores Inteligentes

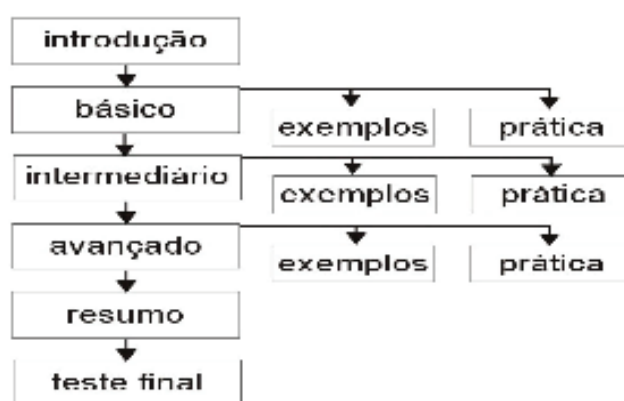
A classificação de um STI pode ser realizada a partir de suas características estruturais e funcionais. Lucena (1994) classifica softwares educacionais em: tutor, tutelado, ferramenta, exercício e prática, simulação e jogos educativos.

No software do tipo tutor, o computador é responsável pelas ações do “professor”. O software é desenvolvido para apresentar conceitos ao aluno, possibilitando o acesso a diferentes níveis, baseado na avaliação das respostas do estudante. O modelo tutelado possibilita ao estudante desenvolver programas utilizando uma linguagem de programação, como LOGO, por exemplo. Software do tipo ferramenta se aplica à resolução de tarefas comuns, como desenvolvimento de planilhas eletrônicas, edição de textos, ferramentas de *internet* e multimídia. O modelo exercício e prática objetiva fixar o conhecimento do estudante por meio da geração de exercícios pelo computador. A simulação apresenta a imitação de um sistema real ou imaginário. Em jogos educativos o desenvolvimento do conhecimento do estudante é realizado de forma lúdica.

Considerando que o modelo tutor é adotado nesta pesquisa, suas principais estruturas serão apresentadas.

A apresentação do conteúdo no tutorial clássico é dividida em níveis básico, intermediário e avançado, apresentando para cada nível exemplos e prática. O conteúdo entre os níveis é apresentado sequencialmente ao estudante, como ilustrado na Figura 4.

Figura 4 – Tutorial Clássico



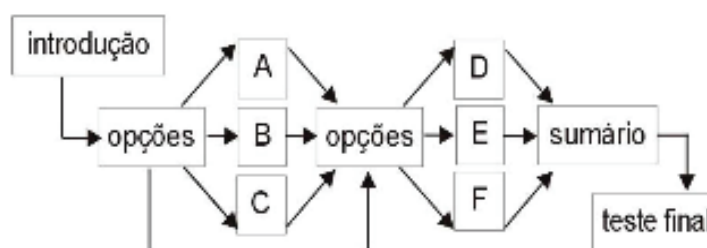
Fonte: MEIRELES, 2003.

No tutorial focado em atividades as etapas de introdução e preparação antecedem a realização da atividade, conforme apresenta a Figura 5.

Figura 5 – Tutorial focado em atividades

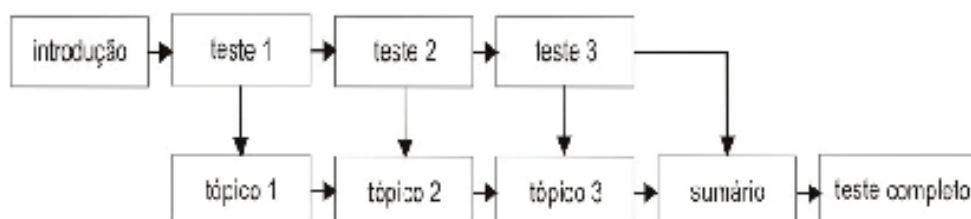
Fonte: MEIRELES, 2003.

A Figura 6 ilustra o tutorial customizado, no qual o estudante possui opção de escolha sobre as questões que são apresentadas. No tutorial customizado o teste também pode direcionar o próximo passo do estudante.

Figura 6 – Tutorial customizado

Fonte: MEIRELES, 2003.

No tutorial de avanço por conhecimento, o estudante tem a possibilidade de avançar no conteúdo, caso já tenha domínio sobre o que foi anteriormente apresentado nos testes. A Figura 7 ilustra este modelo.

Figura 7 – Tutorial de avanço por conhecimento

Fonte: MEIRELES, 2003.

No tutorial exploratório, fontes externas são apresentadas ao estudante para investigação do conteúdo. Um teste ao final verifica o nível de conhecimento obtido pelo estudante, conforme ilustra a Figura 8.

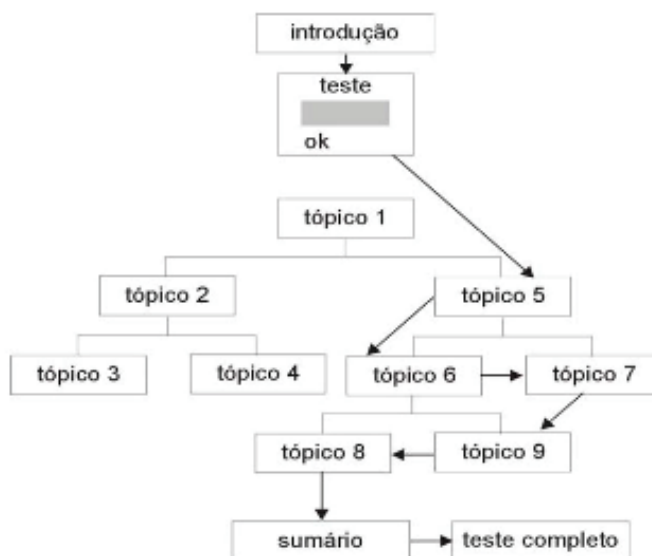
Figura 8 – Tutorial exploratório



Fonte: MEIRELES, 2003.

O tutorial gerador de lições, ilustrado na Figura 9, agrega a personalização dos tópicos que serão apresentados ao aprendiz por meio de um teste inicial.

Figura 9 – Tutorial gerador de lições



Fonte: MEIRELES, 2003.

2.9. Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresentou a contextualização do trabalho com os ambientes virtuais de aprendizagem, a educação a distância, permeando as etapas de desenvolvimento de material didático considerando o uso de tecnologias para a disponibilização do conteúdo. Os sistemas tutores inteligentes e sua classificação foram apresentados.

O próximo capítulo apresenta questões importantes sobre IA e Redes Neurais Artificiais.

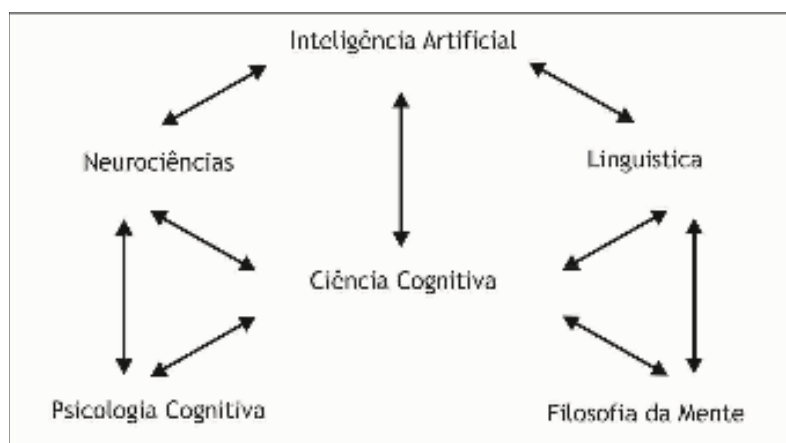
3. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL – REDES NEURAIS

3.1. Introdução

O estudo das relações e das correlações existentes nas diversas áreas do conhecimento e seus ambientes, juntamente com as potenciais possibilidades de construção de entidades inteligentes, constitui o campo da Inteligência Artificial (IA). A IA é uma ciência recente, com trabalhos iniciados após a Segunda Guerra Mundial e que apresenta até os dias atuais espaço para o desenvolvimento de boas ideias. O termo Inteligência Artificial foi proposto por John MacCarthy, em 1956, no Dartmouth College, em uma conferência que reuniu os maiores especialistas em Ciência da Computação da época. Tafner (1995, p.19) apresenta uma conceituação do termo encontrada nos dicionários de computação como: “Aptidão ou capacidade de um dispositivo para desempenhar funções que são normalmente associadas à inteligência humana, tais como raciocínio, aprendizagem e auto-aperfeiçoamento”. A formação e institucionalização da IA abriu a perspectiva de ir além da replicação do pensamento humano, que seria por meio de novos métodos, estudar nossas próprias atividades mentais. (TEIXEIRA, 1998; RUSSEL & NORVING, 2004).

O desenvolvimento da IA se deve a um esforço interdisciplinar, com contribuições desenvolvidas em aprendizado e percepção, jogos de xadrez, demonstração de teoremas matemáticos, diagnóstico de doenças, dentre outras. As aplicações em muitas áreas se justificam pela sua capacidade de sistematizar tarefas intelectuais, sendo possível sua aplicação em qualquer atividade humana (RUSSEL, NORVING, 2004). O diagrama apresentado na Figura 10 apresenta a inter-relação da IA com algumas disciplinas.

Figura 10 – Inter-relações da IA



Fonte: Adaptado de TEIXEIRA, 1998.

Além das inter-relações apresentadas, a Inteligência Artificial engloba disciplinas como: Matemática, Economia, Teoria de Controle e Cibernética, Engenharia de Computadores, dentre outras. Essas disciplinas agregaram ideias, pontos de vista e técnicas que, aplicadas às soluções de problemas, contribuíram para o fortalecimento da IA. Podem ser citadas como contribuições importantes: a lógica, a computação e a teoria da probabilidade, oriundas da matemática; a teoria da decisão, a teoria dos jogos e a pesquisa operacional, oriundos da economia; a ciência cognitiva, originária da psicologia. Disciplinas de destaque são a neurociência e a psicologia, que se concentram no estudo de como pensam e se processam informações de seres humanos e animais, contribuindo para a aproximação do modo de pensar do cérebro e as aplicações de IA que utilizam a técnica de Redes Neurais (RN).

Ao longo de uma evolução histórica recente, a IA contribuiu de forma significativa para o avanço da computação. Aplicações desenvolvidas em 1958, por John McCarthy, no Massachusetts Institute of Technology (MIT), como a linguagem de programação Lisp, se tornaram a linguagem dominante na IA. Neste mesmo ano, McCarthy desenvolveu com outros pesquisadores o compartilhamento de tempo (time sharing) e o Advice Taker, considerado o primeiro sistema de IA completo (RUSSEL & NORVING, 2004).

Atualmente as técnicas de IA estão sendo desenvolvidas e adaptadas para a resolução de problemas complexos, evoluindo para a obtenção de resultados satisfatórios e

cada vez mais inteligentes. É comum encontrar aplicações que realizam a combinação de técnicas para a solução de problemas, permitindo o desenvolvimento de Sistemas Híbridos (TAFNER, 1995).

3.2. IA Simbólica versus IA Conexionista

As investigações entre o funcionamento da mente humana e o computador digital são anteriores à definição do termo de Inteligência Artificial. Impulsionados pelo movimento da *cibernética*, a partir da década de 40, pesquisadores acreditavam que era possível modelar a mente humana pela representação de modelos matemáticos, baseando-se na possibilidade de criar circuitos elétricos para modelar o funcionamento do cérebro. Os trabalhos de Claude Shannon (*A Symbolic Analysis of Relay and Switching Circuits*, 1938) e Warren McCulloch (*A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, 1943), originaram estas ideias (TEXEIRA, 1998).

A IA Simbólica é derivada das pesquisas desenvolvidas durante a década de 50 pelo grupo de Newell e Simon e sustentada pela simulação de fenômenos mentais, nos quais, segundo Teixeira (1998, p.36), “a mente é um conjunto de representações de tipo simbólico e regidas por um conjunto de regras sintáticas”. A partir deste princípio, é desenvolvida nos anos 70, nos laboratórios do MIT (Massachusetts Institute of Technology) a Inteligência Artificial Simbólica (*Representational Theory of Mind*). A IA Simbólica é, segundo Teixeira (1998, p.44), “um dispositivo lógico que pode ser descrito por meio de um conjunto de computações abstratas, onde o que importa são as propriedades formais dos símbolos que são manipulados”. Um sistema simbólico representa comportamento inteligente a partir da simulação das ações, sem considerar os mecanismos responsáveis pelo comportamento.

Ao contrário do mapeamento de ações baseadas em regras para tratar *inputs* e *outputs* da IA Simbólica, foi desenvolvida de forma paralela a Inteligência Artificial Conexionista, também conhecida como Redes Neurais Artificiais, uma área da IA que utiliza

técnicas computacionais que propõem uma forma particular de processamento da informação fortemente baseada na estrutura física do cérebro humano. Enquanto a IA simbólica busca simular o comportamento, a IA conexionista visa realizar o processamento de forma similar.

Teixeira (1998, p. 84) apresenta uma diferenciação entre sistemas conexionistas e simbólicos sendo:

Sistemas conexionistas e simbólicos são sistemas computacionais, mas há uma grande diferença no tipo de computação que eles realizam. Na perspectiva simbólica, a computação é essencialmente a transformação de símbolos de acordo com regras – regras que estão estabelecidas em um programa. A ideia de computação subjacente a um sistema conexionista é diferente: seu princípio é um conjunto de processos causais através dos quais as unidades se excitam ou se inibem, sem empregar símbolos ou tampouco regras para manipulá-los.

3.3. Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais possuem processo de evolução histórico que se integra e converge com o desenvolvimento e a consolidação da Inteligência Artificial, podendo ser consideradas pioneiras dentre as técnicas de IA.

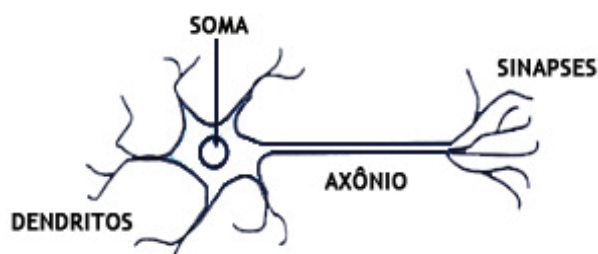
Com a introdução do paradigma de sistemas inteligentes, as mudanças logo foram refletidas nas aplicações computacionais, adicionando aos sistemas de computação tradicionais mecanismos que permitem encontrar novas soluções para situações que antes precisavam ser identificadas pelo programador. Os sistemas inteligentes são estruturados para permitir a emissão de respostas, mesmo a padrões não reconhecidos anteriormente, na etapa de “aprendizagem” (REZENDE, 2005).

A Rede Neural é uma técnica que possibilita esse tipo de comportamento aos sistemas inteligentes, por meio da utilização de um algoritmo de aprendizagem que modifica os pesos das conexões sinápticas da rede de forma a alcançar o objetivo desejado. (HAYKIN, 2001; TAFNER, 1995).

O processamento da informação se baseia na forma de organização física do cérebro biológico. De maneira mais generalizada, Haykin (2001) apresenta uma Rede Neural Artificial como sendo uma máquina projetada para modelar a maneira que o cérebro realiza uma tarefa particular ou função de interesse.

Uma Rede Neural é composta de neurônios com estrutura similar ao modelo e comportamento do neurônio biológico. A Figura 11 ilustra um neurônio biológico apresentando suas seções.

Figura 11 – Neurônio biológico

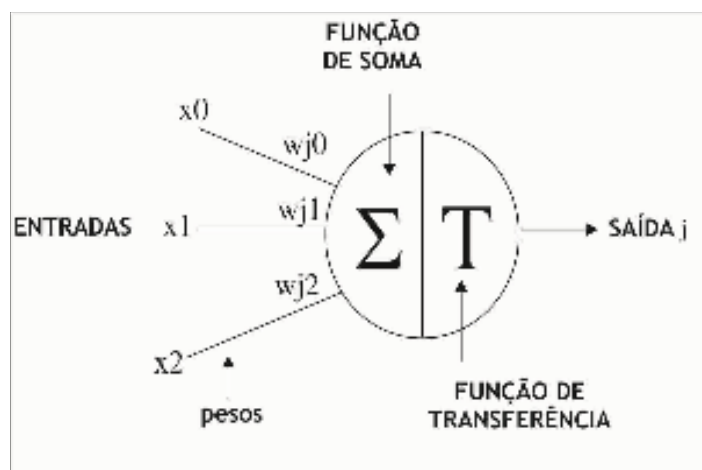


Fonte: TAFNER, 1995.

O neurônio apresentado possui estrutura dividida em três partes inter-relacionadas: o corpo da célula (soma), os dendritos e o axônio. Os dendritos recebem impulsos nervosos dos neurônios, e são responsáveis por conduzir a informação até o corpo da célula. A informação gerada é transformada em novos impulsos e transmitida a outros neurônios através do axônio. A sinapse é responsável por conectar um dendrito de um neurônio a um axônio de outro neurônio. As ligações formadas pelas sinapses compõem as Redes Neurais.

O neurônio artificial proposto por McCulloch e Pitts (1943), também chamado de neurônio MCP, é estruturado de forma análoga ao neurônio biológico. A figura 12 ilustra o neurônio artificial.

Figura 12 – Neurônio artificial



Fonte: TAFNER, 1995.

A estrutura apresentada é composta de entradas que simulam os impulsos nervosos recebidos pelos neurônios biológicos. Os pesos são utilizados para simular as conexões sinápticas entre os neurônios, representando o grau de importância de uma determinada entrada em relação ao neurônio. Os pesos são representados como um vetor de valores. A Função de Soma realiza o somatório da multiplicação de cada peso por sua respectiva entrada, acumulando assim o valor que é processado pela Função de Transferência que emite a saída do sinal (TAFNER, 1995; HAYKIN, 1999).

O neurônio possui um ou mais sinais de entrada que chegam simultaneamente ao neurônio da próxima camada, daí seu alto poder de processamento paralelo. O processamento realizado pelo neurônio acumula o valor somado dos produtos entre as entradas e os pesos, e gera um resultado que é comparado a um limiar (valor estipulado) que decide o valor que será emitido como saída. Após o processamento é produzido um sinal de saída pelo neurônio. Um neurônio k qualquer pode ser descrito matematicamente por meio das Equações (2.1) e (2.2).

$$u_k = \sum_{j=0}^m x_j w_{kj} \quad (2.1)$$

onde:

- u – função soma do neurônio k ;
- k - índice do neurônio;
- m - quantidade de entradas;

x_j - j -ésima entrada do neurônio; e
 w_{kj} - j -ésimo peso do neurônio k .

e

$$y_k = \varphi(u_k) \quad (2.2)$$

onde:

y - saída neurônio k ;
 k - índice do neurônio;
 φ - função de transferência; e
 u_k - resultado da função soma do neurônio.

Da primeira etapa do processamento em que a Equação (2.1) é calculada, resulta o valor da Função Soma. Na segunda etapa, a Função de Transferência gera a saída do neurônio.

A Rede Neural é composta por um conjunto de neurônios dotados das características apresentadas. Tafner (1995) afirma que os tipos de conexões, número de camadas de neurônios e tipo de treinamento são os aspectos que diferem os tipos de redes neurais.

3.4. Perceptron

O perceptron foi inicialmente criado com o objetivo de demonstrar o funcionamento do sistema nervoso por meio de uma simulação computacional. Proposto por Frank Rosenblatt, em 1957, o perceptron foi responsável pelo crescente interesse pelas Redes Neurais a partir da introdução do conceito de aprendizado. O modelo é composto de uma estrutura de rede neural formada por unidades do neurônio MCP e de uma regra de aprendizado. Os algoritmos de aprendizagem do perceptron realiza a adaptação dos pesos em relação às entradas apresentadas para cada neurônio MCP, até que um valor θ seja atingido. A regra de aprendizagem provê a adaptação dos pesos para que a rede realize a tarefa de classificação.

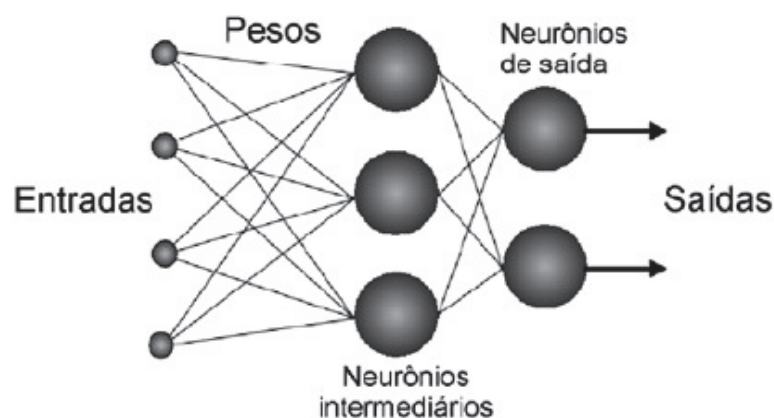
A partir do modelo proposto por Rosenblatt (1958), iniciou-se um período de otimismo entre os pesquisadores. Rosenblatt provou em sua demonstração do teorema de convergência do perceptron que o neurônio MCP, treinado com o algoritmo de aprendizado do perceptron, poderia resolver problemas linearmente separáveis.

O trabalho de Marvin Minsky e Seymour Papert (1969), intitulado “Perceptrons” provou que redes neurais de uma única camada não teriam capacidade de resolver problemas complexos. A pesquisa foi desestimulada após um período de críticas da comunidade científica (TAFNER, 1995; CARVALHO, 1998). Após um período de pouco incentivo para pesquisas em redes neurais, em 1982, o interesse foi retomado a partir da apresentação de John Hopfield, com seu trabalho sobre redes neurais, para a *National Academy of Science*. O Algoritmo de aprendizado *Backpropagation*, publicado em 1986, também foi responsável pelo ressurgimento e credibilidade nas pesquisas envolvendo redes neurais.

3.5. Redes Perceptron de Múltiplas Camadas

Redes Perceptron de Múltiplas Camadas (do inglês, Multi Layer Perceptron (MLP)) são redes projetadas com conjuntos de neurônios divididos em camadas, aumentando assim o poder computacional das Redes Neurais Artificiais. As camadas das redes MLP são: camada de entrada, camada intermediária e camada de saída, conforme apresentado na Figura 13.

Figura 13 – Rede MLP



Fonte: Disponível em <http://www.cerebromente.org.br/n05/tecnologia/rna.htm>. Acesso em 14/10/2012.

Na rede MLP o processamento que cada neurônio realiza é uma combinação do processamento realizado pelos neurônios da camada anterior. A camada de entrada é receptora dos valores de entrada da rede. Os neurônios da camada intermediária, que pode ser composta de uma ou mais camadas, recebe as entradas ponderadas pelos pesos respectivos e envia a saída de cada neurônio para a camada de saída. A camada de saída realiza o processamento e gera uma ou mais saídas da rede. A quantidade de informações geradas na camada de saída depende da quantidade de neurônios presentes nesta camada.

A definição da estrutura da rede, ou seja, a quantidade de camadas e a quantidade de neurônios em cada camada, depende de fatores como: quantidade de entradas, quantidade de saídas desejadas, distribuição dos padrões de treinamento e validação da rede (CARVALHO, 1998).

3.6. Treinamento em Redes MLP

O treinamento da RNA é realizado após a definição da estrutura da rede. Para a etapa do treinamento é necessário utilizar uma amostra que represente a população a ser classificada, para ajuste do comportamento de cada neurônio distribuído entre as camadas

da RNA. O treinamento da RNA pode ser feito por meio de aprendizado supervisionado ou aprendizado não supervisionado.

No aprendizado supervisionado, para cada conjunto de entrada apresentado a resposta desejada é comparada com a saída da rede. Caso exista divergência, os pesos são reajustados e o processo se repete até que a saída desejada seja alcançada. Nesse tipo de aprendizagem é necessária a intervenção de um especialista em relação ao conhecimento tratado na aplicação para definir as saídas desejadas.

No aprendizado não supervisionado, os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à RN, visando à auto-organização das informações em sua estrutura (CARVALHO, 1998; HAYKIN, 1999).

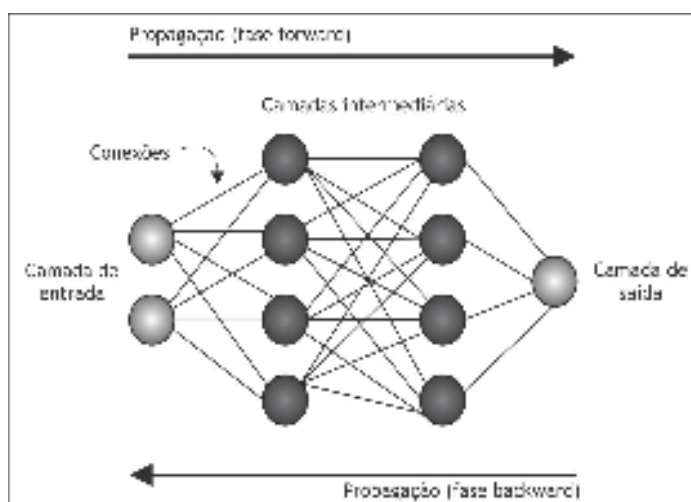
Algoritmos utilizados para o treinamento de Redes MLP são, segundo Carvalho (1998, p. 58), do tipo supervisionado. O algoritmo de treinamento é utilizado para controlar as iterações necessárias até que os pesos sejam ajustados. Algoritmos para treinamento de redes do tipo MLP são classificados em: estáticos ou dinâmicos. Os algoritmos estáticos não alteram a estrutura da rede durante o treinamento, variando somente os pesos até alcançar a(s) saída(s) desejada(s). Os algoritmos dinâmicos podem realizar alterações na estrutura da Rede, como alterar a quantidade de camadas, quantidade de neurônios e conexões das camadas (CARVALHO, 1998).

O algoritmo de aprendizado mais conhecido e utilizado para treinamento de Redes MLP é o *Backpropagation*, proposto por Rumelhart (RUMELHART, 1986). Este algoritmo foi publicado no livro *Parallel Distributed Processing* (RUMELHART, 1986) sendo também um dos responsáveis pelo ressurgimento do interesse da comunidade científica pelas Redes Neurais.

O *backpropagation* é um algoritmo de aprendizagem supervisionada, que realiza o processamento das entradas e verifica se a saída resultante é igual à saída desejada, iniciando o processo de ajuste dos pesos, caso contrário. O algoritmo é executado em duas etapas: fase *forward* e fase *backward*. Na fase *forward* o processamento é realizado para definir a saída da rede de acordo com um conjunto de entradas. A fase *backward* realiza a

comparação entre a saída obtida e a saída desejada, realizando a atualização dos pesos das conexões e reiniciando o processo, agora no sentido contrário, caso seja necessário. A Figura 14 apresenta a ilustração deste processo (CARVALHO, 1998; HAYKIN, 1999).

Figura 14 – Fluxo de processamento do algoritmo *backpropagation*



Fonte: Adaptado MELO, 2003.

O algoritmo *backpropagation* é apresentado na Figura 15.

Figura 15 – Algoritmo *backpropagation*

Inicializar pesos e parâmetros
 Repetir até erro mínimo e/ou quantidade de ciclos (estabelecidos)
 Para cada padrão de treinamento
 Definir saída da rede através da fase forward
 Comparar saída com saída desejada
 Atualizar pesos através da fase backward

Fonte: Adaptado CARVALHO, 1998.

O objetivo do treinamento e a forma de utilização e apresentação do conjunto de dados devem estabelecer parâmetros para execução do algoritmo. O ponto de parada do

algoritmo pode ser baseado em um valor de desempenho a ser atingido, quantidade de ciclos ou a combinação dos dois fatores. O conjunto de dados preparado para o treinamento da rede deve ser subdividido em conjunto de treinamento e conjunto de validação. O conjunto de treinamento será utilizado durante a etapa de treinamento da rede. Do conjunto de treinamento deve-se reservar uma parte dos dados, o conjunto de validação, para verificar a eficiência da rede em relação à sua capacidade de generalização durante a etapa do treinamento. Após a finalização do treinamento, o conjunto de testes é utilizado para verificar o nível de qualidade do aprendizado absorvido pela rede (MELO, 2003).

3.7. Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresentou um breve histórico sobre Inteligência Artificial e Redes Neurais Artificiais. As principais estruturas das redes neurais do tipo MLP foram apresentadas. No próximo capítulo, são apresentados os métodos numéricos.

4. MÉTODOS NUMÉRICOS

4.1. Introdução

As equações diferenciais expressam a relação entre as variáveis em termos de suas derivadas. A necessidade de solucionar equações algébricas aparece em muitos problemas na modelagem matemática devidos às leis físicas em engenharia e nas ciências, frequentemente sendo expressos em termos das derivadas das variáveis, ao invés das próprias variáveis. As equações diferenciais podem ser apresentadas em diferentes formas, entretanto, frequentemente envolvem funções de x e y (GRIFFITHS, 2006; MELO, 2012).

No método de diferenças finitas, as derivadas ocorrem de forma que as equações diferenciais parciais são substituídas por sua diferença finita equivalente.

Definido o problema, sua modelagem matemática e o método para sua solução, o próximo passo é a implementação de um software computacional.

4.2. Métodos Numéricos

Os métodos numéricos são ferramentas da matemática utilizadas em aplicações em que o problema não pode ser solucionado através de cálculos exatos, sendo aceitável uma solução aproximada do mesmo. A aplicação de métodos numéricos se justifica em contextos em que o grau de complexidade do problema não apresenta solução analítica e existe um método numérico adequado para a resolução do problema (MELO, 2012; BUFFONI, 2002).

Quando alguns pontos de uma função complexa são conhecidos, a interpolação é uma forma de aproximação dessa função com outra mais simples, objetivando solucioná-la de maneira eficaz. Ao realizar a interpolação, utilizando a função mais simples para o cálculo de novos dados, o mesmo resultado da função original pode não ser alcançado, porém, a simplicidade da resolução compensa o erro (GRIFFITHS, 2006; MELO, 2012).

Melo (2012, p. 69) reforça que “essa característica é muito interessante na predição do comportamento de problemas reais, nos quais não é possível a disponibilidade de todos os dados”. Se para se fazer a estimativa do valor de $f(x)$, conhecida por $n + 1$ pontos isolados (x_i, y_i) com $i = 0, 1, 2, \dots, n$, for utilizado um polinômio que passa por todos os pontos conhecidos, implica que está sendo feita uma interpolação polinomial, uma vez que os polinômios são funções mais fáceis de se manipular. Himonas (2005, p. 184) complementa que “Parece natural, portanto, aproximar funções mais complicadas por funções polinomiais, e este é realmente um dos métodos mais usados para analisar funções complexas.”.

4.2.1. Método Polinomial de Lagrange

O polinômio de Lagrange (GRIFFITHS, 2006) para $n + 1$ pontos de dados (x_i, y_i) em que $i = 0, 1, 2, \dots, n$ conduz a uma interpolação polinomial dada por:

$$Q_n(x) = L_0(x)y_0 + L_1(x)y_1 + \dots + L_n(x)y_n \quad (4.1)$$

Sendo que $L_i(x)$, $i = 0, 1, 2, \dots, n$ são os polinômios de Langrange de grau n , dados por:

$$L_i(x) = \frac{\prod_{j \neq i}^n (x - x_j)}{\prod_{j \neq i}^n (x_i - x_j)} \quad (4.2)$$

O método de Langrange apresenta como desvantagem a quantidade excessiva de cálculos ao fazer várias interpolações. Cada polinômio é, por si só, de ordem n e avaliado no respectivo grau n . Outra desvantagem é verificada quando um novo termo é adicionado resultando a necessidade de recalculer todos os valores de $L_i(x)$ desde o início.

4.2.2. Método das Diferenças

O método das diferenças apresenta um menor número de operações em relação ao método de Lagrange por reaproveitar os cálculos anteriores para cada inserção de pontos, ao estabelecer o polinômio de interpolação $Q_n(x)$ que passará por $n + 1$ pontos dados como (x_i, y_i) , onde $i = 0, 1, 2, \dots, n$ é representado pela equação (4.3).

$$Q_n(x) = C_0 + C_1(x-x_0) + C_2(x-x_0)(x-x_1) + \dots + C_n(x-x_0)(x-x_1) \dots (x-x_{n-2})(x-x_{n-1}) \quad (4.3)$$

As constantes $C_0, C_1, C_2, \dots, C_n$, apresentadas na equação 4.4 podem ser resolvidas de maneira fácil, substituindo-as na equação 4.3.

$$\begin{aligned} C_0 &= y_0 \\ C_1 &= \frac{y_1 - C_0}{(x_1 - x_0)} \\ C_2 &= \frac{y_2 - C_0 - C_1(x_2 - x_0)}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)} \\ C_3 &= \frac{y_3 - C_0 - C_1(x_3 - x_0) - C_2(x_3 - x_0)(x_3 - x_1)}{(x_3 - x_0)(x_3 - x_1)(x_3 - x_2)} \\ C_k &= \frac{y_k - y_0 - \sum_{j=1}^{k-1} \prod_{i=0}^j C_j(x_k - x_i)}{\prod_{j=0}^{k-1} (x_k - x_j)} \end{aligned} \quad (4.4)$$

4.2.3. Funções Spline

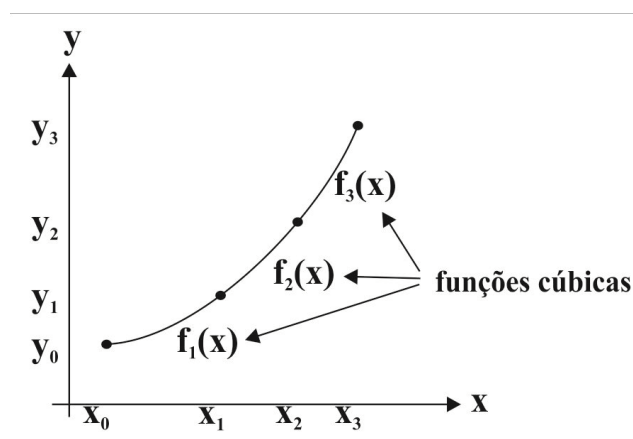
Os métodos de interpolação apresentados conduzem a polinômios de altas ordens, o que requer maior complexidade para alcançar a solução. Métodos que empregam polinômios de baixa ordem podem ser utilizados quando a continuidade das derivações mais

altas das interpolações não for essencial. Os métodos “spline” consistem em dividir o intervalo de interesse em vários subintervalos e interpolá-los da forma mais suave possível nestes intervalos com polinômios de graus pequenos, alcançando assim uma redução da complexidade matemática e um aumento da flexibilidade (GRIFFTHS, 2006).

As funções spline cúbicas estão entre os métodos mais conhecidos dentre os métodos “spline” e consistem em funções capazes de preservar a continuidade acima da segunda derivada (GRIFFTHS, 2006; BOYCE, 2010).

Um exemplo para obter interpolação utilizando três funções cúbicas $f_1(x)$, $f_2(x)$ e $f_3(x)$, pode ser observado na Figura 16.

Figura 16 – Interpolação por funções spline cúbicas



Fonte: Adaptado de GRIFFTHS, 2006.

Os quatro pontos e as três funções cúbicas ($f_1(x)$, $f_2(x)$ e $f_3(x)$) podem ser observados na Figura 9. Em geral, se existem $n + 1$ pontos, n funções cúbicas spline serão necessárias, sendo que estas podem ser escritas conforme apresentado na Equação (4.5).

$$f_i(x) = A_{1i} + A_{2i}x + A_{3i}x^2 + A_{4i}x^3, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.5)$$

Os coeficientes A_{ij} apresentados na Equação 4.5 são determinados de acordo com condições necessárias na definição da solução. O ponto a ser interpolado entre os pontos considerados no cálculo é gerado pelo resultado das derivadas (GRIFFTHS, 2006; BOYCE, 2010).

4.3. Equações Diferenciais

As equações diferenciais se dividem em dois tipos: equação diferencial ordinária (EDO) e equação diferencial parcial (EDP). A diferença entre os tipos se concentra na quantidade de variáveis das funções, sendo que a equação diferencial ordinária possui apenas funções de uma variável e suas derivadas, enquanto que a equação diferencial parcial contém funções com mais de uma variável e suas respectivas derivadas.

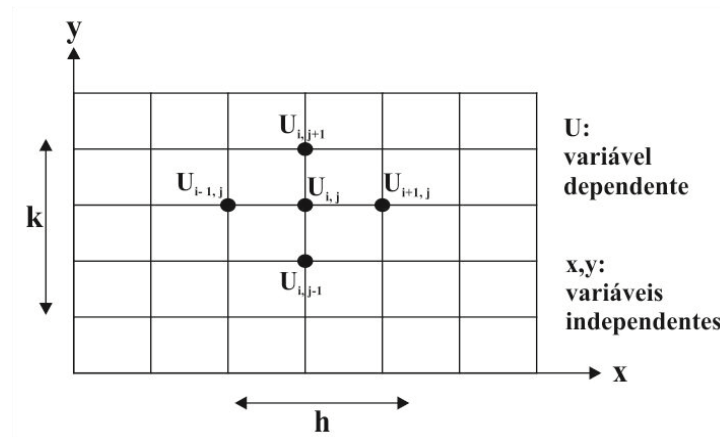
Equações que envolvem mais do que uma variável independente, conseqüentemente, apresentam derivadas parciais. A ordem de uma equação de derivadas parciais corresponde à ordem da maior derivada parcial presente na equação. Existem vários métodos para solução de EDP. O método de Euler possui passo único sendo classificado como um dos mais simples para alcançar a solução. Apesar da simplicidade, o método de Euler apresenta precisão menor que outros métodos (GRIFFITHS, 2006; BOYCE, 2010).

4.4. Método das Diferenças Finitas

A resolução de equações diferenciais por meio da aproximação de derivadas por diferenças finitas constitui o método das diferenças finitas. Nesse contexto as derivadas que ocorrem no domínio das equações diferenciais parciais são substituídas pela diferença finita equivalente, sendo aproximadas por várias combinações da variável desconhecida no grid de pontos em volta do local no qual a derivação ocorre (GRIFFITHS, 2006; BOYCE, 2010; MELO; 2012).

A Figura 17 apresenta um exemplo do método de diferenças finitas, considerando um plano de domínio da solução em um plano cartesiano bidimensional.

Figura 17 – Diferenças finitas no plano bidimensional



Fonte: Adaptado de MELO, 2012.

Na Figura 17, o plano foi dividido em quadros regulares de tamanho k e h . A variável dependente U é uma função das duas variáveis independentes x e y , e o ponto que define a derivada é obtido pelos índices (i, j) , que são incrementados na direção x e y , respectivamente (MELO, 2012).

Considerando h e k como o intervalo de variação nos dois eixos, as Equações (4.6) e (4.7) apresentam a diferença do respectivo plano da primeira derivada do ponto $U_{i,j}$.

$$\left(\frac{\partial U}{\partial x}\right)_{i,j} \cong \frac{1}{2h}(U_{i+1,j} - U_{i-1,j}) \quad (4.6)$$

$$\left(\frac{\partial U}{\partial y}\right)_{i,j} \cong \frac{1}{2k}(U_{i,j+1} - U_{i,j-1}) \quad (4.7)$$

Da combinação da derivada do plano horizontal h com a derivada do plano vertical y resulta a derivação no centro do plano de domínio da solução, apresentada na Equação (4.8).

$$\left(\frac{\partial U}{\partial x}\right)_{i,j} + \left(\frac{\partial U}{\partial y}\right)_{i,j} \cong \frac{1}{2h}(U_{i+1,j} - U_{i-1,j}) + \frac{1}{2k}(U_{i,j+1} - U_{i,j-1}) \quad (4.8)$$

Considerando $h = k$, a Equação (4.8) pode ser simplificada pela Equação (4.9) (GRIFFTHS, 2006).

$$\left(\frac{\partial U}{\partial x}\right)_{ij} + \left(\frac{\partial U}{\partial y}\right)_{ij} \cong \frac{1}{2h} [(U_{i+1,j} - U_{i-1,j}) + (U_{i,j+1} - U_{i,j-1})] \quad (4.9)$$

4.5. Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresentou o método numérico utilizado no desenvolvimento deste trabalho. A análise numérica por meio de métodos utilizados para obter a solução exata ou aproximada de problemas favorece a resolução de problemas complexos ou que não existe possibilidade de solução por meio de técnicas exatas.

O método das diferenças finitas, utilizado para formulação matemática proposta por (MELO, 2012), será aplicado ao sistema proposto que é apresentado no próximo capítulo. No próximo capítulo são mostrados os elementos do sistema desenvolvido por (MELO, 2003; MEIRELES, 2003), as evoluções desenvolvidas e a metodologia utilizada para o desenvolvimento deste trabalho.

5. SISTEMA PROPOSTO

5.1. Introdução

Os trabalhos de (ALENCAR, 2000; CARVALHO, 2002; MELO, 2003; MEIRELES, 2003; QUINDERE, 2008; MELO, 2012) apresentam fundamentações teóricas e metodologias que contribuíram para a evolução de Sistemas Tutores Inteligentes híbridos. Para contextualizar este capítulo, destacam-se os trabalhos de (MELO, 2003), que desenvolveu um STI Híbrido baseado em características psicológicas para realizar a personalização da navegação do estudante, e (MELO, 2012) que apresenta a formalização do modelo matemático adotado neste trabalho.

São descritas as modificações realizadas no sistema e as fases norteadoras do desenvolvimento do sistema proposto. São apresentados: o funcionamento do sistema, a metodologia utilizada para o desenvolvimento e as considerações finais.

5.2. Estrutura Proposta

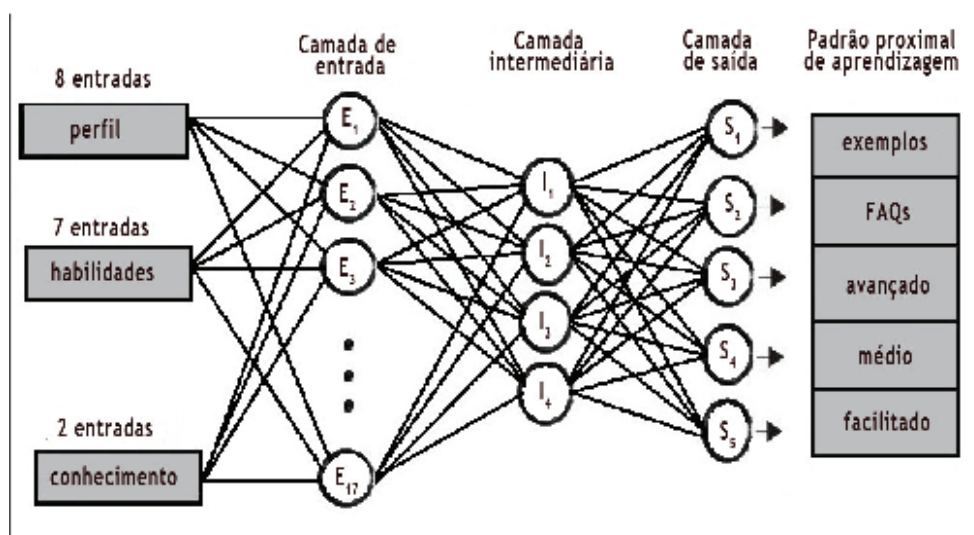
O trabalho de (MELO, 2003), fundamenta-se na capacidade de redes neurais artificiais em extrair padrões capazes de serem utilizados no auxílio da navegação em um STI, como foi proposto no trabalho de (ALENCAR, 2000) e implementado por (CARVALHO, 2002).

Melo (2003) descreve a metodologia utilizada para o desenvolvimento do STI híbrido que utiliza as características psicológicas do estudante para minimizar a discrepância na geração dos padrões de navegação, e propõe em (MELO, 2012) a formalização matemática do modelo.

Este trabalho busca verificar a efetividade da utilização do método das diferenças finitas para realizar a indicação de navegação do estudante, visando eliminar as incoerências e melhorar o padrão de navegação gerado para o estudante. Um padrão de

navegação estabelece o percentual de navegação nos níveis disponíveis no STI (avançado, médio, FAQs, exemplo e facilitado). A RNA utilizada no STI recebe como entrada as informações geradas após o estudante responder a questionários iniciais sobre: a) perfil psicológico; b) habilidade tecnológica e c) conhecimento inicial sobre o assunto. As informações são processadas pela RNA que foi previamente treinada a partir de um conjunto de treinamento gerado por navegações livres no STI, ou seja, uma navegação em que o estudante realiza a escolha de qual é o próximo nível a visitar. A RNA do tipo MLP utilizada no sistema é representada na Figura 18.

Figura 18 – Representação da RNA



Fonte: Adaptada de MELO, 2012.

A RNA utilizada no STI é composta de 17 neurônios na camada de entrada, que são as informações obtidas por meio dos questionários iniciais. A camada intermediária recebe as informações da camada de entrada e aciona os 4 neurônios desta camada, realizando o processamento descrito para um neurônio artificial no Capítulo 3. A saída gerada pela camada intermediária é enviada para a camada de saída, que realiza o processamento em 5 neurônios, gerando a saída da RNA. A saída de cada neurônio é o padrão proximal de aprendizagem do estudante em cada nível de forma global dentro do STI. O padrão proximal

de aprendizagem reflete o percentual de navegação do estudante em cada um dos níveis do conteúdo apresentado ao estudante.

Além do padrão de navegação gerado pela RNA, o STI utiliza regras simbólicas de especialistas em docência para estabelecer um controle mais preciso de acordo com o desempenho local do estudante. As regras apresentadas na Tabela 2 refletem as estratégias utilizadas por docentes em sala de aula, diante da dificuldade dos estudantes, de acordo o desempenho apresentado em diferentes níveis em que um conteúdo pode ser abordado.

Tabela 2 – Regras de indicações locais

Nível de origem	Resposta do teste	Próximo nível (percentual de indicação)				
		Facilitado	Avançado	FAQs	Exemplos	Próximo
Facilitado	<i>Errada</i>	0	5,74	35,74	51,85	6,67
	<i>Não sabe</i>	0	5	33,76	54,26	6,98
	<i>Meio certa</i>	0	11,31	27,44	37,25	24
	<i>Certa</i>	0	27,24	15,3	17,15	40,31
Médio	<i>Errada</i>	50,48	5,37	18,42	22,65	3,08
	<i>Não sabe</i>	52,59	3,89	19,56	20,38	3,58
	<i>Meio certa</i>	26,48	12,45	19,38	36,77	4,92
	<i>Certa</i>	3,33	45,38	16,15	17,49	17,65
Avançado	<i>Errada</i>	27,59	0	26,48	36,5	9,43
	<i>Não sabe</i>	35,19	0	23,7	33,15	7,96
	<i>Meio certa</i>	14,81	0	28,89	34,45	21,85
	<i>Certa</i>	4,39	0	14,67	17,98	62,96
Faqs	<i>Errada</i>	46,11	7,59	0	37,78	8,52
	<i>Não sabe</i>	45,74	7,38	0	39,29	7,59
	<i>Meio certa</i>	27,78	12,07	0	42,37	17,78
	<i>Certa</i>	6,27	28,56	0	20,15	45,02
Exemplos	<i>Errada</i>	49,87	7,59	31,98	0	10,56
	<i>Não sabe</i>	50,11	6,67	33,78	0	9,44
	<i>Meio certa</i>	28,16	13,83	38,94	0	19,07
	<i>Certa</i>	4,68	25,74	20,93	0	48,65

Fonte: Adaptado de MELO, 2003.

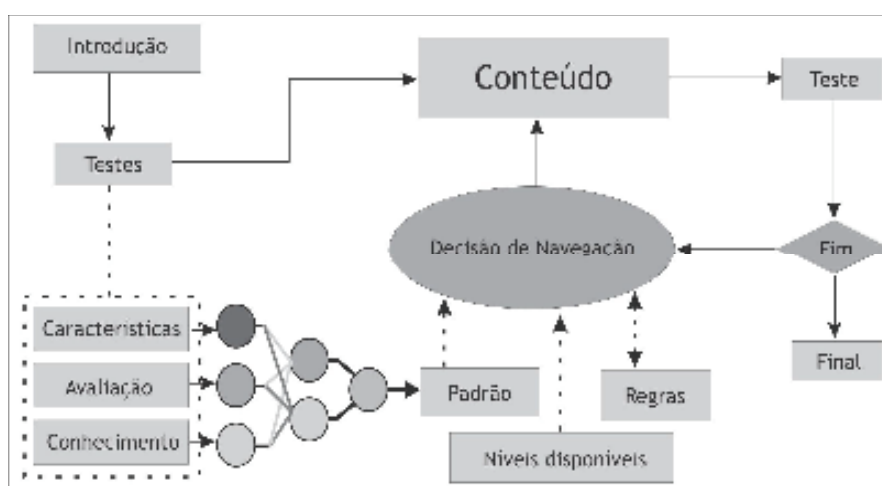
Para entender a Tabela 2, deve ser observada a situação em que o estudante tenha acessado um conteúdo do nível médio e errou o teste deste conteúdo. O sistema localiza a regra, considerando o nível de origem “médio” e o resultado “errado”. A indicação neste

caso é de 50,48% para o nível facilitado; 5,37% para o nível avançado; 18,42% para o nível FAQs; 22,65% para o nível exemplos e 3,08% para o nível médio do próximo contexto.

A estrutura do curso utilizado no tutor é composta de 15 contextos com 5 níveis e testes em cada nível. O padrão gerado pela RNA é global, ou seja, o mesmo padrão é utilizado durante a navegação. É considerado também o desempenho do estudante, de acordo com a regra local do especialista, neste trabalho simplificado somente por regra, representada na Tabela 1. Dessa forma, a trajetória é personalizada de acordo com as características e ações do estudante.

A Figura 19 apresenta a estrutura do STI híbrido proposto por (MELO, 2003).

Figura 19 - Estrutura do STI Híbrido

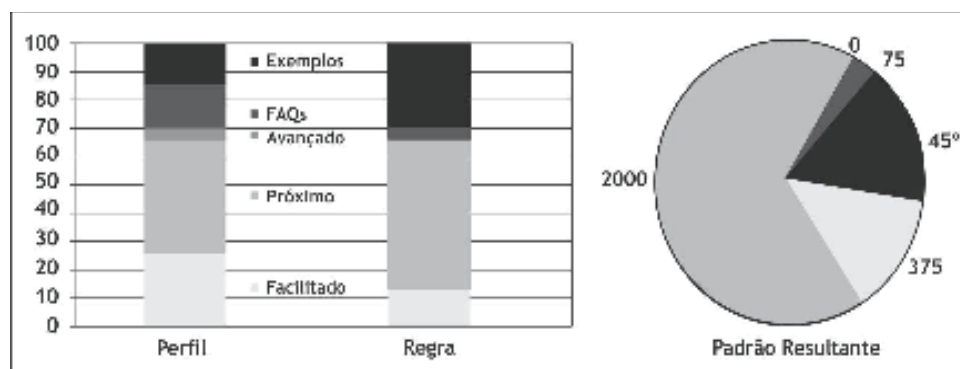


Fonte: Adaptado de MELO, 2003.

O presente trabalho propõe a modificação do processo de decisão de navegação inteligente, introduzida por Melo (2003). Na estrutura, ilustrada na Figura 19, a tomada de decisão em relação ao próximo nível na navegação inteligente é gerada pelo produto das duas colunas (Perfil e Regras) e a distribuição probabilística resultante. Com essa distribuição, o próximo passo é definido por um sorteio do tipo roleta gerado pelo método de Monte Carlo (RUSSEL, NORVING, 2004). No modelo apresentado na Figura 20, os níveis com menor percentual ainda podem ser selecionados, gerando possíveis incoerências na

definição dos níveis, como por exemplo, indicar o estudante para o nível avançado quando o mesmo errou o teste no nível médio, durante o aprendizado de um mesmo conteúdo.

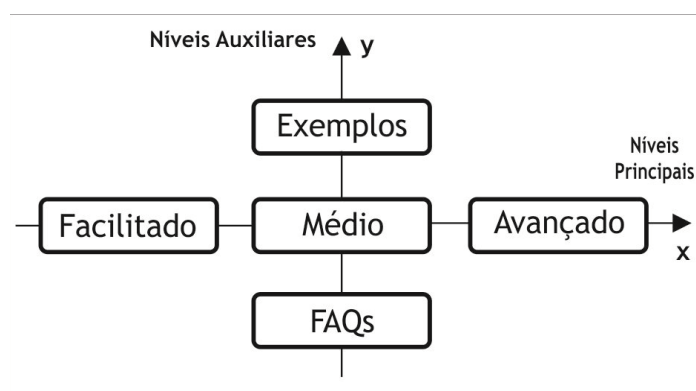
Figura 20 – Processo na navegação inteligente



Fonte: Adaptado de MELO, 2003.

O modelo matemático proposto por (MELO, 2012) apresenta os níveis do STI (conceito multinível) distribuídos em um plano bidimensional, como pode ser observado na Figura 21.

Figura 21 – Distribuição do conceito multinível



Fonte: Adaptado de MELO, 2012.

A representação dos níveis em um plano bidimensional remete à aplicação do conceito multinível, sendo representado por pontos no plano bidimensional, conforme é mostrado na Figura 17, que apresenta um exemplo do método das diferenças finitas.

A personalização da navegação do estudante não pode ser representada por uma única função, considerando que a apresentação do conteúdo não é estática (MELO, 2012).

O cálculo da EDP utilizando o método das diferenças finitas (Equação 4.9) será aplicado ao processo de personalização da navegação para obter o ponto ideal para direcionamento da navegação, conforme apresentado na Equação (5.1).

$$EDP = \frac{1}{4} * ((Avançado - Facilitado) + (Exemplos - Faqs)) \quad (5.1)$$

O percentual de navegação nos níveis utilizados na Equação (5.1) será obtido por meio do produto entre o padrão de navegação definido pela RNA e a regra do especialista indicada pela situação local do estudante. O valor constante (1/4) apresentado na Equação (5.1) faz referência ao espaço de variação do plano entre os níveis avançado e facilitado ou exemplo e FAQs.

Após o cálculo da diferença finita é obtido o valor absoluto da subtração entre a diferença finita e o percentual de cada nível para indicação das distâncias entre o ponto gerado pela diferença finita e o percentual de indicação de cada nível. Ainda é verificada a disponibilidade do nível no contexto. A cada ação do estudante durante a navegação inteligente entre os contextos, será necessário gravar os níveis já percorridos, para que os mesmos não sejam novamente considerados. Os níveis com percentual 0 (zero) serão indicados com menor intensidade. O nível com a menor distância observada entre o resultado da EDP e o produto dos níveis será o próximo nível indicado para a navegação do estudante.

Algumas normalizações e ajustes são necessários, pois nesta proposta o plano bidimensional é reduzido para unidimensional, a partir do produto entre a RNA e a regra, sendo os níveis representados em um único plano. O algoritmo que descreve a sequência de passos executados para a decisão de navegação é apresentado na Figura 22.

Figura 22 – Algoritmo para realizar a decisão do destino da navegação



Fonte: Autora (2013)

A sequência de passos descrita no algoritmo da Figura 22 deverá ser executada a cada ação do estudante durante a navegação entre os níveis dos contextos, pois a cada resposta do estudante em um nível a regra de indicação local sofrerá alterações.

Para controlar incoerências das indicações de próximos níveis que o cálculo pode gerar, foram consideradas duas situações como incoerentes: indicar ao estudante o nível avançado após errar o teste do nível médio ou facilitado, e indicar o nível facilitado, após o acerto do teste no nível avançado.

No trabalho proposto por Melo (2003), a decisão de navegação é indicada pela aplicação da roleta, que seleciona um valor aleatório dentre os níveis, de acordo com os valores prováveis, gerados pelo produto das probabilidades entre o padrão da RNA e as regras simbólicas dos especialistas.

A proposta apresentada pelo Algoritmo da Figura 22 busca definir de forma mais exata uma decisão que reflita a ação do professor para a situação local, considerando as características do estudante, agregando ao STI maior garantia de aproximação que atenda às necessidades do estudante durante a navegação entre os contextos do curso.

5.3. Funcionamento do Sistema

O funcionamento do sistema será detalhado nesta seção, considerando as alterações introduzidas na seção anterior.

A navegação guiada inteligente proposta no sistema é composta das seguintes etapas: cadastro, orientações iniciais, questionário de habilidades tecnológicas, questionário de perfil psicológico, questionário de conhecimentos iniciais em relação ao conteúdo, curso de Introdução ao Processamento de Dados, questionário final de conhecimentos em relação ao conteúdo estudado, pesquisa de opinião.

Os três questionários iniciais são compostos de perguntas que definirão, após processamento da RNA, o padrão de navegação do estudante. Os questionários iniciais foram detalhados em Melo (2003). O conteúdo do curso é estruturado em uma sequência de 15 (quinze) conteúdos (contextos), sendo que cada conteúdo é abordado em cinco níveis (facilitado, médio, avançado, FAQs, exemplos). A navegação entre os níveis do contexto é direcionada de acordo com as ações do estudante. Após a apresentação de cada conteúdo um teste é realizado com 4 (quatro) opções de resposta. O resultado de cada teste segue o padrão de organização das alternativas apresentado na Tabela 3.

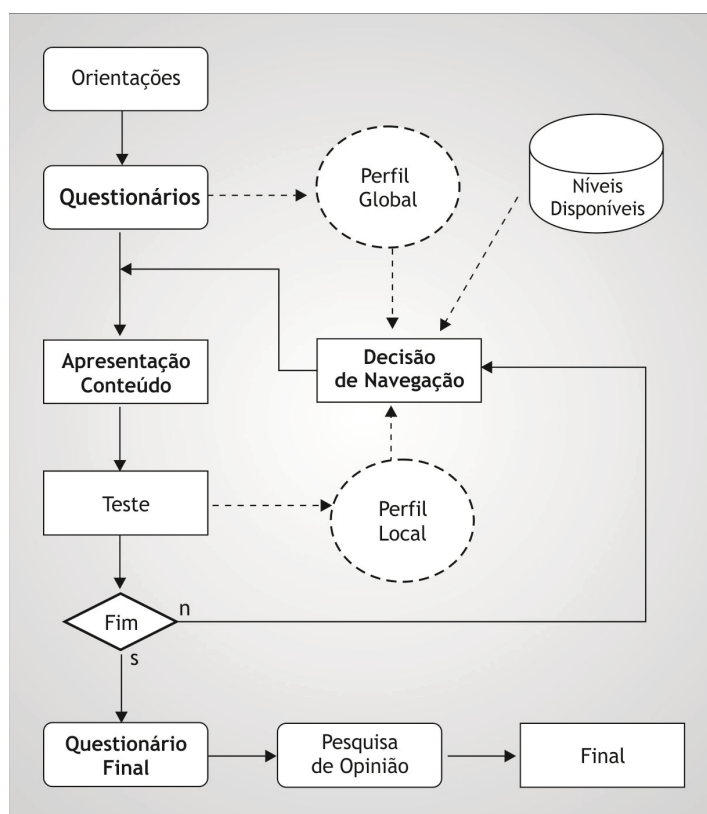
Tabela 3 – Organização das alternativas dos testes

Nível de Acerto	Mensagem (feedback)	Descrição da alternativa	Valor
Certa	Parabéns! Resposta Correta.	Alternativa correta.	5
Parcialmente Correta	Esta não é a resposta mais correta.	Relacionada com o conteúdo, mas não é a alternativa mais correta.	1
Errada	Resposta incorreta.	Alternativa errada.	-5
Não sei	Obrigado pela sinceridade.	Opção de não sortear uma resposta (“chutar”).	0

Fonte: Adaptado MELO (2003).

O questionário final apresenta testes que avaliam o conhecimento adquirido pelo estudante após o estudo do conteúdo apresentado. A pesquisa de opinião verifica o nível de satisfação do estudante durante a navegação no STI. A Figura 23 ilustra a estrutura do STI.

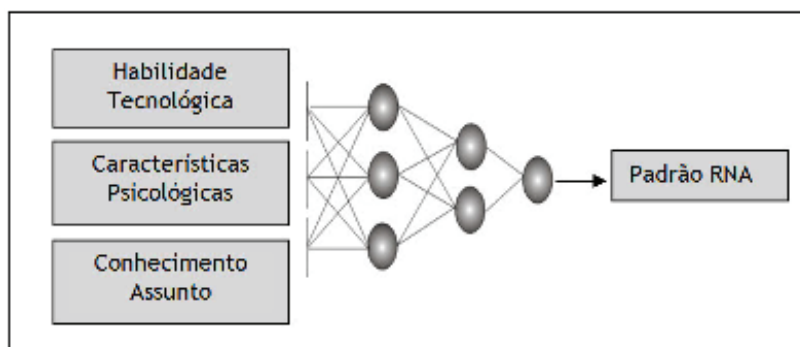
Figura 23 – Estrutura Proposta



Fonte: Autora (2013)

O perfil local apresentado na Figura 17 é obtido conforme as regras explicitadas na Tabela 1. O perfil global é obtido após o processamento da RNA, conforme apresentado na Figura 24.

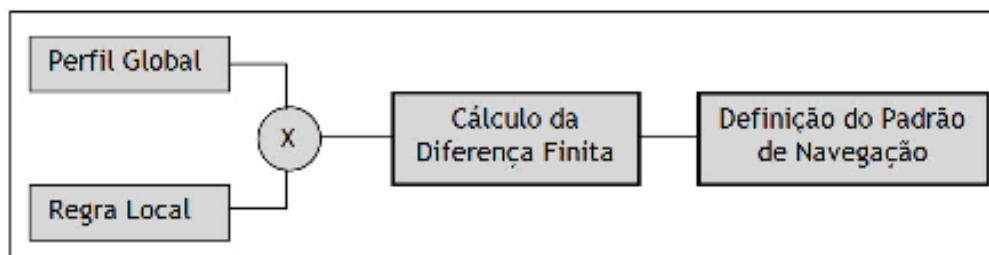
Figura 24 – Processamento do perfil global



Fonte: Autora (2013)

A Figura 25 apresenta o detalhamento da decisão de navegação apresentada na Figura 23.

Figura 25 – Decisão de Navegação



Fonte: Autora (2013).

O processamento é realizado de forma iterativa e interativa enquanto existirem contextos e níveis que o sistema indicar para serem apresentados ao estudante.

O desempenho do aluno no STI é calculado pelo ganho de aprendizado obtido durante a navegação, ou seja, é verificado se os níveis percorridos foram importantes para o aprendizado do estudante.

O STI, desenvolvido por Melo (2003) para plataforma *web*, foi adaptado utilizando tecnologias que possibilitem a evolução do sistema e a integração em AVA, como o *Moodle*, por exemplo. Para facilitar as configurações das coletas para o modelo proposto nessa pesquisa, o código foi reescrito e o banco de dados foi adaptado às necessidades do

trabalho. O sistema foi reestruturado utilizando a linguagem de programação PHP¹ e o banco de dados MySQL, considerando estas tecnologias disponíveis em servidores da Universidade Estadual de Goiás, que serão utilizados para a realização dos experimentos. A interface do STI também foi alterada, objetivando criar um ambiente limpo, intuitivo e de fácil navegação para os estudantes. Foram adicionados itens como a gravação da sessão, com o objetivo de identificar o ponto em que o estudante eventualmente fez uma pausa na utilização do STI, permitindo seu retorno, com a vantagem de continuar do ponto onde havia parado.

Um módulo de autoria foi adicionado ao sistema para automatizar a etapa de configuração e inserção de novos cursos ao STI, permitindo que um administrador do sistema realize esta tarefa sem a necessidade de apoio técnico.

As melhorias propostas na estrutura do STI visam permitir a aplicação da abordagem adotada nesta pesquisa e possibilitar a utilização da ferramenta em cursos diversos.

5.4. Metodologia

A metodologia utilizada para desenvolvimento e adequação do STI para esta pesquisa pode ser descrita em três fases. Na primeira fase foi realizado o estudo do sistema original para entendimento da lógica e estruturas utilizadas. Foi necessário nesta etapa realizar a engenharia reversa do sistema, considerando a inexistência de documentação específica para nortear as atividades do projeto da nova arquitetura. Como resultado da primeira fase, foi desenvolvido um documento com as regras de negócio do STI original para nortear a fase seguinte.

A segunda fase contemplou o desenvolvimento do STI em um processo iterativo em relação ao sistema original, para validações da estrutura proposta. É importante ressaltar que nesta fase, a linguagem de programação e o banco de dados utilizados foram diferentes

¹ PHP – Hipertext Preprocessor

do sistema original, porém os dados para as principais tabelas foram reutilizados, como as regras de docentes, a configuração da quantidade de neurônios em cada camada da rede e seus respectivos pesos. Após a finalização da etapa de codificação, testes foram realizados para avaliar as funcionalidades e identificar as correções necessárias.

Os testes e as configurações dos experimentos foram realizados na terceira fase. Após a definição das estruturas adequadas para cada experimento, o sistema foi adaptado de acordo com os objetivos definidos para os experimentos em cada tipo de navegação: nível médio e inteligente.

As configurações definidas para cada experimento podem auxiliar nas análises de desempenho do sistema proposto (navegação inteligente).

Apresentar aos estudantes somente conceitos no nível médio em todo o sistema objetiva coletar dados para verificar o desempenho e resultados obtidos a fim de realizar comparações e analisar a efetividade da estruturação do STI utilizando o conceito multinível.

O experimento realizado para a navegação inteligente, objetiva aplicar a estrutura proposta nesta pesquisa e analisar os dados obtidos para investigar se a aplicação de equações diferenciais parciais calculadas pelo método das diferenças finitas, pode apresentar uma resposta mais aproximada para a decisão do próximo passo na navegação.

Os dados coletados nos experimento são, ao final, compilados e comparados através de análises e testes que apresentem os resultados obtidos.

5.5. Considerações Finais do Capítulo

O sistema desenvolvido para aplicação da foi apresentado nesse capítulo. Foram descritas a estrutura original do STI e a estrutura proposta, bem como as fases para reestruturação do sistema e os objetivos da realização dos experimentos.

No próximo capítulo será apresentada a estrutura do sistema para os experimentos realizados e a avaliação dos resultados empíricos do sistema proposto.

6. EXPERIMENTOS E ANÁLISES DOS RESULTADOS

6.1. Introdução

Neste capítulo são apresentadas as configurações dos experimentos, o planejamento e os resultados obtidos por meio da análise estatística dos dados. É realizada a descrição das etapas e instrumentos utilizados durante a coleta de dados em cada experimento.

Os dados obtidos são analisados com o objetivo de evidenciar as características amostrais dos experimentos, apresentando um meio seguro para se alcançar conclusões confiáveis.

6.2. Descrição dos Experimentos

A estruturação de um conteúdo utilizando o conceito multinível, apresentado no Capítulo 2, pode ser desenvolvida desde a etapa da elaboração do material didático para organizar o conteúdo para que seja possível configurá-lo no STI. A estruturação do material para utilização no STI requer esforço e assertividade na estruturação dos níveis (MELO, 2003).

O curso de “Introdução ao Processamento de Dados” utilizado nos experimentos foi desenvolvido por Melo (2003) e adaptado para esta pesquisa. O curso é estruturado em 15 conteúdos (contextos), organizados em sequência lógica. Em cada contexto, o conteúdo é estruturado em termos de informação geral, para atender às necessidades de cada nível (avançado, médio, facilitado, exemplos e FAQ).

Uma versão do sistema foi desenvolvida para atender ao objetivo de cada experimento. As modificações nas configurações foram adequações em relação às

etapas que são apresentadas ao estudante e na estrutura da decisão da navegação. Os experimentos propostos são identificados como: navegação nível médio e navegação inteligente. Na navegação inteligente o sistema possui toda a estrutura proposta nesta pesquisa. Os resultados obtidos com as coletas de cada experimento são utilizados para realizar comparações entre as configurações e verificar a validade do sistema proposto.

A navegação nível médio objetiva identificar o ganho de aprendizado em um sistema que apresenta conteúdos da mesma forma para todos os estudantes. Para esta configuração o nível médio foi selecionado para verificar o aprendizado do estudante quando o mesmo estuda conteúdos sempre com o mesmo nível de dificuldade.

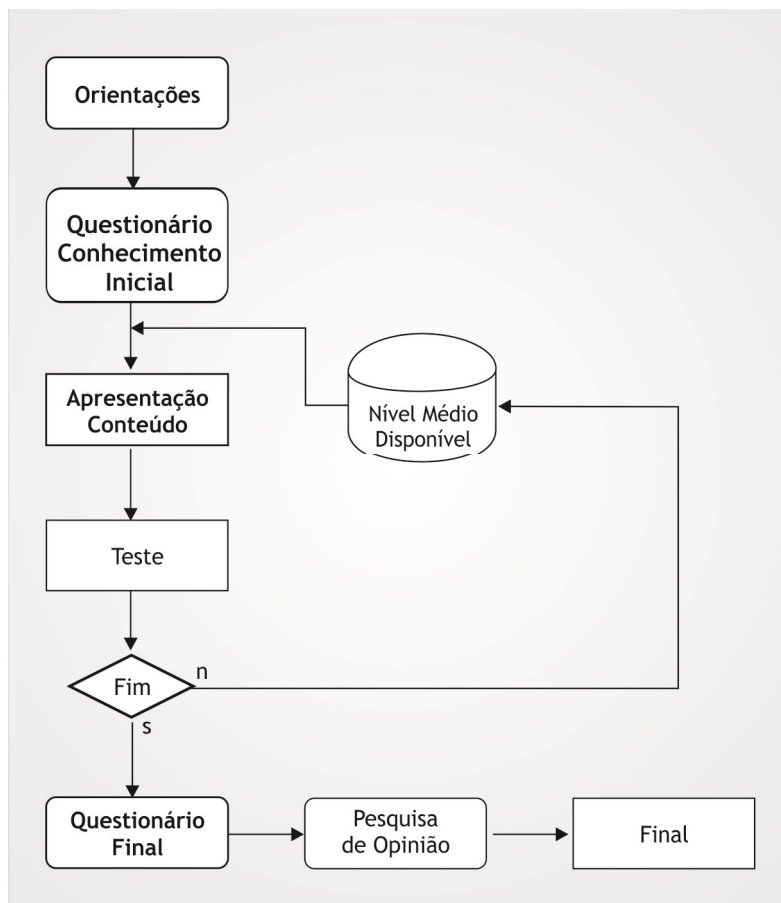
A navegação inteligente provê mecanismos de tomada de decisão em relação a qual conteúdo apresentar, utilizando regras que realizam a mediação das características dos estudantes e regras de especialistas em docência, por meio da aplicação do método das diferenças finitas. A seguir, são apresentados os detalhes da configuração de cada experimento.

6.2.1. Navegação Nível Médio

A navegação nível médio apresenta ao estudante somente os contextos relativos ao nível médio do conteúdo estruturado no sistema. Neste experimento o estudante terá acesso aos 15 conteúdos para estudo e 15 questões do nível médio. A navegação nível médio foi introduzida no experimento para obtenção de elementos que auxiliem na validação da proposta do conteúdo multinível. Neste trabalho a navegação nível médio é considerada como equivalente aos conteúdos disponibilizados no formato único. A observação dos resultados desta navegação pode reforçar a tese proposta por Melo (2012) de que o conteúdo multinível oferece

possibilidades de personalização e ações midiáticas em ambientes virtuais de aprendizagem. A Figura 26 apresenta a estrutura do sistema para este experimento.

Figura 26 – Estrutura para navegação no nível médio



Fonte: Autora (2013)

O procedimento inicia com o questionário de conhecimentos iniciais que avalia o pré-conhecimento do estudante sobre o assunto. Os conceitos e perguntas do nível médio de cada um dos 15 contextos são apresentados, e ao finalizar os conteúdos o questionário final avalia a melhoria do aprendizado após o estudo desses.

O objetivo desta coleta foi identificar se a apresentação de conteúdos em formato único colabora para o aprendizado do estudante no curso de Introdução ao Processamento de Dados, além de obter informações para análises em relação à outra configuração para verificar a proposta do conteúdo multinível.

6.2.2. Navegação Inteligente

Na navegação inteligente o sistema foi configurado com a proposta apresentada neste trabalho. Com a navegação inteligente (guiada) o sistema atua ensinando o estudante por meio da personalização da apresentação do conteúdo, baseada nas informações iniciais fornecidas por esse, por meio dos questionários iniciais. Os passos² a serem seguidos no sistema se desenvolvem da seguinte maneira:

- 1) No primeiro acesso ao sistema, o estudante realiza um cadastro. No cadastro são informados dados como: nome, *login*, senha, email e instituição. De posse do *login* e senha o estudante está habilitado a realizar o acesso ao sistema.
- 2) As orientações iniciais apresentam ao estudante como será a navegação no sistema, apresentando exemplo de como ele irá proceder durante a navegação no sistema.
- 3) Após as orientações iniciais, o sistema inicia a apresentação dos três questionários, sendo eles: Habilidades, Perfil Psicológico³, Conhecimento Inicial. Os dados coletados em cada questionário identificarão o perfil de navegação do estudante, que será utilizado durante o passo do estudo do conteúdo apresentado.
- 4) O sistema apresenta um texto sobre um assunto que deve ser ensinado, seguido de um teste. Neste passo do sistema, um conteúdo poderá ser apresentado em cinco níveis: médio, facilitado, avançado, exemplos e FAQ. O primeiro conteúdo a ser apresentado em cada sequência é o nível médio. Após o estudo do conteúdo no nível médio, o estudante responde um teste. Os quatro tipos de respostas possíveis dos testes são: certa, meio certa (parcialmente certa), errada e não sei. A cada resposta para uma questão, o sistema apresenta o *feedback* sobre seu desempenho. Neste passo, o sistema utiliza as regras geradas pela RN e as regras dos especialistas como

² Os passos são visualmente apresentados no Apêndice A.

³ Classificador de Keirsey – Desenvolvido por David Keirsey e Marilyn Bates - Anexo A. Disponível em keirsey.com/

entrada para o cálculo da EDP que indicará o ponto de maior atração para próxima indicação do estudante. O nível que mais se aproximar deste ponto será o próximo a ser apresentado ao estudante.

5) Após o estudo dos conteúdos, o estudante é avaliado com um questionário final sobre o que foi estudado. O objetivo é avaliar se houve aprendizado entre o questionário de conhecimento inicial e o final. Ao final, o desempenho inicial e final é apresentado ao estudante.

6.3. Situação Experimental

Para realização das coletas as configurações foram desenvolvidas, gerando uma versão do sistema para cada experimento. Os Servidores de aplicação e banco de dados da Universidade Estadual de Goiás (UEG) – Unidade Universitária de Educação a Distância (UnUEAD) foram utilizados para a disponibilização do sistema via *web*. Esta colaboração da UEG – UnUEAD - facilitou as coletas, pois permitiu que os experimentos fossem realizados com maior flexibilidade de espaço e tempo, além de possibilitar maior garantia de disponibilidade do sistema e segurança dos dados.

As coletas foram realizadas em Laboratório de Informática, com estudantes de primeiro e segundo ano do curso de Licenciatura em Matemática da Unidade Universitária de Porangatu – UEG, distribuídos conforme apresentado na Tabela 4.

Tabela 4 – Participação nos experimentos

Curso/ Turma	Quantidade
Matemática – 1º ano	35
Matemática – 2º ano	34

Fonte: Autora (2013)

Os estudantes foram divididos em grupos de acordo com o planejamento previsto para participação na navegação nível médio (30 estudantes) e navegação inteligente (39 estudantes) e com a disponibilidade dos laboratórios utilizados.

Após a realização dos experimentos para navegação nível médio e inteligente, os desempenhos dos estudantes foram analisados, utilizando como critérios o resultado obtido no questionário que avaliou o conhecimento inicial do estudante (nota inicial) e o resultado do questionário final (nota final). A avaliação da melhoria entre as notas final e inicial é realizada por meio do cálculo do ganho normalizado, que visa avaliar o ganho em relação à maior nota obtida na amostra. O ganho normalizado (VISHNU, 2002) é representado pela Equação 6.1.

$$GanhoNormalizado = \frac{NotaFinal - NotaInicial}{NotaMáxima - NotaInicial} * 100 \quad (6.1)$$

6.4. Análise dos Resultados

Inicialmente os estudantes foram divididos em dois grupos caracterizando um experimento completamente aleatório. Um grupo navegou segundo a navegação nível médio ($n = 30$), e o outro segundo a navegação inteligente ($n = 39$). Os dados gerados em cada tipo de configuração dos experimentos para notas iniciais, finais e o ganho normalizado foram submetidos a análises estatísticas por meio do software R⁴.

As Tabelas 5 e 6 apresentam medidas calculadas para uma análise descritiva das amostras.

⁴ R version 2.15.2 (2012-10-26)

Copyright © 2012. The R Foundation for Statistical Computing. Disponível em: <http://www.r-project.org/>

Tabela 5 – Análise descritiva dos dados coletados Nível Inteligente

Medida	Nota Inicial	Nota Final	Ganho Normalizado (%)
Média	4,3	7,7	59,7
Erro padrão	0,3	0,2	4,2
Mediana	4,7	7,5	59,5
Desvio padrão	1,7	1,5	26,2
Variância da amostra	3,0	2,3	688,7
<i>n</i>	39	39	39

Fonte: Autora (2013)

Tabela 6 – Análise descritiva dos dados coletados Nível Médio

Medidas	Nota Inicial	Nota Final	Ganho Normalizado(%)
Média	5,6	6,7	29,9
Erro padrão	0,3	0,2	5,0
Mediana	5,5	6,7	26,9
Desvio padrão	1,5	1,3	27,2
Variância da amostra	2,3	1,8	742,1
<i>n</i>	30	30	30

Fonte: Autora (2013)

Avaliando-se apenas as estatísticas descritivas das amostras, observa-se que no nível médio a nota média inicial (5,6) foi superior à nota média do nível inteligente (4,3). No entanto, as notas finais demonstram que o aprendizado foi melhor no nível inteligente, uma vez que a nota média final neste nível (7,7) foi superior ao nível médio (6,7). Avaliando o ganho normalizado tem-se 59,7% para a navegação inteligente contra 29,9% no nível médio. Deve-se enfatizar que as diferenças encontradas devem ser avaliadas pela estatística inferencial para que se confirme a superioridade da navegação inteligente a partir do sistema proposto.

Foram aplicadas então técnicas de Estatística Inferencial para as discussões dos resultados e avaliação das diferenças em termos populacionais. Utilizou-se o teste t-Student para duas amostras, tendo em vista fazer as comparações entre os resultados obtidos com a navegação nível médio e navegação inteligente.

Inicialmente, analisaram-se as notas iniciais, depois as notas finais e, por fim, os ganhos normalizados. O teste t-Student foi realizado com a comparação de duas amostras independentes, não pareadas. Através deste teste, ao se estabelecer o nível de significância, pôde-se verificar a probabilidade dos resultados serem semelhantes (diferenças devidas ao acaso, conforme hipótese nula, H_0) ou de existirem fortes indícios amostrais para se considerar que as diferenças são significativas. Os testes são apresentados e analisados em função do valor p . Entende-se por valor p o menor nível de significância que conduz à rejeição da hipótese nula H_0 , com os dados fornecidos. O valor p reforça a medida de credibilidade da hipótese nula (MONTGOMERY, RUNGER, 2012).

As análises foram realizadas com os resultados gerados pela aplicação do teste t-Student com níveis de significância de 5% ($\alpha = 0,05$), considerando que este é um valor empírico típico de significância aceito na comunidade científica.

Com o objetivo de investigar os pressupostos do teste t-Student, para duas amostras os dados foram inicialmente submetidos ao teste Shapiro-Wilk para verificação da normalidade.

Tabela 7 – Teste de normalidade das amostras

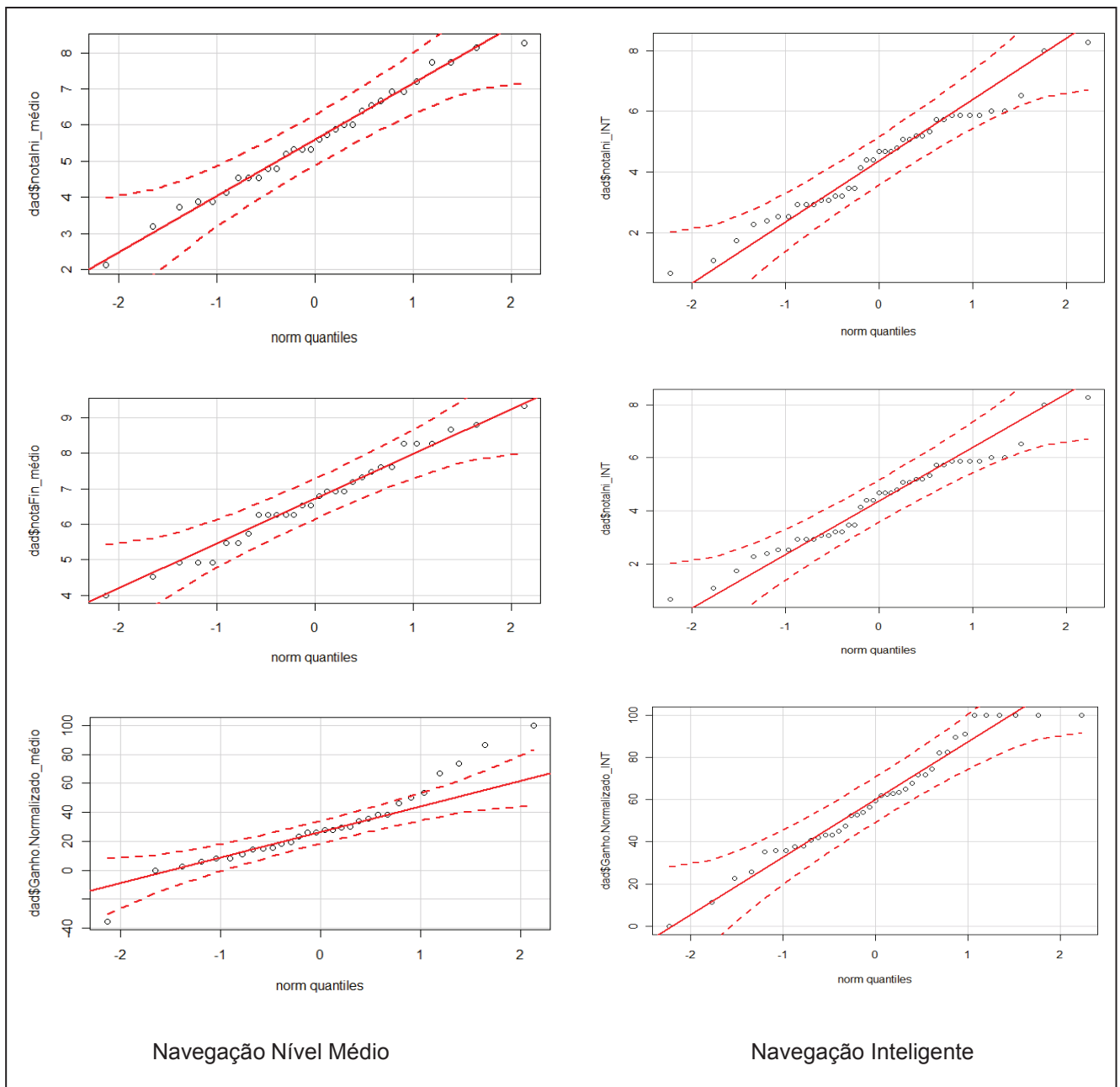
Análise de normalidade	Navegação Nível Médio	Navegação Inteligente
	p-value	p-value
Nota Inicial	0,9364	0,4893
Nota Final	0,8683	0,1017
Ganho Normalizado	0,1833	0,1664

Fonte: Autora (2013)

Observa-se na tabela 7, que os valores de p são maiores que o nível de significância considerado, 5%, indicando a não existência de evidências amostrais de que os dados não provêm de uma distribuição normal.

A Figura 27 apresenta os gráficos de probabilidade normal para a nota inicial, nota final e ganho normalizado para a navegação nível médio e navegação inteligente.

Figura 27 – Gráficos de Probabilidade Normal



Fonte: Autora(2013)

Em seguida foram realizados os testes de variância, para certificar se as variâncias das amostras são semelhantes ou não.

Os dados apresentados na Tabela 8 consideram a comparação entre as variâncias das notas iniciais, finais e ganho normalizados dos experimentos realizados. Deseja-se verificar se as variâncias são significativamente diferentes.

Tabela 8 – Teste de Variância

Análise	p-value
Nota Inicial	0,0024
Nota Final	0,4918
Ganho Normalizado	0,8192

Fonte: Autora (2013).

Para as comparações das variâncias das notas finais e ganho normalizado, pode-se concluir que as variâncias não são significativamente diferentes ($p > 5\%$). Observa-se, no entanto, que o valor p do teste de variância para as notas iniciais foi menor que o valor α estabelecido (5%), o que indica diferença entre as variâncias das duas populações. Tal avaliação permitiu a identificação do teste para a diferença entre duas médias a ser utilizado em cada caso (para a nota final e ganho normalizado, considerando variâncias desconhecidas e iguais) e para a nota inicial (considerando variâncias desconhecidas e desiguais).

Após as análises preliminares, as notas iniciais, finais e o ganho normalizado de cada experimento são comparados com o objetivo de se identificar se existem diferenças estatisticamente significativas que indiquem melhoria na aprendizagem com o método proposto.

6.4.1. Nota Inicial

A comparação entre os resultados obtidos nos dois experimentos em relação à nota inicial objetiva verificar se os conjuntos pertencem à mesma população. As hipóteses assumidas são:

H_0 : as médias das notas iniciais são iguais;

H_1 : as médias iniciais obtidas com a navegação pelo sistema proposto são diferentes das médias iniciais obtidas com a navegação no nível médio.

A ocorrência de rejeição da hipótese nula indica que existem indícios de que as amostras representem populações diferentes. A não rejeição da hipótese nula indica que as amostras podem ter sido extraídas da mesma população. O teste t-Student apresentou o valor $p = 0.002403$ e, portanto, não se pode afirmar que os dois grupos pertencem à mesma população, com confiabilidade superior a 95%. A observação deste fato indica que podem existir estudantes no grupo, que participaram do experimento da navegação nível médio, e que possuem um conhecimento inicial maior em relação ao conteúdo de Introdução ao Processamento de Dados. As análises posteriores poderão ser utilizadas de forma complementar a esta primeira indicação dos dados. A Figura 28 apresenta os resultados obtidos pelo teste t-Student para as médias iniciais, considerando para duas amostras independentes, com variâncias desconhecidas e diferentes.

Figura 28 – Teste t-Student para as médias iniciais

```

data: notalni by trat
t = -3.157, df = 65.976, p-value = 0.002403
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
-2.0224940 -0.4554034
sample estimates:
mean in group Int mean in group Médio
4.328718      5.567667

```

Fonte: Autora(2013)

6.4.2. Nota Final

A comparação entre as notas finais alcançadas nos experimentos objetiva investigar se os dados obtidos pelos questionários respondidos nesses experimentos indicam a superioridade do sistema proposto. As hipóteses assumidas são:

H_0 : as médias finais são iguais;

H_1 : a média final obtida com a navegação pelo sistema proposto é maior que a média final obtida com a navegação de nível médio.

A Figura 29 apresenta os resultados obtidos no software R, considerando para amostras independentes, com variâncias desconhecidas e iguais.

Figura 29 – Teste t-Student para as médias finais

```

Two Sample t-test
data: notaFin by trat
t = 2.8176, df = 67, p-value = 0.003176
alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0
95 percent confidence interval:
0.4025983      Inf
sample estimates:
mean in group Int mean in group Médio
7.680000      6.693333

```

Fonte: Autora (2013)

Analisando o valor apresentado para o valor p , é possível afirmar com confiabilidade superior a 95% que a média final da navegação inteligente é maior que

a média final obtida na navegação nível médio. Pode-se concluir também, que mesmo que os grupos observados não apresentem homogeneidade nos dados iniciais, como pôde ser observado na Tabela 8, existe forte evidência de que a média final da navegação inteligente seja maior que a da navegação no nível médio, sugerindo que na navegação inteligente houve melhoria no aprendizado dos estudantes.

6.4.3. Ganho Normalizado

Finalmente, avaliam-se os resultados em relação ao ganho normalizado obtido nos experimentos, confirmando a melhoria da navegação inteligente (sistema proposto) em relação à navegação nível médio.

A hipótese nula testada na comparação entre a navegação inteligente e a navegação no nível médio supõe que não haja diferenças entre as médias observadas, ou seja, avalia se o sistema proposto não apresenta diferenças significativas em relação às indicações do nível médio, sugerindo que o acaso ocasionou tal fato. Na hipótese alternativa, pretende-se rejeitar a H_0 se a média da navegação inteligente apresentar melhoria. Desta forma, hipóteses assumidas são:

H_0 : as médias são iguais;

H_1 : a média dos ganhos normalizados obtida com a navegação pelo sistema proposto é maior que a média dos ganhos normalizados obtida com a navegação de nível médio.

A Figura 30 apresenta os resultados obtidos pelo teste t-Student para os ganhos normalizados, considerando duas amostras independentes, com variâncias desconhecidas e iguais.

Figura 30 – Teste t-Student para os ganhos normalizados

Two Sample t-test	
data: GN by trat	
t = 4.596, df = 67, p-value = 9.803e-06	
alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0	
95 percent confidence interval:	
18.97073	Inf
sample estimates:	
mean in group Int	mean in group Médio
59.66449	29.88736

Fonte: Autora (2013)

Com o valor observado para p-value (0,000009803), rejeita-se a hipótese nula, indicando que a diferença entre os resultados observados é significativa, apresentando forte evidência de que a melhoria obtida na navegação inteligente não seja devida ao acaso.

A Tabela 9 apresenta as notas, o ganho normalizado médio, o tempo de navegação e a quantidade de níveis visitados obtidos no trabalho de Melo (2003), comparando-os com os registrados para o sistema proposto nesta pesquisa.

Tabela 9 – Comparação de resultados entre o sistema proposto e o sistema (Melo, 2003).

Sistema	Medidas	Nota Inicial	Nota Final	Ganho Normalizado(%)	Tempo (min)	Níveis Visitados	n
Melo [10]	Média	3,92	7,21	58,02	26,80	26,71	31
	Desvio Padrão	2,21	1,83	25,79	-	-	-
Proposto	Média	4,30	7,70	59,70	30,33	33,33	39
	Desvio Padrão	1,51	1,34	27,24	-	-	-

Fonte: Autora (2013)

As avaliações dos valores apresentados na Tabela 9 indicam que as médias das notas iniciais são próximas, um indicativo dos participantes possuírem conhecimento regular sobre o assunto. A média das notas finais indica melhoria em ambos os sistemas. A maior média foi alcançada pelo sistema proposto (7,7). A média

da melhoria normalizada do sistema proposto não apresentou melhoria significativa da média obtida pelo sistema proposto por Melo (2003). O aumento observado em relação à quantidade de níveis visitados indica que o método utilizado no sistema proposto apresentou ao estudante, em média, dois níveis de cada conteúdo estudado. Esse aumento em relação à quantidade de níveis apresentados se justifica pelo método exato utilizado pelo sistema proposto. O aumento na quantidade de níveis apresentados pode ter sido um dos fatores que ocasionaram o aumento no tempo da navegação no conteúdo.

Com o objetivo de identificar se existem diferenças estatisticamente significativas entre o sistema proposto nesta pesquisa e o sistema proposto por Melo (2003), são comparados os ganhos normalizados dos experimentos. As hipóteses assumidas são:

H_0 : as médias dos ganhos normalizados são iguais;

H_1 : a média dos ganhos normalizados obtida com a navegação pelo sistema proposto é maior que a média dos ganhos normalizados obtida com a navegação no sistema de Melo (2003).

A Tabela 10 apresenta os resultados obtidos pela aplicação do teste t-student para os ganhos normalizados do sistema proposto nesta pesquisa e dos ganhos obtidos na pesquisa de Melo (2003).

Tabela 10 – Teste t-Student para ganhos normalizados

	Sistema	
	Proposto	Melo (2013)
Média	59,70	58,02
Desvio Padrão	27,24	25,79
Observações	39	31
t observado	0,393922391	
p-value	0,694870915	
t crítico inf	-1,995468907	
t crítico sup	1,995468907	

Fonte: Autora (2013)

Com o valor observado para p-value (0,694870915) não é possível rejeitar a hipótese nula, indicando que a diferença dos resultados observados não é significativa.

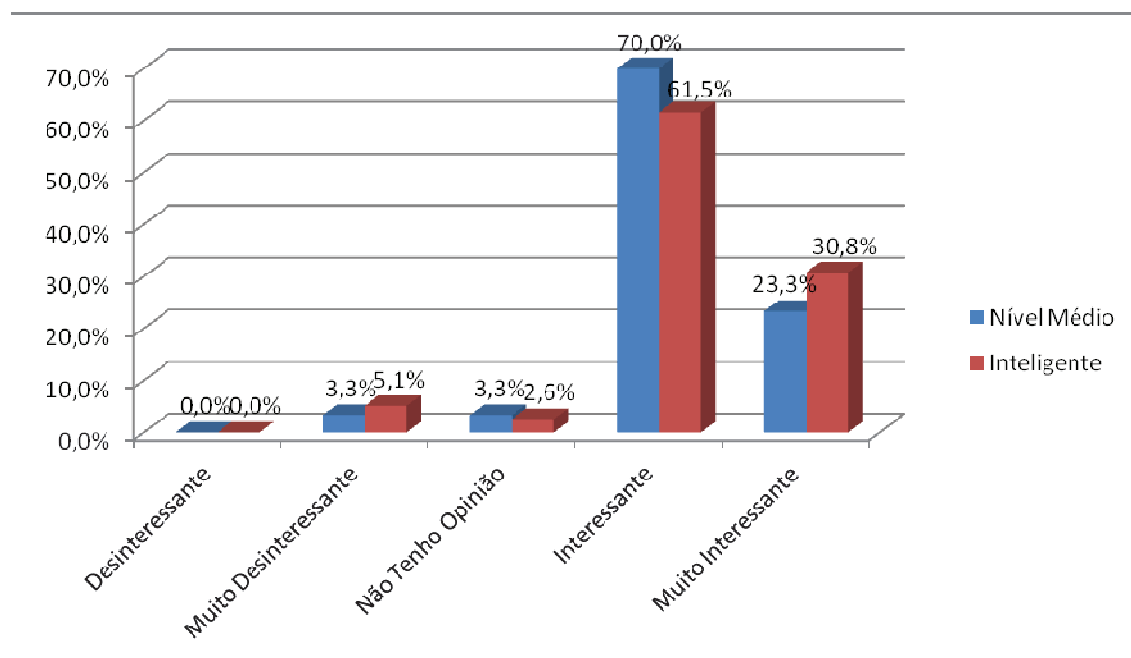
As análises dos resultados preliminares, considerando apenas o ganho normalizado, mostram que a técnica implementada é tão eficiente quanto à proposta por Melo (2003).

6.5. Resultados Pesquisa de Opinião

Ao final da navegação nos dois experimentos, foi realizada uma pesquisa de opinião com o objetivo de verificar a impressão dos estudantes sobre o sistema.

O gráfico da Figura 31 apresenta a avaliação da situação experimental de maneira geral.

Figura 31 – Avaliação do sistema tutor

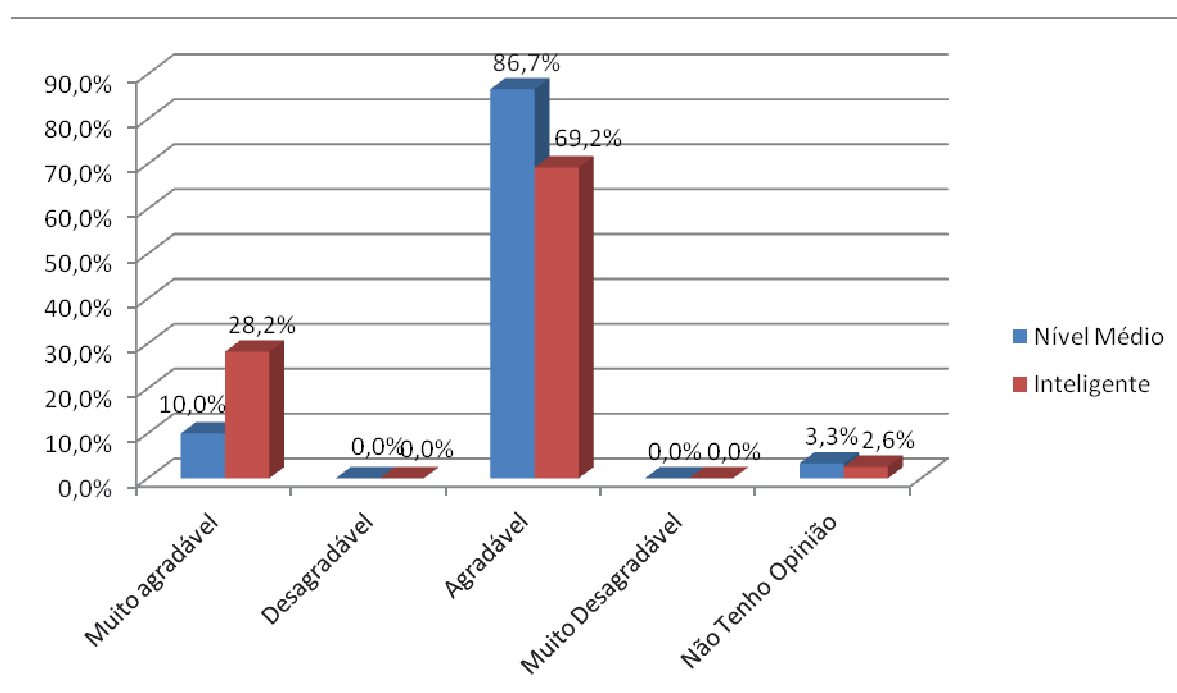


Fonte: Autora (2013)

Dentre as observações que podem ser realizadas a partir do gráfico da Figura 31, destaca-se que os estudantes avaliaram de maneira positiva o sistema tutor nos dois experimentos, com maior aceitação no experimento da navegação nível médio, considerando as proporções.

O gráfico da Figura 32 apresenta a percepção dos estudantes em relação ao nível de conforto durante os experimentos.

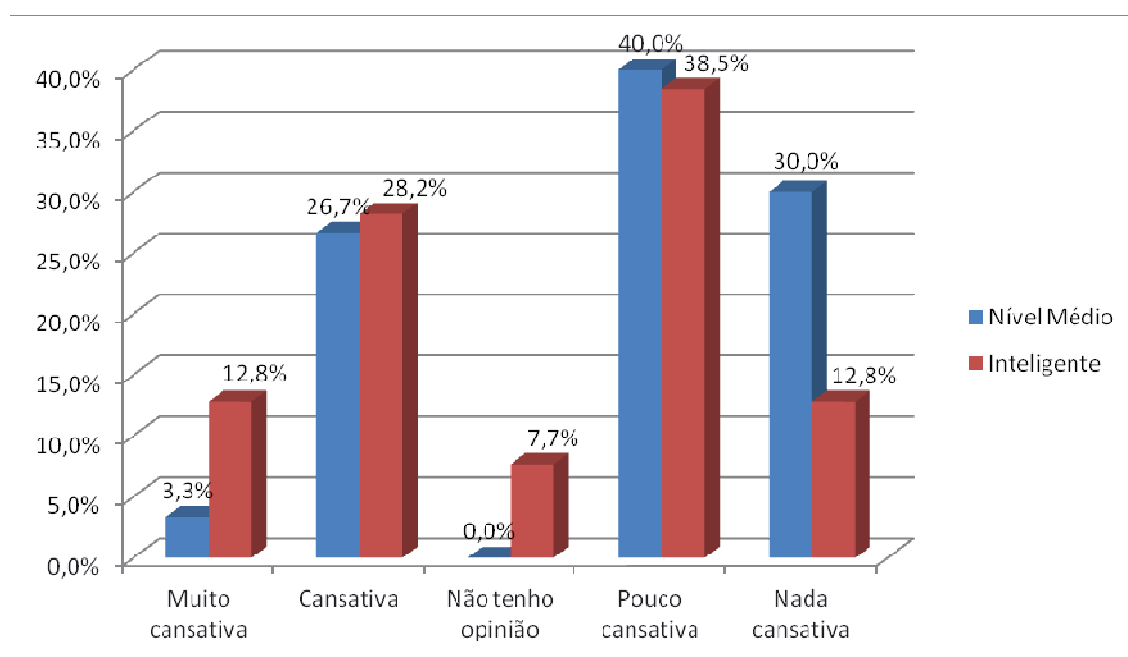
Figura 32 – Avaliação do nível de conforto



Fonte: Autora (2013)

Em relação ao nível de conforto, as respostas se concentram nas opções agradável e muito agradável, prevalecendo a maior aceitação no nível médio. Observa-se que a maioria dos estudantes que participaram do experimento da navegação nível inteligente também considera o nível de conforto agradável.

O gráfico da Figura 33 apresenta o nível de fadiga quanto ao tempo de duração do experimento.

Figura 33 - Avaliação do tempo de duração

Fonte: Autora (2013)

A avaliação do nível de fadiga em relação tempo de duração dos experimentos, apresentada na Figura 33, indica que os estudantes que navegaram no nível médio consideraram a atividade menos cansativa que os estudantes que navegaram no nível inteligente. A menor quantidade de conteúdos apresentados aos estudantes da navegação nível médio pode ser responsável pelo resultado observado.

6.6. Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo, foram apresentadas as configurações dos experimentos e as análises dos resultados. Os resultados obtidos no experimento com a navegação inteligente foram comparados aos resultados da navegação no nível médio e evidenciou-se por meio de análises estatísticas a efetividade do sistema proposto. Também foram comparados os resultados gerais do STI proposto por Melo (2003) com o sistema desenvolvido. O resultado obtido pela análise dos ganhos normalizados obtidos no sistema proposto e o proposto por Melo (2003) não rejeitou a hipótese de

que as médias observadas são iguais. Ao final, foram apresentados gráficos gerados pela pesquisa de opinião aplicada aos estudantes ao final de cada experimento realizado.

7. CONCLUSÕES

Esta pesquisa apresenta o experimento de validação da tecnologia proposta por Melo (2012) para Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos baseados em Inteligência Artificial, que utiliza como critério de personalização da apresentação do conteúdo, além das regras de especialistas, a equação diferencial parcial, calculada pelo método das diferenças finitas.

O curso estruturado para a realização dos experimentos é de Introdução ao Processamento de Dados. A avaliação de desempenho é realizada pelo ganho normalizado da aprendizagem obtida em dois experimentos: navegação nível médio, sistema que apresenta somente o nível médio de cada conceito ao estudante, e a navegação inteligente (sistema proposto). O ganho normalizado é calculado a partir da diferença entre as notas inicial e final, considerando a diferença entre a nota máxima possível do grupo analisado e a nota inicial.

Os resultados obtidos são avaliados por meio de métodos paramétricos, considerando um nível de significância de 5% e demonstram que o sistema consegue ensinar o conteúdo pretendido, sugerindo a eficiência do método proposto.

Em comparação às notas obtidas no experimento na navegação nível médio, observou-se que as notas do experimento navegação inteligente apresentaram resultados superiores. A análise das notas iniciais obtidas nos dois experimentos demonstrou que os indivíduos não representam a mesma população. Porém, as notas obtidas no teste final e ganho normalizado fortalecem a indicação de que o aprendizado ocorreu com maior eficiência no sistema proposto. As análises, considerando o ganho normalizado, mostram que a técnica implementada no sistema proposto é tão eficiente quanto à proposta por Melo (2003).

O estudo desenvolvido trata da validação da aplicação de um método para a personalização de conteúdos em Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos e a avaliação da efetividade do método proposto. Dentre as principais contribuições, destacam-se:

- Proposta de um Sistema Tutor Inteligente, evoluindo características dos modelos propostos por Alencar (2000), Carvalho (2002), Melo (2003), Meireles (2003) e Quindere (2008).
- Aplicação do conceito de equações diferenciais parciais, calculadas pelo método das diferenças finitas.
- Desenvolvimento de um módulo vinculado ao Sistema Tutor Inteligente que permite o cadastramento de novos conteúdos.
- Aperfeiçoamento da interface do sistema tutor inteligente desenvolvido por Melo (2003) e Meireles (2003).
- Trabalho empírico de implementação, coleta e análise de dados.

Os resultados obtidos nesta pesquisa confirmam a já comprovada capacidade de sistemas inteligentes atuarem como ferramenta eficiente de ensino. Novas pesquisas podem ser desenvolvidas nesta área, dentre elas:

- Investigação de novas estratégias para organização do conteúdo, como: objetos de aprendizagem, simulação, vídeo aula, dentre outros.
- Desenvolvimento de um módulo para utilização do sistema em Ambientes Virtuais de Aprendizagem.
- Avaliação da correlação entre o resultado obtido e o perfil de navegação gerado para o estudante.

O desenvolvimento de tecnologias que consideram as características do estudante durante o aprendizado de conteúdos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem apresenta uma área relevante de pesquisa. Esta pesquisa investigou a aplicação de métodos numéricos ao processo de tomada de decisão para a navegação de conteúdo estruturado em um Sistema Tutor Inteligente Híbrido que utiliza redes neurais artificiais

para definir o perfil global de navegação do estudante e regras de especialistas para a indicação local da próxima ação. Os resultados obtidos indicam a efetividade do método proposto e apresentam um cenário promissor para o desenvolvimento de novas pesquisas.

REFERÊNCIAS

ALENCAR, W. S., 2000, **Sistemas Tutores Inteligentes Baseados em Redes Neurais. Dissertação**. Dissertação de M.Sc., Universidade Federal de Goiás. Goiânia, GO, Brasil.

ALMEIDA, M. E. B., 2000. **O computador na escola: contextualizando a formação de professores**. Tese de D.Sc., Programa de Pós-Graduação em Educação: Currículo, Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.

ASSMAN, H. **Reencantar a Educação: rumo à sociedade aprendente**. Rio de Janeiro. Editora Vozes. 2007.

AZEVEDO, Wilson. **Muito Além do Jardim de Infância – Temas de Educação OnLine**. Rio de Janeiro: Armazém Digital, 2005.

BELLONI, M. L. Ensaio sobre Educação a Distância no Brasil. **Educação & Sociedade**, Abr 2002, vol.23, nº.78, p.117-142. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/es/v23n78/a08v2378.pdf>>. Acesso em 02/05/2012.

_____. **Educação a Distância**. 5ª ed. Campinas, SP: Autores Associados – Coleção Educação Contemporânea, 2008.

BOYCE, W. E., DIPRIMA, R. C. **Equações diferenciais elementares e problemas de valores de contorno**. 9ª Ed. Rio de Janeiro, LTC, 2010.

BRASIL, Ministério da Educação. Decreto nº 5622, de 19 de dezembro de 2005. Regulamenta o Art. 80 da LDB (Lei nº 9.394/96). Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2005/decreto/D5622.htm>. Acesso em: 10 abr. 2012.

BUFFONI, S. S. O. **Apostila de introdução aos métodos numéricos - parte I**. Universidade Federal Fluminense, 2002.

CARBONELL, J.R. "AI in CAI: an artificial intelligence approach to computer-assisted instruction". **IEEE Transactions on Man-machine systems**. [S.l.]:11(4). 1970.

CARVALHO, S. D., 2002, **Mapas Auto-Organizáveis Aplicados a Sistemas Tutores Inteligentes**. Dissertação M.Sc. Universidade Federal de Goiás, Goiânia, GO, Brasil.

CARVALHO, S. D., MARTINS, W., "AN INTELLIGENT TUTORING SYSTEM BASED ON SELF-ORGANIZING MAPS DESIGN, IMPLEMENTATION AND EVALUATION". **Proceedings of International Conference On Intelligent Tutoring Systems**, p. 573-579, 2004.

CENSO EAD.BR: relatório analítico de aprendizagem a distância no Brasil 2011. Person Education do Brasil. Associação Brasileira de Educação a Distância. São Paulo – 2012.

COOK, J., "An Empirically Based mentoring Agent for Supporting Music Composition Learning". **AI-ED97 : Eighth World Conference on Artificial Intelligence in Education -**

Workshop V: Pedagogical Agents, 8. Proceedings. Kobe: Japan, 1997.

CORREA Filho, M. A., 1994, **Arquitetura de Diálogos entre Agentes Cognitivos Distribuídos**. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

DASTBAZ, M., MUSTAFA, A. e STONEHAM, R., “Issues in Design and Development of Personalised E-Learning Systems”. **Proceedings of the ED-MEDIA 2006. World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia & Telecommunications**. Orlando. USA. 2006.

FANSTONE, P. R. P., BRASIL, M. M., CAMPOS, V. G. “Desenho Instrucional de Material Didático para Educação a Distância”. In: ALMEIDA, F. A. S., SILVA, A. M., Org(s). **Metodologia Aplicada à Educação a Distância**. Departamento de Jornalismo e Ciências da Comunicação da Faculdade de Letras da Universidade do Porto; Unidade Universitária de Educação a Distância da Universidade Estadual de Goiás. Porto, Portugal; Goiás, Brasi, 2011.

FLÔRES, M. L. P. & VICCARI, R. M. “Inteligência Artificial e o Ensino com Computador”. **RENOTE - Revista Novas Tecnologias na Educação**, Volume 3, 2005. Disponível em: <http://seer.ufrgs.br/renote/article/view/13938/7841>. Acesso em 09/08/2012.

GIRAFFA, L. M. M., 1999, **Uma Arquitetura de Tutor Utilizando Estados Mentais**. Tese de D.Sc., Porto Alegre: PPGC da UFRGS.

GIRAFFA, L. M. M., VICCARI, R. M., “Estratégias de Ensino em Sistemas Tutores Inteligentes Modelados através da Tecnologia de Agentes”. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, Número 5, 1999. Disponível em: <http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/rbie/5/1/001.pdf>. Acesso em 29/09/2012.

GONÇALVES, A. V., “Ferramentas didáticas para o ensino de língua portuguesa: gêneros textuais, transposição e modelo didáticos”. **Raído – Revista do Programa de Pós Graduação em Letras**, UFGS, MS, v. 2, n. 4, jul./dez. 2008.

GOULART, R. R. V., GIRAFFA, L.M. M., “Utilizando a tecnologia de agentes na construção de Sistemas Tutores inteligentes em ambiente interativo”. **XII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação – SIBIE – UFES – 2001**.

GRIFFITHS, D. V., SMITH, I. M., **Numerical Methods for Engineers**. 2nd edition, London, Chapman and Hall, 2006.

HAYKIN,S., **Redes Neurais: princípios e prática**. 2.ed. – Porto Alegre, RS, Bookman, 2001.

HIMONAS, A., HOWARD, A. **Cálculo: Conceitos e Aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

KENSKI, V. M., “Novas Tecnologias – O redimensionamento do espaço e do tempo e os impactos no trabalho docente”. **XX Reunião Anual da ANPEd**, Caxambu, setembro de 1997. Mai/Jun/Jul/Ago, 1998, N°8. Disponível em: < <http://educa.fcc.org.br/pdf/rbedu/n08/n08a06.pdf>>. Acesso em: 10/07/2012.

KOVÁCS, Z. L. **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações: Um Texto Básico**. 4ª Ed. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2006.

LIBÂNEO, J. C., **Didática**. 1ª Ed., São Paulo. Editora Cortez. 1994.

LOBATO, I. M., "O processo interativo na educação a distância: professor, aluno e material didático". **Revista Paidéi@, UNIMES VIRTUAL**, Volume 2, número 1, jun.2009. Disponível em: <http://revistapaideia.unimesvirtual.com.br>. Acesso em: 17/09/2012.

LUCENA, M. W. F. P., **O uso das tecnologias da informática para o desenvolvimento da educação**. Rio de Janeiro: COPPE/ UFRJ, 1994.

MARTINS, W.; MELO, F. R. ; MEIRELES, V. ; NALINI, L. E. G., "A Novel Hybrid Intelligent Tutoring System And Its Use Of Psychological Profiles And Learning Style". **ITS 2004 - 7º International Conference On Intelligent Tutoring Systems**, 2004, MACEIÓ - AL - BRAZIL. Intelligent Tutoring Systems: 7th International Conference, ITS 2004, Maceió Alagoas Brazil, August 30 - September 3, 2004. Proceedings, vol. 3220. p. 830-832, 2004.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. **A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Neural Nets, Bulletin of Mathematical Biophysics**, v.5, 1943.

MEIRELES, V., 2003, **Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos Baseados em Estilos de Aprendizagem**. Dissertação de M.Sc.. UFG. Goiânia, Brasil.

MELO, F. R., MARTINS, W., NALINI, L. E. G., MEIRELES, V., "**Generalizador Neural de Espaços de Aprendizagem em Sistemas Tutores Inteligentes**", XVII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE. Brasília. 2006.

MELO, F. R., 2003, **Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos Baseados em Características Psicológicas**. Dissertação de M.Sc. Universidade Federal de Goiás. Goiânia, Brasil.

_____. 2012, **Modelo Neural por Padrões Proximais de Aprendizagem para Automação Personalizada de Conteúdos Didáticos**. Tese de D.Sc. Universidade de Uberlândia. Uberlândia, Brasil.

MELO, F. R., MEIRELES, V., MARTINS, W. e NALINI, L. E. G., "**Sistemas inteligentes na organização de conteúdos didáticos personalizados**". Revista de Ciências Exatas e Tecnologia, vol II, nº 2, Valinhos, SP, 2007.

MELO, F. R.; FLÔRES, E. L. ; CARVALHO, S. D.; MARTINS, W.; CARRIJO, G. A.; VEIGA, A. C. P. Conteúdo Didático Mutinível para Personalização Reativa em Sistemas Tutores Inteligentes. In: **Revista Controle & Automação**, Vol 23 nº6, Novembro e Dezembro 2012.

MELO, F. R.; FLÔRES, E. L.; CARVALHO, S. D., "**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, 2011.

MÉNDEZ, N. D. D., CARRANZA, D. O., VICCARI, R. e SILVEIRA, R. A., "Modelo Inteligente Genérico para Adaptabilidad de Cursos Virtuales". **Novas Tecnologias na Educação**. Vol. 6, nº 1, CINTED-UFRGS, 2008.

MINSKY, M. L.; PAPERT, S. S. **Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry**, MIT Press, Cambridge, MA, 1969.

MONTGOMERY, D. C., RUNGER, G. C., **Estatística e Probabilidade para Engenheiros**. 5 ed. Rio de Janeiro, LTC, 2012.

MORAN, J.M. **Contribuições para uma Pedagogia da Educação Online**. Edições Loyola, São Paulo. 2003.

PARK, O., PEREZ, R. S., SEIDEL, F. J, "Intelligent CAI: Old Wine in New Bottles or a New Vintage", In KEARSLEY, G., **Artificial Intelligence and Instruction - Applications and Methods**, 1987.

PETERS, O. **A Educação à distância em Transição**. Tradução Leila Ferreira de Souza Mendes. São Leopoldo: Unisinos, 2004.

PETERS, O. **Didática do ensino à distância. Experiências e estágio da discussão numa visão internacional**. Tradução Ilson Kayser. São Leopoldo: Unisinos, 2006.

PRIMO, A., Conhecimento e interação: fronteiras entre o agir humano e inteligência artificial. In: LEMOS, A.; P. CUNHA (Eds.). **Olhares sobre a cibercultura**. Porto Alegre: Sulina, 2003. p. 37-56.

QUINDERE, P. S. G., 2008, **Adaptabilidade Temática em Sistemas Tutores Inteligentes Híbridos**. Dissertação de M.Sc. Universidade Federal de Goiás. Goiânia, Brasil.

REZENDE, S. O. **Sistemas Inteligentes – fundamentos e aplicações**. Barueri, SP : Manole, 2005.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J., "Learning Internal Representation by Error Propagation". **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition**. MIT Press, 1986.

RUSSEL, S., NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. 2 ed. Rio de Janeiro, Elsevier, 2004.

SKINNER, B. F. **The technology of teaching**. New York, Appleton-Century-Crofts, 1968.

TAFNER, M. A. et all. **Redes Neurais Artificiais: Introdução e Princípios de Neurocomputação**, EKO: Ed. Da FURB, Blumenau, SC, 1995.

TEIXEIRA, J. F. **Mentes e Máquinas: Uma Introdução à Ciência Cognitiva**. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998.

VASILEVA, T. et al., "Experimental Data About Knowledge Evaluation in a Distance Learning System". **IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference**. Skopje, Macedonia, 2001.

VICCARI, R. M. & GIRAFFA, L. M. M. "Sistemas Tutores Inteligentes: Abordagem Tradicional vrs. Abordagem de Agentes". **XII Simpósio Brasileiro de Inteligência Artificial**. Curitiba. Outubro, 1996.

VICCARI, R. M., 1990, **Um Tutor Inteligente para a Programação em Lógica-Idealização, Projeto e Desenvolvimento**. Tese de D.Sc. Universidade de Coimbra.

VISHNU, K. L. et. All. "An Instrument for Assessing Knowledge Gain in a First Course in Circuit Theory". **Proceedings of the 2002 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition – American Society for Engineering Education**, 2002. Disponível em:

<<http://ws2.binghamton.edu/zahorian/pdf/An%20Instrument%20for%20Assessing%20Knowledge%20Gain%20in%20a%20First%20Course.pdf>> Acesso em: 10/01/2013.

APÊNDICE A – INFORMAÇÕES SOBRE O SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

A tela inicial do sistema apresenta as opções de Login, caso o estudante já possua acesso ao sistema. A operação Cadastre-se, caso seja o primeiro acesso.

Tela de acesso

A tela de cadastro solicita informações do estudante que são gravadas em banco de dados e de acesso exclusivo ao estudante e administrador do sistema. Todos os campos são de preenchimento obrigatório.

Tela de Cadastro

Após realizar o cadastro, o estudante será redirecionado para a tela inicial. Os dados de acesso cadastrados (login e senha) deverão ser utilizados para realizar o acesso ao sistema.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

ORIENTAÇÕES INICIAIS

- Este é um estudo científico onde você poderá fornecer informações importantes para os objetivos que pretendemos alcançar. Pedimos a você que leia atentamente as instruções abaixo pois que os nossos procedimentos sejam feitos da melhor modo possível.
- Permanença em silêncio.
- Em caso de dúvida ou qualquer outra necessidade, por favor, entre em contato com o administrador.
- Continue o teste em momento oportuno.
- Mantenha total atenção durante o teste.

[Continuar](#)

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by YII Framework.

Tela de orientações iniciais

As orientações iniciais apresentam ao estudante, informações gerais sobre o sistema.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

INSTRUÇÕES

Uma série de perguntas será apresentada a você. Cada pergunta tem várias opções, mas apenas uma única poderá ser escolhida. Verifique o exemplo abaixo.

Você é mais:

Pouco

Descompromissado

Clique sobre a alternativa escolhida (ativa) para confirmar sua resposta.

Após a confirmação de resposta, o sistema apresentará a próxima pergunta, a menos por abster-se o final.

Por fim, queremos ressaltar que suas informações pessoais serão mantidas em sigilo e, especificamente, não serão divulgadas sem o seu consentimento.

Agradecemos sua participação e valiosa contribuição!

[Continuar](#)

Copyright © 2013 by My Company.

Tela de Instruções

A tela de instruções apresenta um exemplo de utilização do sistema. Ao clicar em continuar o experimento é iniciado com as orientações sobre o primeiro questionário a ser apresentado.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

PRIMEIRO QUESTIONÁRIO

- Este questionário contém alguns itens relativos às suas habilidades na utilização de computadores.
- Cada item deve ser lido cuidadosamente.
- Escolha a alternativa mais apropriada a sua situação.

[Continuar](#)

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by YII Framework.

Tela de orientações do primeiro questionário

O primeiro questionário, no sistema proposto apresenta o questionário de habilidades computacionais.



SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Normalmente, por quanto tempo você utiliza computadores?

- Várias horas ao dia
- Poucas horas ao dia
- Algumas vezes na semana
- Algumas vezes no mês
- Muito raramente

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de questão

Após ler e selecionar uma resposta, o sistema automaticamente direciona o estudante para a próxima questão. Ao finalizar as questões disponíveis, as orientações para o segundo questionário são apresentadas.



SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

SEGUNDO QUESTIONÁRIO

- Este questionário contém alguns itens relativos às situações que a maioria das pessoas experimentam no dia a dia.
- Cada item deve ser lido cuidadosamente.
- Escolha a alternativa mais apropriada à sua situação.

Continue

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de orientações do segundo questionário

O segundo questionário no sistema proposto, realiza o levantamento de questões para definição do perfil psicológico.



SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Quão frequentemente você interage com outras pessoas?

- Interage com muitos, incluindo estranhos
- Interage com poucos, seus conhecidos

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de questão

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

TERCEIRO QUESTIONÁRIO

- Este questionário contém alguns itens relativos às suas habilidades em Processamento de Dados.
- Cada item deve ser lido cuidadosamente.
- Escolha a alternativa mais adequada à sua situação.

[Continuar](#)

Copyright © 2010 by My Company
All Rights Reserved
Powered by UEG Transw@re

Tela de orientações do terceiro questionário

O terceiro questionário coleta informações sobre o conhecimento inicial sobre o conteúdo de Processamento de Dados.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Que tipo de software facilita o planejamento e controle?

- Software básico para funcionamento computador
- Planilhas eletrônicas
- Software aplicativo
- Não sei

Copyright © 2010 by My Company
All Rights Reserved
Powered by UEG Transw@re

Tela de questão

Após a coleta de dados inicial, é apresentado ao estudante seu perfil psicológico.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

[Continuar](#)

Características Psicológicas

Você é do tipo:

PSTJ – Administrador
O tipo PSTJ está mais voltado para o ambiente externo que o cerca e é de muita responsabilidade. São bons para tomar decisões objetivas e exigentes para atingir seus objetivos. Sua maior habilidade está na administração. Costumam definir objetivos e sabem como conseguir o que querem. Lógicos e realistas e não se interessam por assuntos para os quais não vêem uso, mas pode aplicar-se a eles quando necessário.

Copyright © 2010 by My Company
All Rights Reserved
Powered by UEG Transw@re

Tela de apresentação do perfil psicológico

Ao finalizar a etapa inicial, o estudante é direcionado para as informações iniciais do curso de Introdução ao Processamento de Dados.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Introdução ao Processamento de Dados

- A seguir, você realizará um teste onde serão apresentados conceitos importantes de Informática.
- Leia atentamente cada texto apresentado.
- Após a conclusão de leitura, caso você tenha entendido o conteúdo, clique no botão "continua".
- Será apresentado uma pergunta referente ao texto lido.
- Leia atentamente a questão e as alternativas.
- Após a escolha da alternativa (com um clique sobre a mesma), o sistema lhe apresentará a correção da sua resposta.
- Clique sobre "continua" para ir para a próxima página.

[Continuar](#)

Copyright ©, 2010, by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by YB Framework

Tela de orientações para início do curso

Neste ponto são apresentados os conteúdos propostos.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Processamento de Dados

Nível: Médio
Sequência: 3

O computador é mais do que um simples instrumento para solução de problemas. É uma máquina capaz de realizar uma série de tarefas complexas que, se fossem feitas manualmente, exigiriam um tempo muito maior.

Processamento de dados é a transformação de dados em informação. A matéria-prima neste caso é o dado.

Dado pode ser entendido como um conjunto de letras e dígitos (caracteres) que por si só não permitem assimilar conhecimento ou não transmitem nenhum significado.

Informação é um conjunto de caracteres (dados) já trabalhados, que permitem assimilar conhecimento além de transmitir significado.

```

graph TD
    A[Entrada de Dados] --> B[Processamento]
    B --> C[Saída de Informações]
  
```

[Continuar](#)

Conteúdo de Processamento de Dados

Após a apresentação de cada conteúdo, uma questão específica sobre o conceito ensinado é apresentada.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Seu (estudante)

Por definição, qual localização é feita no Processamento de dados?

- Informação em dados
- Dados em conhecimento
- Dados em informação
- Não sei

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [UIG Framework](#)

Tela de questão

Neste ponto é necessário selecionar a questão, visualizar o *feedback* apresentado pelo sistema e clicar em continuar para acessar o próximo conteúdo.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Seu (estudante)

O que são programas?

- Conjunto de instruções
- conjunto de instruções sem sequências
- Aplicativos de Internet
- Não sei

Parabéns!!! Resposta correta.

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [UIG Framework](#)

Tela de questão com *Feedback*

O Sistema Tutor pode indicar o estudo de vários níveis dentre os contextos disponíveis para o estudante. Neste ponto o sistema utiliza o perfil global do estudante, a regra de indicação local (regra especialista) para realizar o cálculo da diferença finita e identificar o nível de maior atração para indicá-lo para apresentação ao estudante.

Ao final do processo, é apresentado a fase final contendo perguntas sobre os conceitos ensinados.

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Seu (estudante)

FASE FINAL

- O aprendizado está quase chegando ao fim! Podemos ver mais um parquinho de pirâmide para responder algumas questões
- Listas questões sendo para verificar sua situação após estudar o texto sobre Processamento de Dados.

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [UIG Framework](#)

Tela de orientações para fase final

Joomla! 3.5.2'." data-bbox="200 111 788 275"/>

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Como podem ser classificadas as catenetas de texto e as planilhas eletrônicas?

- Software básico de editoração vetorial multilinhas
- Software aplicativo
- Software prático para o usuário
- Nenhuma

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de questão

O Sistema Tutor realiza na etapa final uma pesquisa de opinião para captar informações sobre a atividade realizada.

Joomla! 3.5.2'." data-bbox="200 351 788 514"/>

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (estudante)

Pesquisa de Opinião

- O experimento está quase terminado. Agora só falta você emitir sua opinião sobre o teste que acabou de realizar
- Para isso clique no link abaixo.

Continuar

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de orientações sobre a pesquisa de opinião

Antes de finalizar a atividade, o sistema apresenta ao estudante um *feedback* geral, apresentando sua nota inicial (pré teste) e final.

Joomla! 3.5.2'." data-bbox="200 618 788 777"/>

SISTEMA TUTOR INTELIGENTE

Sair (participante(a))

Experimento Concluído

Você obteve a seguinte pontuação:

- Avaliação inicial: 5,73
- Avaliação final: 8,97

Copyright © 2013 by My Company.
All Rights Reserved.
Powered by [Joomla! 3.5.2](#)

Tela de *feedback* geral

Todas as etapas apresentadas podem ser previamente configuradas por um administrador do sistema em relação ao conteúdo. A estrutura é desenvolvida baseada na Rede Neural, regras de especialistas e tomada de decisão baseada no cálculo da equação diferencial parcial pelo método das diferenças finitas.

ANEXO A – CLASSIFICADOR DE KEIRSEY

O questionário é composto de setenta questões com duas alternativas. Foi elaborado por David Keirsey e Marilyn Bates.

- 1- Numa festa você
 - interage com muitos, incluindo estranhos
 - interage com poucos, seus conhecidos

- 2- Você se considera mais
 - realista do que especulativo
 - especulativo do que realista

- 3- É muito pior
 - ter a "cabeça nas nuvens", ser sonhador
 - ser escravo da rotina

- 4- Você é mais impressionado(a) por
 - princípios
 - emoções

- 5- Você é mais atraído(a) pelo
 - convincente
 - comovente

- 6- Você prefere trabalhar
 - com prazos de entrega
 - sem amarrações

- 7- Você tende a escolher
 - cuidadosamente
 - impulsivamente

- 8- Nas festas você geralmente
 - permanece até tarde, com energia crescente
 - retira-se mais cedo, com energia decrescente

- 9- Você se sente mais atraído(a) por
 - pessoas sensatas
 - pessoas criativas

10- Você se interessa mais pelo

- real
- possível

11- Ao julgar os outros, você se inclina mais para as

- leis do que para as circunstâncias
- circunstâncias do que para as leis

12- Ao tratar com outras pessoas, você tende a ser mais

- objetivo(a)
- pessoal

13- Você é mais

- pontual
- descompromissado(a)

14- Incomoda-lhe mais ter as coisas

- inacabadas
- concluídas

15- No seu grupo social você em geral

- está a par do que acontece com os outros
- está por fora das novidades

16- Ao realizar as tarefas de rotina, você prefere fazê-las

- da maneira usual
- da sua própria maneira

17- Os escritores deveriam

- dizer as coisas com clareza
- expressar as ideias com o uso de analogias

18- Você é mais atraído(a)

- pela consistência das ideias
- pelas relações humanas harmoniosas

19- Você se sente mais confortável fazendo julgamentos baseados

- na lógica
- em valores pessoais

20- Você prefere as coisas

- negociadas e decididas
- não negociadas e indefinidas

21- Você se definiria como mais

- sério(a) e firme
- condescendente

22- Ao telefonar você

- está seguro(a) de que dirá tudo o que precisa
- ensaia de antemão o que irá dizer

23- Os fatos

- "falam por si mesmos"
- ilustram princípios

24- Os visionários o(a)

- aborrecem
- fascinam

25- Você é mais frequentemente uma pessoa

- calculista
- acolhedora

26- É pior ser

- injusto(a)
- impiedoso(a)

27- Usualmente, deve-se permitir que as coisas aconteçam

- por seleção e escolha cuidadosa
- fortuitamente e ao acaso

28- Você se sente melhor

- depois de ter comprado, adquirido
- tendo a opção de comprar

29- Na companhia de outras pessoas, você

- inicia a conversação
- espera ser abordado(a)

30- O senso comum é

- raramente questionável
- frequentemente questionável

31- Com frequência, as crianças

- não se fazem úteis o suficiente
- não exercitam suficientemente a imaginação

32- Ao tomar decisões, você se sente mais confortável seguindo

- as normas
- a intuição

33- Você se considera mais

- firme do que gentil
- gentil do que firme

34- Você considera mais admirável a habilidade

- para se organizar e ser metódico(a)
- a habilidade para se adaptar e ser maleável

35- Você valoriza mais o

- fechado, definido
- aberto, com opções

36- Uma interação nova e pouco rotineira com outras pessoas

- o(a) estimula e revigora
- consome as suas reservas de energia

37- Você é, mais frequentemente,

- uma pessoa do tipo prático
- uma pessoa do tipo fantasioso

38- Você tem uma maior propensão a ver

- como as outras pessoas são úteis
- como os outros vêem

39- É mais satisfatório

- discutir um assunto a fundo
- chegar a um acordo sobre um assunto

40- O que mais comanda você é

- a sua cabeça
- seu coração

41- Você se sente mais à vontade com um trabalho

- que siga um acordo pré-estabelecido
- que se desenvolva sem um plano estabelecido

42- Você tende a buscar

- sistemático
- imprevisto

43- Você prefere

- muitos amigos com contatos superficiais
- poucos amigos com contatos intensos

44- Você se deixa guiar mais pelos

- fatos
- princípios

45- Você se interessa mais por

- produção e distribuição
- projeto e pesquisa

46- É mais elogioso ser considerado(a)

- uma pessoa muito lógica
- uma pessoa muito sentimental

47- Você se autovaloriza mais por ser

- decidido(a), firme
- dedicado(a), devotado(a)

48- Com mais frequência, você prefere

- uma afirmação final e inalterável
- uma afirmação preliminar e provisória

49- Você se sente mais confortável

- depois de tomar uma decisão
- antes de tomar uma decisão

50- Com ou para pessoas que não conhece, você

- conversa longamente e com facilidade
- tem pouco a dizer

51- Você confia mais em

- sua experiência
- sua intuição

52- Você se considera

- mais prático(a) do que criativo(a)
- mais criativo(a) do que prático(a)

53- Você aprecia mais em outra pessoa

- a clareza do raciocínio
- a força dos sentimentos

54- Você está mais inclinado(a) a ser

- justo(a), imparcial
- compreensivo(a)

55- Na maioria das vezes, é preferível

- ter certeza de que esteja tudo acertado
- deixar que as coisas simplesmente aconteçam

56- Nos relacionamentos, a maior parte das coisas deveriam ser

- renegociáveis
- casuais e circunstanciais

57- Quando o telefone toca você

- se apressa para atender primeiro
- espera que alguém atenda

58- Você aprecia mais em si mesmo(a)

- forte senso de realidade
- a imaginação viva

59- Você se sente mais atraído(a)

- pelos fundamentos
- pelas implicações

60- Parece-lhe pior ser muito

- apaixonado(a), veemente
- objetivo(a)

61- Você se vê, basicamente, como

- cabeça-dura
- coração-mole

62- Atrai-lhe mais uma situação

- estruturada e programada
- não estruturada e imprevista

63- Você se considera uma pessoa mais

- rotineira do que original
- original do que rotineira

64- Você tende a ser uma pessoa

- de fácil aproximação
- algo reservada

65- Você prefere textos

- mais literais
- mais figurativos e simbólicos

66- É mais difícil para você

- identificar-se com os outros
- utilizar-se dos outros

67- Você prefere possuir

- a clareza da razão
- a força da compaixão

68- É maior defeito

- não saber discernir
- ser crítico

69- Você prefere os acontecimentos

- planejados
- imprevistos

70- Você se considera uma pessoa mais

- ponderada e cuidadosa do que espontânea
- espontânea do que cuidadosa e ponderada

Folha de respostas

Após a realização do teste, as respostas as questões são tabuladas conforme o exemplo de folha de respostas preenchida no Quadro A1. Cada coluna agrupa um número de questões que fará a definição do tipo. As respostas “a” e “b” são contabilizadas ao final de cada coluna. Após as somas de cada coluna, o valor maior define a letra de cada dicotomia. No exemplo, o primeiro par de colunas, na qual o resultado é 6 e 4 fica como está. Os resultados do segundo, quarto e sexto pares são transportados para baixo dos resultados dos pares de número 3, 5 e 7, respectivamente, e somados. Os valores finais são transformados em percentagens e transferidos para o quadrinho dos tipos. O resultado revela uma pessoa do tipo ESFP (Tipologia Myers-Briggs). No exemplo da folha de resposta, a discriminação entre as variáveis J e P é forte, enquanto que a discriminação entre T e F é fraca. Às vezes pode ocorrer um empate; por exemplo, o resultado de T/F poderia ter sido 50/50. Nesse caso o tipo é simbolizado por ESXJ, em que o X identifica o vetor sem discriminação clara.

Quadro A1: Folha de Respostas do Teste de Keirsey

1			2						3						4					
	a	b		a	b		a	b		a	b		a	b		a	b			
1	X		2	X		3	X		4		X	5		X	6		X	7	X	
8	X		9	X		10	X		11		X	12		X	13		X	14	X	
15		X	16	X		17	X		18		X	19	X		20		X	21		X
22		X	23		X	24		X	25	X		26	X		27		X	28		X
29		X	30		X	31		X	32	X		33		X	34	X		35		X
36	X		37	X		38	X		39	X		40	X		41		X	42		X
43		X	44	X		45	X		46		X	47		X	48		X	49	X	
50	X		51	X		52		X	53	X		54	X		55	X		56		X
57	X		58		X	59	X		60		X	61		X	62		X	63		X
64	X		65	X		66		X	67		X	68	X		69		X	70		X
	6	4		7	3		6	4		4	6		5	5		2	8		3	7
	↓	↓		↓	↓	→	7	3		↓	↓	→	4	6		↓	↓	→	2	8
	6	4				+	13	7				+	9	11				+	5	15
%	60	40					65	35					45	55					25	75

E	I	S	N	T	F	J	P
60	40	65	35	45	55	25	75

- **Tipologia psicológica Myers-Briggs**

Esta tipologia (Myers & Briggs, 1997) apresenta uma descrição geral das principais características de cada tipo representado pelas 16 combinações possíveis das variáveis psicológicas.

ENFJ

O tipo ENFJ é composto dos elementos extroversão, intuição, sentimento e julgar. Proeminente líder de grupos é receptivo e responsável, podendo apresentar uma nova proposta ou liderar um debate grupal com facilidade e tato. Procura tratar as coisas com a devida consideração para com os sentimentos das pessoas. São excelentes comunicadores, líderes naturais que sabem motivar e persuadir os outros. É consciencioso, metódico e resoluto, não perdem de vista seus objetivos e espera que os outros façam o mesmo. Gosta de trabalhar com pessoas criativas e vivazes em um ambiente ativo, desafiador, e que tenha atividades variadas. Quando confrontado com reveses consegue encará-los como um novo desafio. Rápido para executar tarefas, está sempre com pressa; tende a ficar impaciente e frustrado com a lentidão.

ENFP

O tipo ENFP é composto dos elementos extroversão, intuição, sentimento e percepção. É capaz de fazer quase qualquer coisa que o interesse e geralmente pode encontrar fortes razões para justificar qualquer coisa que queira. Sabe se comunicar muito bem e inspirar ações. Valoriza a liberdade e a autonomia. Costuma confiar mais em sua capacidade de improvisação do que em seu preparo anterior. Possui uma imaginação rica e uma grande agilidade mental. Pode estar indo para uma direção em um momento e, no outro, seguir o caminho inverso.

ENTJ

O tipo ENTJ é composto dos elementos extroversão, intuição, pensamento e julgamento. Sua energia básica é dirigida para liderar. Geralmente é bom em quase tudo que exija raciocínio lógico e comunicação inteligente. Costuma ser bem informado e gosta de aumentar sempre seu conhecimento sobre as coisas. Movimenta-se com naturalidade na direção de posições que lhes permitam tomar a dianteira e mobilizar recursos para atingir objetivos ambiciosos. Aprecia a confrontação e gosta de se envolver em intercâmbios intelectualmente estimulantes. Encara os obstáculos como desafio; fica atento à resolução dos problemas, tira conclusões e segue em frente. Monta um plano de ação para realizar as tarefas e consegue finalizá-las antes do previsto. Busca soluções estratégicas para conseguir o

que quer. Não aceita ser convencido, a não ser por argumentações razoáveis e coerentes. É engenhoso e competente para resolver problemas complexos.

ENTP

O tipo ENTP é composto dos elementos extroversão, intuição, pensamento e percepção. É inovador e engenhoso para inventar novas maneiras de fazer as coisas, têm uma excelente habilidade analítica e expediente para resolver problemas desafiadores, especialmente os teóricos. Gosta de mudança e variedade e resiste a fazer qualquer coisa que o limite, aprisione ou aborreça. Gosta de enfrentar riscos e está atento a todas as possibilidades Valoriza a liberdade e a independência. Tende a voltar-se para um novo interesse a cada instante. É habilidoso para encontrar razões lógicas para qualquer coisa que queiram, mas pode negligenciar atribuições de rotina.

ESFJ

O tipo ESFJ é composto dos elementos extroversão, sensação, pensamento e julgamento. É o mais sociável de todos os tipos. Gosta de fazer as coisas de modo organizado e rotineiro. É solidário e diligente em tarefas organizacionais e não se desvia das regras sociais. Seu maior interesse é por coisas que afetam direta e visivelmente a vida das pessoas. Não gosta de lidar com problemas em bases teóricas ou filosóficas.

ESFP

O tipo ESFP é composto dos elementos extroversão, sensação, pensamento e percepção. Emanam entusiasmo e otimismo. É polido, engenhoso, inteligente e muito generoso. Dá-se melhor em situações que necessite bom senso e habilidade prática. Tem senso prático e gosta de novas experiências. Enfatiza o positivo.

ESTJ

O tipo ESTJ é composto dos elementos extroversão, sensação, pensamento e julgamento. Sua maior habilidade está na administração. Está mais voltado para o ambiente externo que o cerca e é de muita responsabilidade. São bons para tomar decisões objetivas e esforçam-se para atingir seus objetivos. Gostam de enfrentar desafios e sabem como conseguir o que querem. É prático e realista e não se

interessa por assuntos para os quais não vê uso, mas pode aplicar-se à eles quando necessário.

ESTP

O tipo ESTP é composto dos elementos extroversão, sensação, pensamento e percepção. É altamente competitivo, empreendedor e negociador por excelência. Procura tirar proveito das situações, resolvendo de modo imediato problemas objetivos. Aprecia coisas mecânicas e esportes. Não gosta de longas explicações. Prefere lidar com coisas reais que podem ser manuseadas, montadas e desmontadas. Gosta de enfrentar riscos, desafios e aventuras. Usam a lógica para resolver os problemas concretos e chegam rapidamente ao âmago das questões. Têm ótima memória para registrar fatos. Trabalham bem sob pressão. Segue as regras apenas quando elas servem para fazê-los chegar no ponto almejado. Gostam de ocupações agitadas e estressantes que envolvam resistência, força e risco.

INFJ

O tipo INFJ é composto dos elementos de introversão, intuição, sentimento e julgamento. É um tipo sensível, profundo e algumas vezes místico. Sua personalidade complexa é sempre intrigante para os outros e também para ele próprio. É sério ao considerar valores pessoais e convicções. Tem imaginação e vida interior rica e valoriza a integridade pessoal. O maior esforço é voltado para o trabalho, no qual o faz melhor em ambiente pouco agitado. Consciente e preocupado com os outros, é notado pelos seus firmes princípios e tende a liderar um grupo por suas claras convicções de como melhor servir o bem comum.

INFP

O tipo INFP é composto dos elementos introversão, intuição, sentimento e percepção. Tem uma alta capacidade para atenção e possui um alto senso de honra, derivado de valores internos. Detesta regras, ordens, planejamentos e prazos. Gosta de aprender e estar envolvido em projetos próprios. Não apreciam regras, ordens, programação e prazo. Valorizam a autonomia, não gostam de interrupções e preferem fazer as coisas sozinhos para ter certeza de que serão realizadas direito. Conseguem

trabalhar pacientemente em tarefas complexas. Tem convicções apaixonadas e persegue ideais.

INTJ

O tipo INTJ é composto dos elementos de introversão, intuição, pensamento e julgamento. É o mais seguro e pragmático de todos os tipos. Um construtor de sistemas e implementador de modelos teóricos. Independente e individualista, tem muita perspicácia e visão. É hábil em criar teorias e métodos. Estimula a si mesmo e aos outros para alcançar seus objetivos e autodesenvolvimento. É engenhoso e criativo ao resolver problemas.. Geralmente tem idéias originais e grande motivação para concretizá-las. Quando está atuando em áreas de seu interesse possui excelente força para organizar uma tarefa e concluí-la sem auxílio. Prefere sempre fazer as coisas a seu modo.

INTP

O tipo INTP é composto dos elementos introversão, intuição, pensamento e percepção. Valoriza a precisão no pensar e no falar. Para ele, é importante ser preciso e conciso. Têm uma vida interior bastante rica de pensamentos e idéias. Sua curiosidade é dirigida à busca do entendimento do Universo. Aprecia as atividades teóricas ou científicas, gosta de resolver problemas por meio da análise lógica.

ISFJ

O tipo ISFJ é composto dos elementos introversão, sensação, sentimento e julgamento. Frequentemente trabalha nos bastidores, ajudando os outros. Demonstra respeitar a ética profissional e completa suas tarefas nos prazos. Seu interesse não é técnico, mas relacional. Tem excelente memória para detalhes. É muito caprichoso, leal, autodisciplinado e atencioso. Age de acordo com o esperado e não questiona a maneira convencional de fazer as coisas.

ISFP

O tipo ISFP é composto dos elementos introversão, Sensação, Sentimento e Perceber. Interessado nas artes finas, expressa-se primariamente por meio de ação ou na forma de arte. Seu sentido é mais aguçado do que os outros tipos. Paciente, sabe aceitar as coisas como são e não faz julgamentos. Geralmente evita desavenças

e não impõe aos outros suas opiniões e valores. É modesto e não aprecia liderar, porém é fiel seguidor. Pode ser um pouco lento na realização de tarefas, por gostar de apreciar o momento presente e não querer estragá-lo com excessiva pressa. Vive no presente e aprecia as coisas simples da vida. É muito exigente consigo mesmo e busca a perfeição. Sente-se encurralado por regras excessivas, estruturas inflexíveis e burocracia. Lida melhor com o que é mais urgente no momento. Pode se sentir sobrecarregado pela sua própria indecisão, falta de direção e desorganização.

ISTJ

O tipo ISTJ é composto dos elementos introversão, sensação, pensamento e julgamento. Geralmente é calado e sério, buscando atividades que exijam concentração e detalhamento. Gosta de atividades práticas e lógicas nas quais estejam bem claros “o que é” e “como deve fazer”. Procura manter todas as suas atividades muito bem organizadas e aceita trabalhos que exijam altos graus de responsabilidade. Dedicar-se à uma atividade de maneira disciplinada e realista. Têm facilidade de concentração.

ISTP

O tipo ISTP é composto dos elementos introversão, sensação, pensamento e percepção. De ação impulsiva, para ele vida deveria ser seguir os impulsos em lugar de propósitos. As pessoas deste tipo preferem agir do que conversar. Gostam de aventura e desafios. Resolvem bem as crises. Se saem bem em trabalhos com ferramentas, máquinas ou quaisquer outros que requerem habilidade manual. Acumulam informações e acontecimentos na memória. Interessados em causa e efeito e em como e porque as coisas mecânicas funcionam, dedicam-se em organizar fatos e coisas utilizando princípios lógicos e práticos. São quietos; isolam-se para observar os acontecimentos.