UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELETRICA

VIVIANE ARAUJO PERNOMIAN

**Visualização Exploratória de Dados do Desempenho na
Aprendizagem em um Ambiente Adaptável**

São Carlos

2008

VIVIANE ARAUJO PERNOMIAN

**Visualização Exploratória de Dados do Desempenho na
Aprendizagem em um Ambiente Adaptável**

**Tese apresentada ao Departamento de
Engenharia Elétrica da Universidade de São
Paulo para obtenção do título de Doutor em
Engenharia Elétrica.**

Orientador: Prof. Dr. Valentin Obac Roda

São Carlos

2008

Dedico este trabalho à minha família, pelo apoio e carinho.

Agradecimentos

Ao professor Valentin Obac Roda, pela apoio, paciência, incentivo, orientação e ensinamentos ao longo do trabalho.

À Deus, por ter me orientado às oportunidades, pela capacidade e vontade de seguir sempre meus objetivos.

Ao professor Renato Vairo Belhot, pelo apoio e parceria nas pesquisas sobre estilos de aprendizagem no ensino de engenharia.

À minha família por estar sempre presente nos momentos que precisei, incentivando e apoiando às minhas decisões.

Ao meu namorado Gustavo, pela paciência e apoio, onde em vários momentos, foi entitulado por mim, meu co-orientador, ajudando nas correções e organização das idéias.

Aos professores do departamento de Engenharia Elétrica pela colaboração e paciência nas pesquisas.

À Jussara, secretária do curso de graduação do departamento, pela colaboração na organização do pessoal envolvido nas pesquisas.

Aos meus amigos professores Rogério E. Garcia e Ricardo Barbosa, sempre dispostos a ajudar com dicas e idéias.

Aos amigos Luciano e Danilo por estarem sempre ao lado, apoiando, ou mesmo no “momento cafezinho” na cantina da computação.

Sumário

Lista de Figuras	vi
Lista de Tabelas	ix
Resumo	X
Abstract	Xi
1 Introdução	01
1.1 Organização do Trabalho	04
2 Ensino de Engenharia	06
2.1 Fundamentos	06
2.1.1 Perfil do Profissional de Engenharia	08
2.2 Análise do Desempenho na Aprendizagem	08
2.3 Estilos de Aprendizagem	11
2.3.1 Modelos para Mapeamento dos Estilos de Aprendizagem	13
2.3.2 Índice de Estilos de Aprendizagem (ILS)	14
2.3.3 Classificador de Temperamento	16
2.3.4 Estratégias de Ensino baseadas nos Estilos de Aprendizagem	19
2.4 Considerações Finais	21
3 Visualização de Informação	22
3.1 Terminologia	22
3.2 Tipos de Dados	25
3.3 Técnicas de Visualização de Informação	26
3.3.1 Técnicas 2D/ 3D Tradicionais	26
3.3.2 Técnicas Orientadas a Pixel	27
3.3.3 Técnicas de Projeção Geométrica	28

3.3.4	Técnicas Iconográficas	29
3.3.5	Técnicas Hierárquicas	30
3.4	Técnicas de Interação e Distorção	30
3.4.1	Técnicas de Projeção Interativa	31
3.4.2	Técnicas de Filtragem Interativa	32
3.4.3	Técnica de Zoom Interativo	32
3.4.4	Técnicas de Distorção	33
3.4.5	Técnica de Seleção	34
3.5	Múltiplas Visualizações Coordenadas	34
3.6	Descoberta do Conhecimento e Mineração de Dados	37
3.7	Considerações Finais	43
4	Modelo de Referência para Visualização Exploratória de Dados do Desempenho na Aprendizagem da Ferramenta VisEduc	44
4.1	Visualizações Pontuais e Temporais	45
4.1.1	Método de Distribuição Normal	46
4.1.2	Visualização Temporal	50
4.2	Arquitetura do Sistema Adaptável	51
4.3	Considerações Finais	57
5	Construção da Base de Informação	56
5.1	Estilos de Aprendizagem dos Estudantes	56
5.2	Questionário para Levantamento do Perfil das Disciplinas	61
5.3	Planilha de Aproveitamento	62
5.4	Considerações Finais	63
6	Validação do Modelo e Visualizações Realçadas no VisEduc	64
6.1	Visualização Exploratória de Dados do Desempenho	64
6.2	Representações de Dados Pontuais	69
6.3	Representação baseada na Variação Temporal	73
6.4	Representação com Visualizações Múltiplas	76
6.5	Considerações Finais	80

7 Conclusões	82
Referências Bibliográficas	89
Apêndice A: Instrumento para Identificação dos Estilos de Aprendizagem dos Estudantes	97
Apêndice B: Instrumento para Levantamento do Perfil das Disciplinas	104
Apêndice C: Tabela de Distribuição Normal Utilizada para Normalização dos Dados	110

Lista de Figuras

2.1 Ciclo de Aprendizagem Vivencial de Kolb	13
3.1 Modelo do Processo de Visualização	23
3.2 Classificação das Técnicas de Visualização	24
3.3 Gráficos Tradicionais: (a) Gráfico em Barras; (b) Gráfico em Linhas; (c) Gráfico de Dispersão	26
3.4 Gráficos Orientados a Pixel: (a) Representação de Busca de Documentos do Projeto IN-SPIRE; (b) Mapeamento de Blogs no Sistema Web do Projeto IN-SPIRE	27
3.5 Matrizes de Gráficos de Dispersão	28
3.6 Gráfico de Coordenadas Paralelas	29
3.7 Representações Iconográficas	29
3.8 Técnicas Hierárquicas: (a) Gráfico baseado na Técnica Mundo dentro de Mundos; (b) Árvore Hierárquica	30
3.9 Técnicas de Projeção Interativa: (a) Grand Tour; (b) Gráfico de Dispersão	32
3.10 Técnicas de Filtragem Interativa: (a) Controle Deslizante; (b) Botões Radio	32
3.11 Técnica Table Lens	33
3.12 Efeitos das Técnicas de Distorção	34
3.13 Mecanismos de Seleção: (a) Clique a um ponto; (b) Delimitação de área	34
3.14 Interface de Configuração do ambiente Snap Together Visualization	35
3.15 Representações do ambiente Snap Together Visualization	36
3.16 Etapas do Processo KDD	38
4.1 Curva Normal	47
4.2 Distribuição dos Valores em uma Curva Normal	48
4.3 Distribuição das Notas Médias das Disciplinas na Curva Normal	49
4.4 Representação de Múltiplas Linhas para Variação Temporal dos Dados	50
4.5 Histograma com Múltiplas Barras Paralelas	51

4.6 Ambiente de Análise Exploratória dos Dados do Desempenho na Aprendizagem	53
4.7 Diagrama de Atividades e Processos do Sistema de Análise Visual	55
5.1 Combinações dos Estilos de Aprendizagem pelo Método ILS	57
5.2 Estilo de Aprendizagem Dominante do 3º. Período	58
5.3 Estilo de Aprendizagem Dominante do 5º. Período	59
5.4 Estilo de Aprendizagem Dominante do 7º. Período	59
5.5 Estilo de Aprendizagem Dominante do 9º. Período	60
5.6 Estilo de Aprendizagem Predominante entre os Períodos	61
5.7 Parte da Base de Dados dos Perfis das Disciplinas	62
5.8 Parte do Arquivo da Planilha de Aproveitamento	63
5.9 Modelo E-R das Tabelas Utilizadas nas Análises dos Dados	63
6.1 Grid de Estilos e Perfis	66
6.2 Definição do Arquivo de Dados	66
6.3 Configuração dos Dados.....	67
6.4 Mapa de Cores na Categorização dos Dados	68
6.5 Sessão Referenciada pelos Componentes Funcionais	69
6.6 Sessão de Seleção e Representação de Disciplinas: (a) Seleção dos Dados; (b) Gráfico das Turmas por Disciplina	70
6.7 Sessão de Seleção e Representação de Turmas: (a) Seleção dos Dados; (b) Gráfico das Disciplinas por Turma	70
6.8 Gráfico de Cruzamento de Perfis	71
6.9 Interface da Relação Mapeamento x Perfis	72
6.10 Resumo do Mapeamento e Grau de Compatibilidade de Perfis	73
6.11 Análise Temporal dos Dados do Desempenho	74
6.12 Resumo do Mapeamento e Grau de Compatibilidade de Perfis na Análise Temporal	76
6.13 Visualizações Múltiplas do Aproveitamento na Aprendizagem	77
6.14 Estudo da Variabilidade dos Índices de Nota das Disciplinas	78
6.15 Malha 3D de Variabilidade	78
6.16 Malha 3D Rotacionada	79
6.17 Variabilidade das Disciplinas nos Primeiros Períodos (a) e (b) e últimos (c)	80
7.1 Perfis dos Estudantes nos Primeiros Semestres	85

7.2 Perfis dos Estudantes nos Últimos Semestres	85
---	----

Lista de Tabelas

2.1 Características dos Estilos de Aprendizagem	12
2.2 Tabela de Combinações das Dimensões de Felder	16
2.3 Tabela de Combinações de Temperamentos	18
5.1 Resultado Geral do Teste	56
6.1 Resumo do Aproveitamento das Disciplinas	74

Resumo

PERNOMIAN, V. A. **Visualização Exploratória de Dados do Desempenho na Aprendizagem em um Ambiente Adaptável.** Tese (Doutorado) – Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

A Visualização de Informação procura interpretar as informações contidas em um conjunto de dados e através de técnicas visuais, perceber relacionamentos e padrões que auxiliam na descoberta de novos conhecimentos. O grande volume de informações nas bases educacionais sobre o rendimento na aprendizagem aumenta a dificuldade em analisar o desempenho na aprendizagem dos estudantes. Indicadores educacionais como nota, índice de aprovação e reprovação não podem ser considerados únicos medidores do desempenho, porém junto aos estilos de aprendizagem dos estudantes e perfil metodológico das disciplinas podem revelar informações sobre o desempenho. As técnicas de visualização combinadas com análises estatísticas pode ser considerada uma alternativa para explorar melhor os dados no processo de descoberta do conhecimento. Este trabalho apresenta um novo modelo para identificar relacionamentos de dados do desempenho na aprendizagem através de uma ferramenta visual interativa ao usuário. Nesse modelo é possível combinar os estilos de aprendizagem dos estudantes com estilos metodológicos das disciplinas e dados educacionais como notas, índice de aprovação e reprovação, para detectar variações de rendimento e propor modificações nas estratégias de ensino. Os dados utilizados para teste foram originados da base de dados do aproveitamento educacional dos estudantes da Escola de Engenharia Elétrica de São Carlos, Universidade de São Paulo.

Palavras Chave: Visualização da Informação, Educação na Engenharia, Desempenho na Aprendizagem, Estilos de Aprendizagem.

Abstract

PERNOMIAN, V. A. **Exploratory Visualization on Data of Learning Performance in an Adaptable Environment.** Thesis (Doctoral) – Electrical Engineering Department, University of São Paulo, São Carlos, 2008.

Information Visualization deals with the use of visual techniques to interpret data and to notice relationships and patterns that support an active user to discovery new knowledge. The vast quantity of information in educational databases increases the difficulty of analysis of the student's performance. Educational indicators such as grade, approval and fail index should not be considered as unique performance indicators; however, these indicators along with student's learning styles and methodological course profile can reveal educational progress. The visualization techniques combined with statistical analysis should be considered as an alternative to data exploration in the process of knowledge discovery. This work presents a new methodology to identify the relationships that demonstrate the learning performance through the development of a visualization tool in an user's adaptable environment. In this new methodology it is possible to combine students and courses styles to detect variations on the courses outline and suggest changes in some methodologies and teaching strategies. The data used to test the proposed methodology came from the Learning Process Database of the Electrical Engineering School at the University of Sao Paulo/ São Carlos/SP.

Keywords: Information Visualization, Engineering Education, Learning Performance, Learning Styles.

Capítulo 1

Introdução

A necessidade humana do entendimento de determinados fatos, atrelada à quantidade de variáveis envolvidas, vem excedendo a capacidade de interpretá-los de maneira adequada e objetiva.

O interesse pela interpretação e descoberta de informações tem incentivado a busca e o desenvolvimento de ferramentas eficientes para extração do conhecimento. Dessa forma, as técnicas de visualização de dados combinadas com análises estatísticas são consideradas alternativas para a exploração adequada dos dados, por conciliar o potencial da análise humana com o processo de descoberta de novos conhecimentos.

A área de Visualização de Informação, consiste em uma sub área da Visualização Científica. Enquanto na Visualização Científica os dados são originados de algum tipo de fenômeno, e representados em um espaço natural dos dados, por exemplo, dados pluviométricos, demográficos, na Visualização de Informação os dados possuem uma representação abstrata, ou seja, sem uma relação direta entre os dados, entidade física ou geométrica. As técnicas desse tipo de visualização estão baseadas em representações visuais e mecanismos de interação, os quais possibilitam ao usuário manipular e compreender melhor o conjunto de dados observados. Nessa abordagem o usuário não está interessado em dados brutos, mas nas características e padrões relevantes desse conjunto de dados. Essa característica desafia a área de visualização na criação de novas maneiras de manipular dados para descobrir informações e conhecimentos até então desconhecidos (OLIVEIRA, 2000).

Par resolver problemas como interpretação de dados e comportamento das informações sobre algum fenômeno, há possibilidade de integrar técnicas de visualização com outras áreas como mineração de dados (*Data Mining – DM*) e estatística que permite analisar os dados e suas relações de forma visual (GARCIA, 2006; SHIMABUKURO, 2004).

A integração entre as técnicas de visualização e mineração de dados constitui uma nova abordagem para exploração e descoberta de conhecimento, conhecida como Mineração Visual de Dados (VDM- *Visual Data Mining*). A VDM propõe unir técnicas de visualização

e mineração de dados, com a interpretação humana, objetivando auxiliar o processo de descoberta na exploração dos dados (HOSHING; PEDNAULT; SUDAN, 1997).

Segundo Poulet (2002) a VDM apresenta três abordagens de uso das técnicas de visualização na descoberta de informação:

1. os resultados dos algoritmos de DM são visualizados para auxiliar no processo de interpretação dos dados;
2. os resultados intermediários dos algoritmos de DM, são utilizados para controle e acompanhamento do processo pelo usuário;
3. os dados brutos são visualizados diretamente pelo usuário para exploração do conhecimento.

Estas abordagens permitem o emprego de Múltiplas Visualizações Coordenadas (*Coordinated Multiple Views - CMV*), ou seja, possibilita a utilização de diferentes tipos de visualização para a interpretação dos mesmos dados em um único ambiente. Desta forma a utilização da CMV permite a interação com os dados de forma flexível e adaptável ao usuário (BALDONADO; WOODRUFF; KUCHINSKY, 2000).

Outro paradigma considerado nestas abordagens é a relevância da utilização de atributos temporais e pontuais. Ainda segundo Poulet, o atributo pontual define a posição de um dado específico dentro de um conjunto de dados pontualmente distribuídos, além de suas relações de proximidades. A observação desses dados ao longo do tempo, estabelece outro atributo, o temporal.

A interpretação de fenômenos pontuais e temporais em áreas como educação, saúde, meio ambiente, entre outras, é importante para o planejamento e tomadas de decisão pontuais. Por exemplo, ao identificar problemas no aproveitamento da aprendizagem em determinadas disciplinas, é possível rever o conteúdo e metodologias utilizadas para assim promover melhoria do aprendizado e manter a qualidade de ensino do curso. Este processo de identificação de problemas, atualmente vem demonstrando dificuldades na interpretação das informações devido ao grande volume de dados e informações nas bases educacionais.

Os principais dados observados nessas bases educacionais são os indicadores quantitativos como média de notas e índices de aprovação e reprovação. Porém tais indicadores educacionais, individualmente, não devem ser considerados medidores do desempenho. A união dos indicadores quantitativos com os qualitativos, como perfis de aprendizagem dos estudantes e das disciplinas, podem revelar indicativos sobre o aproveitamento do ensino. Uma ferramenta que auxilie a interpretação dos dados, bem como a

análise do impacto de fatores externos como estilos de aprendizagem, pode ajudar no reconhecimento do desempenho educacional dos estudantes.

Este trabalho teve como objetivo inicial, demonstrar a aplicação de técnicas de visualização no tratamento e manipulação de dados e, no processo de descoberta de novas informações sobre o aproveitamento na aprendizagem. Procurou também, enfatizar a exploração de dados educacionais com atributos temporais e pontuais, através de um ambiente visual com a utilização de múltiplas visualizações.

No decorrer das análises, observou-se a necessidade de relacionar o aproveitamento dos estudantes nas disciplinas (notas, índices de aprovação e reprovação) com os perfis (preferências) de aprendizagem das disciplinas, e verificar a relação que tais fatores implicavam no desempenho dos estudantes.

A ferramenta desenvolvida considerou, em termos de componentes e funcionalidades, módulos independentes que proporcionam facilidade e adequação na escolha dos modos de visualização pelo usuário. Os dados utilizados nos testes desse ambiente, foram da base de dados de aproveitamento de aprendizagem da Escola de Engenharia Elétrica da Universidade de São Paulo/ São Carlos- SP (Sistema Júpiter). Essa base de informações contém dados como disciplina, número de turmas, notas médias, número de alunos matriculados, índices de aprovação, reprovação e evasão. Demais informações como estilos de aprendizagem dos estudantes, foram coletadas através de um questionário de mapeamento de perfis de aprendizagem proposto por Felder, e implementado no sistema do Departamento de Engenharia de Produção pela equipe de trabalho do professor Renato Vairo Belhot (FELDER, 1996; BELHOT, 1998).

Segundo estudos realizados pela equipe do professor Renato Vairo Belhot, os estilos de aprendizagem podem revelar as preferências de aprendizagem dos estudantes, bem como conduzir o educador na escolha das metodologias de ensino mais adequadas.

Esse conceito motivou utilizar os estilos de aprendizagem na análise exploratória de dados educacionais. Foi considerada então a hipótese de se utilizar os estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis das disciplinas na busca de uma correlação direta ou indireta com os resultados das análises estatísticas.

Um novo questionário foi implementado com a finalidade de mapear os perfis das disciplinas, ou seja, as estratégias de ensino utilizadas em cada disciplina. Este questionário foi elaborado com base nas questões do modelo de identificação dos estilos de aprendizagem dos estudantes. Porém o foco das questões considerou “como o contexto da disciplina era aplicado”, e não “como os estudantes recebiam as informações”.

Estas questões foram entregues aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica os quais responderam as questões, validando o conteúdo. Os resultados dessas questões foram tabulados e transformados em uma base de informações de perfis de disciplinas.

O propósito deste trabalho foi estabelecer mecanismos de auxílio na interpretação das informações sobre o desempenho na aprendizagem, conciliando interação humana nesse processo. O acompanhamento periódico do desempenho da aprendizagem constitui-se uma tarefa importante para o controle da qualidade e estruturação curricular do curso.

Sob essa perspectiva, foi criada a ferramenta de análise VisEduc, que utiliza o modelo proposto no Capítulo 4, de referência de visualização de dados do desempenho dos estudantes e o rendimento do curso.

Nesse modelo de referência foram considerados além dos dados quantitativos (notas, índices de aprovação e reprovação) tradicionalmente observados, dados qualitativos como estilos de aprendizagem dos estudantes e estilos metodológicos das disciplinas. Como apoio, técnicas de visualização foram utilizadas para evidenciar informações e relacionamentos de dados dificilmente percebidos.

1.1 Organização do Texto

Este trabalho está dividido em sete capítulos. No capítulo 2 são apresentados os fundamentos do ensino de engenharia, assim como as particularidades e características do profissional de engenharia. Neste mesmo capítulo são apresentados os fatores que influenciam no desempenho da aprendizagem dos estudantes, ditos como indicadores do aproveitamento, sejam quantitativos (notas, índice de aprovação e reprovação, frequência e evasão de curso), sejam qualitativos (estilos de aprendizagem e habilidades diversas). Complementando os indicativos do desempenho na aprendizagem, são apresentados os estilos de aprendizagem sob dois métodos de mapeamento: Índice de Estilo de Aprendizagem (ILS) proposto por Felder, e Classificador de Temperamentos desenvolvido por Keirsey. O capítulo 3 apresenta os conceitos da Visualização de Informação, as técnicas geralmente utilizadas dentre 3 critérios de classificação (natureza de dados, técnicas de visualização e métodos de distorção e interação), bem como a relação da visualização com a descoberta de informação e mineração de dados. O modelo de referência para a visualização exploratória de dados do desempenho na aprendizagem são apresentados no capítulo 4. As metodologias de coleta de dados são apresentadas no capítulo 5, onde os dados e as bases de informações utilizadas

nesse trabalho são detalhadas para demonstrar a complexidade dos dados envolvidos. O capítulo 6 apresenta a validação do modelo proposto nesse trabalho e as visualizações realçadas durante os testes e validação. A conclusão do trabalho é apresentada no capítulo 7.

Capítulo 2

Ensino de Engenharia

Neste capítulo são apresentadas as implicações e visões do Ensino na Engenharia, bem como o perfil do profissional de engenharia. São apresentados também os fatores que influenciam o processo de ensino e que refletem no desempenho de aprendizagem. Para explicar estes fatores, são apresentados os modelos de mapeamento de estilos de aprendizagem adotados: “Índice de Mapeamento de Estilos - ILS” proposto por Felder, e o Classificador de Temperamento definido por Keirsey.

2.1 Fundamentos

O ensino nas diversas áreas de engenharia preocupa-se em direcionar a experiência dos estudantes para ambientes reais de trabalho. Esses ambientes requerem algumas habilidades como pensamentos críticos, capacidade de gerenciamento e relacionamento pessoal, além de conhecimentos específicos da área de engenharia. Tais habilidades podem ser desenvolvidas através de novas metodologias adotadas pelos educadores do curso (CHANG T.; CHANG D., 2000; RUGARCIA et al., 2000; FELDER et al., 1998).

Segundo Colenci apud Telles (1984) a importância científica da engenharia, se deu a partir de hipóteses de que tudo que se fazia em bases empíricas, o que de certa forma, era baseado em leis físicas e matemáticas.

Em 1795 foi fundada por Gaspard Monge e Fourcroy a escola de Paris École Polytechnique, considerada modelo das escolas de engenharia. Os estudantes dessa escola recebiam conhecimentos básicos de engenharia e depois eram encaminhados a outra escola para uma formação específica.

A área de engenharia ganhou forças após Revolução Industrial, no século XVIII, quando o aparecimento de máquinas a vapor impulsionou o desenvolvimento tecnológico e pesquisas apoiadas pelas áreas de física e matemática.

De acordo com Sacadura (1999) os moldes da profissão de engenheiro baseiam-se nas três grandes revoluções industriais. A primeira ocorreu na Inglaterra no final do século XVIII, com o desenvolvimento da máquina a vapor. A segunda abrangeu outros países avançados como os EUA (Estados Unidos da América), com o desenvolvimento de técnicas de produção industrial e introdução das habilidades de gerenciamento. E a terceira, iniciou-se na segunda metade do século XX, com aplicações da física quântica, eletrônica, informática para as novas tecnologias de comunicação. Todos estes acontecimentos fizeram com que o papel sócio econômico do engenheiro se intensificasse.

Segundo Bazzo (1988), até 1946 no Brasil, havia poucas instituições de ensino de engenharia. A engenharia era vista como uma área profissional que envolvia competências científicas, tecnológicas, econômicas e de gestão humana. Por esse fato a procura por estudantes desta área aumentou gradativamente, fazendo com que surgissem mais instituições de ensino de engenharia.

A educação na engenharia tem se preocupado com as mudanças tecnológicas que vêm acontecendo na busca de melhoria de seus objetivos educacionais e estrutura curricular do curso.

Dessa forma, algumas questões, por exemplo, podem ser levantadas com finalidade de reconhecer o público em estudo e encontrar novas estratégias de ensino (FELDER R.; FELDER G.; DIETZ, 1998; FELDER, 1995, FELDER et al.,2000). São elas:

- Como proporcionar um ambiente de aprendizado aos estudantes de tal forma a explorar o potencial de cada um?
- Como desenvolver habilidades de estudo, seja ele individual ou em grupo, ou habilidades de comunicação entre os estudantes?
- Como avaliar os estudantes? Quais parâmetros considerar?

Essas questões se tornam úteis, na medida em que se quer reconhecer os estilos de aprendizagem dos estudantes.

A partir da observação dos perfis, é possível, em conjunto com os objetivos do curso, criar metodologias mais atraentes que priorizem as preferências de aprendizagem dos estudantes, para que estes desenvolvam habilidades necessárias ao desenvolvimento profissional (AYRE; NAFALSKI, 2000; STICE et al., 2000; WOODS et al., 2000).

Para o desenvolvimento dessas habilidades e melhor aproveitamento do ensino, alguns estudiosos indicam o uso de diferentes tipos de atividades como leituras e seminários, trabalhos em grupo e individuais, programas de computadores que servem como simuladores de situações-problemas. As diferentes atividades utilizadas em uma sala de aula possibilitam

atender aos diversos estilos de aprendizagem dos estudantes (FELDER; BRENT, 1994, 2001; CYNTHIA et al., 2000).

Rever constantemente os métodos de ensino e avaliação, reconhecer as preferências de aprendizagem, estimular retornos dos estudantes, proporcionar atividades que os aproximam das situações reais do mercado de trabalho, pode estimular o estudo e proporcionar melhoria no desempenho na aprendizagem (MILLARD; BURNHAM, 2003; ARCHER; BOHMANN, 2004; BELHOT, 1998).

2.1.1 Perfil do Profissional de Engenharia

Segundo Colenci (2000a, 200b), o engenheiro é aquele que possui capacidade de reconhecer problemas, procurando solucioná-los através de sua base científica, domínio às áreas exatas, conhecimentos específicos, bem como capacidade de elaboração de projetos e comunicação de suas idéias.

O termo “engenheiro”, tem sua origem na Europa da Renascença e seria derivado da palavra latina “*ingenium*” que significa gênio, talento criativo, e potencial inventivo (SACADURA,1999)

A preocupação na formação do profissional de engenharia deve se estender além dos aspectos cognitivos, do “como fazer” e “por que fazer”, enfatizando também o perfil e habilidades no momento do domínio e aplicação do conhecimento.

Segundo Belhot, Colenci e Colenci Jr (1999) a aprendizagem é um processo ativo onde o conhecimento é formado a partir de experiências e se torna mais eficiente quando voltada para criação de produtos significantes para o mundo real. Complementa ainda que o perfil do profissional está relacionado às atividades de serviços desde que, o conceito de “produto” seja utilizado a partir da idéia de que este precisa não só de sua criação, mas também de pessoas que o utilizem.

2.2 Análise do Desempenho na Aprendizagem

O desempenho na aprendizagem dos estudantes, segundo Bazzo, tem grande influência na avaliação da qualidade de ensino. Para análise do desempenho são considerados, normalmente, indicadores sob perspectiva dos estudantes, professores, conteúdos e da própria organização curricular que correspondem aos indicadores do desempenho (BAZZO; PEREIRA; LINSINGEN, 2000; FELDER; STICE; RUGARCIA, 2000a, 200b).

Esses indicadores podem ser considerados mensuradores do desempenho, sejam quantitativamente, através de notas, índices de frequência, aprovação, reprovação, evasão, qualificação do corpo docente, distribuição curricular, ou qualitativamente, considerando o desempenho e habilidades dos estudantes no processo de aprendizagem. Esses indicadores não podem ser considerados individualmente na análise do desempenho, visto que fazem parte de um todo, com mesmo objetivo: alcançar o aprendizado com qualidade de ensino (COLENCI, BELHOT, COLENCI JR, 1999; BAZZO, PEREIRA, 1988).

A observação desses indicadores pode gerar o índice de aproveitamento de aprendizagem do curso (GOLDSTEIN, THOMAS, 1996; APPLE, 2002).

Os indicadores do aproveitamento na aprendizagem podem ser ainda, considerados chaves nos sistemas educacionais, visto que podem fornecer informações úteis para o planejamento e tomada de decisão mais exata. Bons indicadores podem auxiliar os sistemas educacionais na reestruturação de cursos e formas de apresentação das disciplinas.

Destacam-se alguns tipos de indicadores que auxiliam na análise do desempenho, quantitativa, ou qualitativamente:

Quantitativos

- Tamanhos de turma;
- Notas de avaliações;
- Índices de aprovação e reprovação;
- Índice de evasão;
- Índice de frequência;

Qualitativos

- Medidas de crescimento na aprendizagem seguindo uma linha do tempo;
- Preferências de aprendizagem dos estudantes;
- Perfil de disciplinas (estilo metodológico).

Os indicadores comumente observados durante o planejamento de um curso são as notas médias, índice de aprovação, reprovação, e evasão, não sendo considerados em muitas vezes o tamanho das turmas, perfis de aprendizagem dos estudantes e das disciplinas.

Segundo o MEC (Ministério da Educação e Cultura), o tamanho das turmas reflete no aproveitamento da aprendizagem. Quanto menor a turma, melhores condições o professor terá para se dedicar e acompanhar individualmente seus alunos. Isso flexibiliza estratégias e recursos de ensino, que conseqüentemente favorece o aproveitamento da maioria dos estudantes (WASELFISZ, 2000). Embora não se tenha muitas pesquisas nesse campo, é

possível indicar que turmas grandes podem atrapalhar no aproveitamento. Isso porque a dificuldade do professor entrar em contato direto com o aluno é maior, e segundo educadores, é necessária condição de proximidade no processo de ensino-aprendizagem para que o contexto estudado seja adquirido.

Assim como considerar o tamanho das turmas como um dos indicativos para aproveitamento na aprendizagem, deve-se dar atenção aos perfis tanto dos estudantes, que correspondem às suas preferências de aprendizagem, quanto aos perfis das disciplinas, que refletem o estilo metodológico de transmissão dos conhecimentos. O reconhecimento dos perfis também proporciona a condição de proximidade entre professor e estudante, como sugere o MEC.

A escolha dos indicadores para análise do desempenho na aprendizagem baseia-se em questões como: relevância, eficiência de custo, oportunidade, confiabilidade e validade.

- Relevância: devem ser relevantes para a finalidade que se deseja; deve fornecer informações úteis para tomadas de decisão.
- Eficiência de custo: além de fornecerem informações úteis, devem ser desenvolvidos a um custo viável.
- Oportunidade: corresponde à disponibilidade dos dados quando houver necessidade de tomadas de decisão importantes.
- Confiabilidade: indica o grau de precisão e veracidade com que os indicadores são coletados e mensurados. Avalia as fontes e métodos utilizados para coleta e análise.
- Validade: os indicadores precisam ser válidos, verdadeiros para que se forneçam informações reais do sistema educacional.

A coleta dos dados deve ser realizada através de questionários, documentos, instrumentos computadorizados ou não, que retratam a realidade em sua íntegra, sem modificar as informações.

Assim como os indicadores quantitativos do desempenho no ensino, os perfis de aprendizagem dos estudantes podem ser considerados indicadores qualitativos que ajudam justificar alguns déficits no aproveitamento do ensino. Isso porque retratam as preferências dos estudantes no processo de aquisição e processamento do conhecimento. Essa abordagem é utilizada na estratégia proposta deste trabalho juntamente com a exploração visual dos dados.

O item 2.3 apresenta os fundamentos e modelos de mapeamento dos estilos de aprendizagem.

2.3 Estilos de Aprendizagem

Estudos sobre estilos de aprendizagem ou cognitivos, como também são conhecidos, foram desenvolvidos a partir da observação das diferenças individuais no processo de aprendizado. O interesse sobre os fatores que levam os estudantes a terem maior ou menor interesse, bom ou mau desempenho em determinadas disciplinas intensificaram os estudos. A atenção dos estudiosos pelas variações individuais no modo e métodos de pensamento, deu-se a partir 1883 (TOMPSON; CRUTCHLOW,1993).

Os estudos sobre os estilos de pensar e aprender foram inúmeros e, intensificou-se durante as décadas de 60 e 70.

Segundo Riding e Cheema (1991), o termo **Estilo de Aprendizagem** emergiu nos anos 70, substituindo o termo **estilo cognitivo**, devido aos estudiosos estarem mais interessados em uma orientação para a ação e aplicabilidade, do que descrições teóricas e acadêmicas. No entanto, os dois termos têm sido empregados por muitos pesquisadores sem nenhuma diferença, e por outros, com algumas distinções, porém complementares.

Para Penning e Span (1991), tanto os estilos cognitivos quanto os de aprendizagem, relacionam-se quanto à forma pela qual se pensa, se aprende, se lembra ou se decide. Enquanto os estilos cognitivos procuram estar relacionados às estratégias de processamento das informações na resolução de problemas, os de aprendizagem, buscam relacionar a forma de interação dos estudantes com as condições de aprendizagem. Essas condições abrangem aspectos cognitivos, físicos e ambientais, que influenciam no processamento das informações.

Dessa forma, similaridades e diferenças podem ser assumidas para os dois termos de estilos. Por exemplo, o processamento de informação ambiental, conduz o indivíduo à adaptar seu comportamento incluindo capacidades de atenção, percepção, memória, pensamento, aprendizagem e resolução de problemas. E a partir da utilização repetida de determinadas estratégias, na execução de tarefas diferentes, os estilos de um indivíduo passam a ser desenvolvidos.

Riding e Cheema (1991) afirmam que os estilos cognitivo e de aprendizagem podem ser vistos de três modos: estrutura, processo ou ambos. Vistos como estrutura, quando relaciona a necessidade de adaptar experiências educacionais ao aprendiz; como processo, quando se preocupam em compreender como é a dinâmica da aprendizagem, como se desenvolvem e modificam as potencialidades; finalmente como ambos, quando englobam a estrutura e o processo, admitindo que eles possam ser relativamente estáveis, passíveis de serem modificados por novos eventos que os influenciam direta ou indiretamente.

O processamento de novas informações pode ocorrer de formas diferentes. Algumas são percebidas por canais sensoriais (sentir), outras de forma mais objetiva, ponderando e raciocinando sobre experiências (pensar), e outras por observação reflexiva (observar) ou envolvimento pessoal (fazer) (CURY, 2000; KEIRSEY, 2004).

A tabela 2.1 apresenta as principais características de cada estilo de aprendizagem, os elementos que as originam e as perguntas preferenciais associadas (BELHOT, 1997, 1998).

Tabela 2.1 – Características dos Estilos de Aprendizagem

PROCESSAR		OBSERVAR	FAZER
		Observação objetiva e cuidadosa. Confiança nas opiniões pessoais. Vários pontos de vista. Ponderação	Envolvimento direto. Resultados práticos. Situações reais.
PERCEBER	S E N T I R	<ul style="list-style-type: none"> • Integram valores pessoais e experiências. • Criativos e inovadores, dão valor ao que aprendem. <p>POR QUE?</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Integram teoria e prática. • Gostam de resolver problemas e das soluções ótimas. <p>COMO?</p>
	P E N S A R	<ul style="list-style-type: none"> • Apreciam a teoria. • Trabalham os detalhes. • Assimilam novas idéias. • Conceitualizadores. <p>O QUE?</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Aprendem sozinhos. • Independentes, são líderes naturais. • Ativos e Criativos. <p>E – SE?</p>

O estilo de aprendizagem de um estudante pode ser entendido a partir das respostas de cinco questões básicas (FELDER, 1988):

1. Que tipo de informação é preferido pelos estudantes?

Sensorial (externa): imagens, sons, sensações físicas;

Intuitiva (interna): possibilidades, intuições, dicas.

2. Como a informação externa é recebida mais eficientemente?

Visual: diagramas, gráficos, desenhos;

Auditivo: palavras e sons.

3. Com qual organização da informação o estudante sente-se mais confortável?

Indutiva: fatos e observações são dados e princípios são inferidos;

Dedutiva: princípios são apresentados e as consequências são deduzidas.

4. Como preferem processar a informação?

Ativamente: através do envolvimento direto em atividades físicas ou em discussões; ou

Reflexivamente: de um modo mais introspectivo.

5. Como os estudantes estruturam a informação?

Linearmente: utilizando uma sequência de passos;

Não-Linearmente: globalmente, mentalizando os elos de ligação.

Outra parametrização dos estilos de aprendizagem é apresentada por David Kolb, que apresenta os estilos contidos em 4 tipos específicos de aprendizagem em um Ciclo de Aprendizagem Vivencial: Experiência concreta, Observações e Reflexões, Formação de conceitos abstratos e generalizados, Testes das implicações conceituais (STICE,1987). Conforme a figura 2.1.

Figura 2.1 – Ciclo de Aprendizagem Vivencial de Kolb (STICE,1987)

No próximo item, são apresentados os modelos para mapeamento dos estilos de aprendizagem, bem como o modelo proposto por Felder utilizado neste trabalho.

2.3.1 Modelos para Mapeamento dos Estilos de Aprendizagem

Segundo Felder (1988, 1995), cada indivíduo tem um tipo de personalidade e estilos de aprendizagem diferentes. Afirma ainda que o comportamento humano seria previsível e classificável. As diferenças no comportamento, que até então parecem óbvias aos olhos,

resultam das preferências individuais em diversas funções e atitudes mentais básicas; tais preferências constituem nossa personalidade.

Essas preferências se tornam o centro das atrações e repulsões sobre algumas pessoas, tarefas ou eventos. Em 1921 foi publicado um livro chamado **Tipos Psicológicos**¹, que relatava as diferenças de personalidade, incentivando a estudiosa Katharine Briggs, em estudar as semelhanças e diferenças humanas dentro de uma abordagem de classificação de personalidades.

Em 1923, Katharine percebeu que Jung já havia descoberto o que estava procurando, adotando o seu modelo para classificar os tipos de personalidades existentes, e com o auxílio de Isabel Briggs Myers deu início aos seus estudos (FELDER, HENRIQUES, 1995; CURY, 2000).

No início dos anos 40, Katharine e Isabel começaram a desenvolver o *Myers-Briggs Type Indicator (MBTI)*, um tipo de indicador que auxiliou Felder na elaboração de seu modelo de avaliação de estilos de aprendizagem (FELDER, 1993, 1996; MYERS, BRIGGS, 1995).

Ao final dos anos 50, David Keirsey, baseando-se nas pesquisas realizadas por Isabel, escreveu *Please Understand Me*, o livro que aumentou o interesse popular pelos quatro temperamentos (extrovertido/ introvertido, sensorial/ intuitivo, racional/ emocional, estruturado/ flexível), e que colaborou na construção de seu modelo de classificação de temperamentos (KEIRSEY; BATES, 1984). Este modelo é apresentado no item 2.3.3.

Em 1988, Richard Felder e Linda Silverman desenvolveram um modelo voltado especificamente para os aspectos de estilos de aprendizagem dos estudantes de engenharia, denominado Índice de Estilo de Aprendizagem (*Index Learning Style – ILS*), apresentado no item 2.3.2.

Reconhecer as diferentes preferências de aprendizado pode ajudar o educador na escolha e preparação de métodos mais adequados de ensino, bem como os estudantes no reconhecimento de suas falhas, e aprendizagem de novas habilidades, para melhor explorar suas potencialidades (MALAVÉ; BELHOT; FIGUEIREDO, 2003; CHOWDHURY, 2004).

2.3.2 Índice de Estilo de Aprendizagem (ILS)

O modelo formulado por Felder e Silverman, o ILS (*Index Learning Style*), possui quatro dimensões: Processamento (Ativo/Reflexivo), Percepção (Sensorial/Intuitivo), Recepção (Visual/Verbal), e Entendimento (Sequencial/Global). Baseado nessas dimensões,

¹ JUNG, C.G. **Tipos Psicológicos**. Ed. Petrópolis – Vozes, 1991 – Tradutora: Lúcia Mathilde E. Orth

foi desenvolvido o instrumento de classificação dos índices de estilo de aprendizagem (FELDER R., FELDER G., DIETZ, 2002; FELDER; SOLOMAN, 2004; ZYWNO, 2003):

1. Dimensão Ativo e Reflexivo (A/ R): também conhecida como Experimentação Ativa e Observação Reflexiva; os autores de forma geral enfatizam a importância de equilibrar as duas categorias. Por exemplo, uma decisão com certo grau de importância não pode ser tomada às pressas, e por outro lado, a fase de reflexão pode demandar mais tempo que necessário para que uma outra decisão seja tomada, ocasionando talvez a perda de uma oportunidade. Os estudantes caracterizados como ativos, preferem aprender agindo sobre algo, testando, aplicando, manipulando, discutindo ou explicando o conteúdo para os demais. Preferem também trabalhar em grupo, tornando difíceis as aulas que se atem apenas às explicações. Os estudantes reflexivos, por outro lado, processam as informações introspectivamente antes de fazer algo com elas. São normalmente percebidos e diferenciados pelos colegas e professor em sala de aula, por sentarem sozinhos e demorarem na resolução dos exercícios.

2. Dimensão Sensorial e Intuitivo (S/ I): novamente a dosagem dessas duas categorias deve ser consideradas. Uma pessoa totalmente intuitiva pode deixar de perceber detalhes importantes, cometer erros nos cálculos ou trabalhos práticos por falta de atenção. Porém, se enfatizar somente seu lado sensorial, poderão desenvolver estilos metódicos, preferindo apenas os métodos tradicionais de resolução de problemas, a um raciocínio inovador.

Estudantes mais sensoriais preferem informações práticas, concretas, fatos e observações provenientes dos sentidos. Normalmente preferem resolver os exercícios sempre da mesma maneira. Os intuitivos fixam-se nos conceitos e teorias que surgem através da reflexão e imaginação; gostam de inovar, descobrir as possibilidades e relações entre os conteúdos sem se preocupar com a complexidade do assunto, e detalhes considerados importantes. Preferem ousar técnicas diferentes na resolução dos exercícios, a métodos convencionais.

3. Dimensão Visual e Verbal (Vi/ Ve): as informações que chegam de fatos externos atingem os sentidos, principalmente a visão e audição através de imagens, textos e explicações. Os estudantes com preferências visuais preferem informações advindas de imagens, diagramas, gráficos, esquemas e demonstrações de experiências, ao contrário dos verbais que captam o que é dito e escrito (texto discorrido).

4. Dimensão Sequencial e Global (Sq/ G): os estudantes com característica sequencial, tendem a aprender passo a passo, de forma que cada informação seja obtida logicamente após

a outra. São capazes de resolver problemas mesmo não possuindo compreensão global do assunto, e suas resoluções podem ser ordenadas e de fácil entendimento. Os estudantes com preferências globais, no entanto, captam as informações quase que aleatoriamente, deixando de perceber as conexões entre as partes. São pessoas holísticas, ou seja, consideram o assunto como um todo integrado; as partes estão no todo assim como o todo está nas partes, precisam relacionar o conteúdo apresentado com as aprendizagens anteriores. Ao compreender o todo, os estudantes dessa categoria, são capazes de resolver rapidamente problemas complexos, tendo dificuldades apenas no momento de explicar as seqüências de passos de seu raciocínio.

Para estabelecer os perfis formados de um indivíduo, Felder definiu algumas combinações das dimensões, como visto na tabela 2.2:

Tabela 2.2: Tabela de Combinações das Dimensões de Felder

ASViSq	ASViG	ASVeSq	ASVeG
AIViSq	AIViG	AIVeSq	AIVeG
RSViSq	RSViG	RSVeSq	RSVeG
RIViSq	RIViG	RIVeSq	RIVeG

Para Felder os estilos de cada combinação apresentam as preferências de aprendizagem dos estudantes, o que pode explicar alguns fatores sobre o bom ou mau desempenho escolar. Outro paradigma sobre as preferências de um indivíduo, está relacionado com os estilos pessoais, e é apresentado no item 2.3.3.

2.3.3 Classificador de Temperamento

David Keirsey, através das pesquisas de Katharine Briggs e Isabel Briggs Myers, observou o comportamento de várias pessoas, e definiu o temperamento como sendo um estilo pessoal, uma configuração de inclinações como a forma de pensar, sentir, agir, desejar que podem ser observados. Isso significa que todos nós, durante nosso desenvolvimento, criamos um padrão consistente de atitudes e ações que expressam o nosso temperamento (KEIRSEY, 2004).

Keirsey ficou surpreso que os quatro diferentes temperamentos observados em pessoas de culturas diversas e de diferentes períodos de tempo, descreviam características e tipos psicológicos assemelhados. Seu estudo foi então baseado no modelo de classificação MBTI (*Myers-Briggs Type Indicator*), derivado da teoria dos tipos psicológicos desenvolvida pelo psicólogo Carl Jung's (FELDER R.; FELDER G.; DIETZ, 2002; FELDER, 1996).

Os quatro tipos de temperamento levantados foram: Extrovertido (*Extrovert*)/ Introvertido (*Introvert*); Sensorial (*Sensing*)/ Intuitivo (*iNtuition*); Racional / Pensador (*Thinking*)/ Emocional (*Feeling*); Estruturado/ Julgador (*Judgement*)/ Flexível/ (Perceptivo) (*Perception*).

- **Extrovertido (E):** voltados ao mundo exterior e às coisas. Precisam de estímulos externos para engajar-se em situações de aprendizagem, preferindo realizar tarefas em grupo; sociável; gostam de falar, interagir e trabalhar com pessoas; testam e utilizam experimentalmente as coisas.
- **Introvertido (I):** voltados para o mundo interior, idéias e impressões. Preferem atividades individuais, não valorizando relacionamentos interpessoais. Pessoas desse tipo concentram-se com mais facilidade que os extrovertidos, e necessitam de um certo tempo para pensar antes de expressar-se.
- **Sensorial (S):** voltados para as informações recebidas através dos sentidos, observação dos fenômenos, dos fatos, e realidade, abstraindo os detalhes. Preferem lidar com as situações em termos práticos e factuais, precisando de situações de aprendizagem estruturadas, seqüências claras e objetivas.
- **Intuitivo (N):** voltados para possibilidades e buscas inovadoras, alternativas de mudança ou melhoria. Costumam fazer inferências a partir de um certo fato, construindo bons modelos que expressam suas idéias e produções. Podem começar uma atividade sem ter terminado a anterior e sentem-se atraídos por imagens e símbolos.
- **Racional (T):** preferem critérios impessoais, baseiam-se em suas decisões na análise objetiva de causas (lógica) e efeitos (regras). Normalmente é disciplinado e bom argumentador, reagindo positivamente às palavras e critérios.
- **Emocional (F):** preferem decisões baseadas em valores emocionais e na avaliação subjetiva. Sentem-se bastante constrangidos diante de situações tensas, pois reagem positivamente às palavras como emoção e valores humanos, preferindo trabalhos de ordem social.
- **Estruturado (J):** preferem abordagens planejadas, organizadas, e bem definidas. Geralmente lidam com um estilo de vida planejado e bem controlado. Procuram resolver os problemas mesmo que não haja dados suficientes, estabelecendo prazos. Procuram atender aos prazos e esperam que os outros façam o mesmo, porque normalmente estabelecem uma ética de trabalho voltada para os resultados.

- **Flexível (P):** preferem abordagens flexíveis e espontâneas, propostas e opções abertas. Aceita facilmente mudanças e novas experiências, porém normalmente não são muito persistentes e consistentes, podendo atrapalhar seu desempenho na aprendizagem. Demoram mais para tomar uma decisão visando obter mais dados ou mais alternativas.

Cada um dos dois pólos de uma dimensão recebe uma letra, e a definição de um tipo psicológico é feita a partir da combinação dessas quatro letras; uma de cada dimensão, resultando dezesseis possibilidades. Uma forma de determinar o tipo de temperamento é verificando as letras da combinação, conforme visto na tabela 2.3 (KEIRSEY;BATE,1984).

Tabela 2.3: Tabela de Combinações de Temperamento

ESTP	ESTJ	ENFJ	ENTJ
ISTP	ISTJ	INFJ	INTJ
ESFP	ESFJ	ENFP	ENTP
ISFP	ISFJ	INFP	INTP

Por estas combinações é possível prever alguns estilos, perfis psicológicos que podem influenciar no modo em que cada pessoa age. Keirsey sugere às combinações seguir que se relacionam ao temperamento:

ESTP: faz acontecer, boa comunicação, aventureiros.

ESTJ: organizam os procedimentos ordenadamente, tendem buscar soluções diversas; bom líder.

ESFP: divertidos, procuram não realizar suas atividades sozinhos, possuindo boa comunicação, porém bastante subjetivos em suas decisões.

ESFJ: bastante sociáveis, interativos, harmonizadores/ conscientizadores, e bastante organizados em suas tarefas.

ENTP: criativos e audaciosos, porém bastante realista.

ENTJ: boa comunicação, conseguem dirigir um grupo de pessoas, líderes e estrategistas, lógicos e organizados.

ENFP: comunicam-se sem dificuldade, dando significado às hipóteses, ou seja, buscam âncoras entre hipóteses (abstrato) ao mundo real.

ENFP: não aventureiros, procuram agir de acordo com uma lista de afazeres, baseiam-se nos acontecimentos do mundo exterior para relacionar assuntos abordados e compreender o contexto.

ISTP: procuram explorar os temas da vida em suas criações, porém bastante consciente.

ISTJ: bastante detalhistas, justos, responsáveis e preferem reproduzir o conhecimento na prática.

ISFP: grande facilidade de lidar com objetos, atividades manuais, criação.

ISFJ: não se habitua às mudanças, preferem a continuidade de afazeres antes começados; opõem-se ao inventor.

INTP: apreciam utilização de tecnologias para a construção de suas idéias, como por exemplo, recursos computacionais e simuladores.

INTJ: procuram refletir racionalmente sobre assuntos que lhe chamam atenção para estudo; bastante objetivos, verificam e avaliam os fatos ocorridos, buscando e criando hipóteses que poderão ser considerados ou não verdadeiros nos estudos.

INFP: idealistas, criativos, buscam a unidade entre corpo e mente, emoção e intelecto; buscam novos conhecimentos nas respostas às questões.

INFJ: táticos, estrategistas, porém dependentes de pessoas para realização de suas criações; procuram trabalhar só em suas reflexões.

O estudo sobre essas combinações fortaleceram abordagens que definiam temperamentos e comportamentos humanos não relacionados inteiramente com os estilos de aprendizagem, mas com os estilos psicológicos.

2.3.4 Estratégias de Ensino baseadas nos Estilos de Aprendizagem

Em uma turma, os estudantes podem apresentar perfis de aprendizagem diferentes, assim como pode haver diferentes estilos metodológicos em cada disciplina. Na maioria das vezes as aulas são baseadas em métodos verbais e escrita do contexto, não atendendo as preferências da maioria dos estudantes, o que pode resultar em frustrações que refletirão no baixo aproveitamento do ensino (FELDER et al.,1995; FELDER R.; FELDER G.; DIETZ, 2002).

Dessa forma, é importante que o professor inclua, ao menos, um número pequeno de estratégias diferentes de ensino para que se possa dosá-las no processo de aprendizagem. Essa dosagem possibilita melhor aproveitamento do ensino pelos estudantes, pois favorece uma maior aproximação entre os estudantes e o curso de diferentes formas.

A utilização de um instrumento para mapear os estilos de aprendizagem predominantes em uma sala de aula, pode ser importante para o reconhecimento do processo

de aquisição do conhecimento nos estudantes. Além disso, pode auxiliar na escolha das metodologias que melhor se adaptam as preferências predominantes.

Na impossibilidade de se utilizar um instrumento de mapeamento de estilos, o professor pode procurar dosar suas metodologias com finalidade de atender a diversificação de preferências.

Algumas metodologias de ensino podem ser apresentadas como sugestão para atender aos diversos estilos de aprendizagem:

- **Ativo/ Reflexivo**

- Providenciar a dosagem de aulas práticas, com métodos baseados em resolução de problemas, com materiais que enfatizam o entendimento através da reflexão do contexto.
- Utilizar sistemas computacionais como apoio ao entendimento do contexto, por meio de simulações.
- Providenciar intervalos entre aulas teóricas e práticas para que eles possam relacionar o contexto com o que se realizou na prática. Esses intervalos podem utilizar atividades que levam ao entendimento da aula prática.
- Propor trabalhos em grupo, atividades de fixação onde os estudantes possam interagir entre si e encontrar soluções adequadas a partir de atividades sobre alguma situação-problema.

- **Sensorial/ Intuitivo**

- Proporcionar dosagem de materiais que enfatizam a abstração do contexto como teorias, princípios e modelagens matemáticas com materiais visivelmente perceptíveis, como simulação do contexto, dados reais ou hipotéticos, experimentos.
- Providenciar materiais com ilustrações para entendimento do contexto, como inferências por lógica, reconhecimento de padrões, bem como experimentos após o entendimento dos detalhes do contexto.
- Relacionar a experiência dos estudantes com o conteúdo da aula através de formulações de soluções para problemas pré-definidos no contexto.

- **Visual/ Verbal**

- Dosar materiais escritos, esquemas, desenhos com atividades de discussão, elaboração de inferências, seminários.
- Incluir representações gráficas em aulas teóricas como forma de sintetizar o conteúdo, mostrando das partes para o todo e vice versa.

- **Seqüencial/ Global**

- Apresentar aplicações sobre o contexto para que se possa relacionar os teoremas com sua aplicabilidade em situações reais.
- Proporcionar exercícios que simulem passo a passo a atividade, bem como ao chegar no objetivo final, possal realizar o caminho inverso para entender o todo.
- Em atividades cujo entendimento se faz no contexto geral, enfatizar as partes, detalhes de como fora construído tal contexto.

Geralmente, as atividades definidas para uma determinada turma de estudantes, nem sempre são adequadas para outras turmas, sendo necessário então, a observação do professor quanto às preferências de aprendizagem para a formulação dos seu métodos de ensino.

2.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os fundamentos do ensino de engenharia, os perfis dos profissionais dessa área, bem como os fatores que influenciam a análise do desempenho de aprendizagem. Tais fatores são conhecidos como indicadores ou indicativos educacionais, sob duas abordagens: quantitativos, quando se referem as notas, índices de aprovação e reprovação, frequência e evasão nas disciplinas de um curso, e indicadores qualitativos, quando se referem aos perfis e habilidades dos estudantes no processo de ensino-aprendizagem. Geralmente, durante a análise do aproveitamento de ensino, os indicadores não são considerados em suas duas abordagens, devido a complexidade quanto ao número de dados envolvidos. Este trabalho procurou reunir as duas abordagens na exploração visual, com a finalidade de ressaltar informações não perceptíveis em primeira instância. Ainda nesse capítulo, foram apresentados os estilos de aprendizagem e as técnicas de mapeamento de estilos: Índice de Estilo de Aprendizagem (ILS) proposto por Felder, e o Classificador de Temperamentos de Keirsey. As duas técnicas procuram mapear os estilos dos estudantes porém com algumas particularidades como, por exemplo, o modelo ILS procura classificar os estudantes quanto as suas preferências de aprendizado desde a aquisição das informações, processamento e armazenamento como conhecimento. Já o Classificador de Temperamentos, proposto por Keirsey, mapeia os perfis psicológicos dos estudantes de forma a categorizá-los quanto a seu modo de agir e interagir com o meio para a aquisição do conhecimento. Embora as técnicas sejam complementares, este trabalho procurou identificar os perfis de aprendizagem dentro da abordagem de Felder para justificar alguns fatos ressaltados com a visualização das informações, por exemplo, déficit de nota ou índice de reprovação.

Capítulo 3

Visualização de Informação

Este capítulo tem por objetivo apresentar o processo de visualização de informação, definir a terminologia adotada na área e introduzir as técnicas visuais capazes de apoiar processos de análise de dados e descoberta de informações.

3.1 Terminologia

A visualização de dados e informações baseia-se na capacidade humana de interpretação visual das informações, e através dessa interpretação, perceber relacionamentos e padrões que auxiliam na descoberta de novos conhecimentos.

Segundo Keim (2002) os objetivos da visualização de informação dividem-se em função de 3 atividades:

1. Análise Exploratória: não há uma hipótese a respeito dos dados; o conhecimento é descoberto através da procura interativa nas estruturas de dados.
2. Análise Confirmativa: há uma hipótese formulada; o objetivo é conhecido e o conhecimento é confirmado ou rejeitado durante a busca do objetivo nas estruturas de dados.
3. Apresentação: fatos e informações são previamente conhecidos e apresentados com o auxílio de uma ferramenta de visualização.

Os dados e as informações podem apresentar características de mais de 2 dimensões, o que requer a representação geométrica desses dados. No entanto, há dados que não podem ser representados geometricamente por não possuírem dimensões conhecidas. São informações conhecidas como abstratas que definem, por exemplo, perfis, ou dados qualitativos sobre algum fenômeno.

Tanto a classe de dados geométricos, quanto a de dados abstratos são objetos de estudo da Visualização de Informações. Entretanto, os dados geométricos são tratados especificamente pela Visualização Científica, e os dados abstratos, pela Visualização da Informação.

Neste trabalho, os dados e informações utilizados para visualização são originados de intersecção de dados qualitativos e quantitativos, justificando a escolha dos tipos de visualização como mapa de cores, gráficos 2D e 3D tradicionais. A complementação entre recursos de visualização, estatística e bases de dados oferece a base para o propósito deste trabalho.

Segundo Keim (2000), a integração da visualização com o processo de decisão humana, pode ajudar no processo de entendimento dos resultados, bem como em uma tomada de decisão mais eficiente. Afirma ainda que, múltiplas visualizações sobre o mesmo conjunto de dados permitem observá-los sob várias perspectivas, permitindo uma exploração mais efetiva dos dados.

Geralmente, técnicas de visualização são utilizadas em conjunto com técnicas de interação homem-máquina, visto que devem apresentar interfaces eficazes para atender às necessidades de interatividades e iteratividade na descoberta do conhecimento. Por isso, operações como seleção de itens de dados, visão detalhada, rolagem e navegação da estrutura dos dados ajudam no processo exploratório (BALL et al, 2006).

Segundo Card, Mackinlay e Shneiderman (1999), a visualização corresponde à área que estuda o uso interativo apoiado pelo computador para representações visuais. A figura 3.1 apresenta o modelo de proposto por Card.

Figura 3.1 – Modelo do Processo de Visualização (Adaptado de CARD;MACKINLAY;SHNEIDERMAN, 1999).

Os dados podem ser organizados em tabelas ou registros com os mesmos conjuntos de atributos, e diferentes instâncias de observação do mesmo fenômeno. Por exemplo, descrever comportamentos dos dados e informações em períodos de tempo diferentes.

Após a organização, os dados podem ser modelados visualmente com auxílio de técnicas de visualização.

Oliveira e Minguim (1997), e Keim(2002) sugerem a classificação da visualização em 3 critérios: tipo de dado a ser visualizado, técnica de visualização e métodos de interação e distorção para manipular os dados, conforme visto na figura 3.2.

Figura 3.2 – Classificação das Técnicas de Visualização (Adaptado de KEIM, 2002)

Conforme a figura 3.2, os dados podem ser do tipo:

- Unidimensional: como dados temporais;
- Bidimensional: dados geográficos, representados normalmente por latitude e longitude;
- Multidimensional: dados com três ou mais atributos como registros em tabelas com vários campos;
- Texto e Hipertexto: como artigos e documentos de Web;
- Hierárquicos/ Grafos: como estruturas de diretórios, *links* de Web;
- Representações de Algoritmos/ Software: visualização voltada para apoiar tarefas de desenvolvimento e depuração de software, como diagramas de fluxos de dados.

Além dos tipos, os dados pode ser agrupados visualmente como:

- Gráficos 2D e 3D tradicionais: gráficos de barras, linhas, pizza (setores) e de dispersão;
- Técnicas de Projeção Geométrica: mapas de dados em representação visual utilizando projeção, por exemplo, matriz de dispersão, coordenadas paralelas;
- Técnicas Iconográficas: mapas dos valores dos atributos dos dados em características visuais em forma de ícone, ícone *Stick*, estrela, dentre outras.

- Técnicas Orientadas a Pixel: mapeamento de cada atributo do dado em um pixel na tela, seguindo um esquema de cores.

- Técnicas Hierárquicas: apresenta a hierarquia entre os atributos dos dados, em forma de mapa de árvores, empilhamento, entre outras;

Na classificação, os tipos de interação e distorção, formas de manipulação dos dados e informações representam o 3º. critério:

- Projeção Interativa: procura gerar diferentes projeções dos dados no momento da observação na análise;

- Filtragem Interativa: possibilita selecionar intervalos de dados de interesse para visualização;

- Zoom Interativo: possibilita a visualização em diferentes resoluções;

- Distorção Interativa: possibilita visualizar os dados de forma geral, ao mesmo tempo que exibe detalhes de determinadas regiões;

- Seleção e Ligação: a seleção permite selecionar registros de interesse, ressaltando-os dos demais para operações posteriores; já a ligação, estabelece a relação das diferentes visualizações sobre o mesmo conjunto de dados, permitindo que uma ação realizada em uma visualização reflita nas demais.

3.2 Tipos de Dados

Como descrito no item anterior, os dados utilizados em representações visuais são normalmente dispostos em tabelas, cujas colunas são os atributos e as linhas, os registros. Segundo Artero (2005), os tipos de dados mais comuns são:

- nominais: dados do tipo caracteres, normalmente conhecidos como categóricos, discretos ou enumerados; utilizados para representar objetos em um espaço discreto, pertencentes a um grupo restrito de elementos.

- numéricos: normalmente podem ser definidos em espaço discreto ou contínuo; utilizados, por exemplo, para representar valores numéricos inteiros ou reais.

- Data/ Hora: um tipo de dado que registra informação temporal; normalmente utilizam o formato AAAA/ MM/ DD (ano, mês, dia) e HH: MM: SS (hora, minuto, segundo).

Além desses tipos de dados, outros como documentos, imagens e vídeos são utilizados, porém, como o sistema de referência para uma visualização é o sistema de coordenadas da tela, com valores inteiros e positivos, os dados precisam ser mapeados antes da visualização por valores numéricos inteiros, o que não ocorre com esses tipos de dados.

Mas há possibilidade de se utilizar técnicas de mineração de dados para mapear valores inteiros em tipos de dados dessa natureza (RODRIGUES JÚNIOR, 2003).

3.3 Técnicas de Visualização de Informação

Segundo Oliveira e Minghim (1997), uma técnica de visualização envolve vários passos: a construção de um modelo empírico a partir dos dados; a seleção de um mecanismo de mapeamento e a representação gráfica das informações.

De forma geral, os dados podem estar definidos sobre domínios bidimensionais (2D), tridimensionais (3D), e multidimensionais, organizados em uma malha regular ou irregular de pontos esparsos. A cada ponto podem ser associadas informações com valores do tipo escalar, vetorial, estáticos ou variantes no tempo.

Romani (2000) afirma que existem técnicas de visualização específicas para cada tipo de valor das entidades, por exemplo, para dados de 1 dimensão (1D), gráficos em linhas, histogramas e de barras; para dados de 2 dimensões (2D), mapeamento por cores, imagens, histogramas 2D, gráficos de barra (2D); para dados de 3 dimensões ou temporais, renderização volumétrica, textura sobre superfície, animação dentre outras associadas às informações multidimensionais. Além das técnicas bidimensionais e tridimensionais, como gráficos de linha e dispersão, outras técnicas denominadas clássicas podem ser utilizadas para a visualização exploratória de dados, e são apresentadas nos itens seguintes.

3.3.1 Técnicas 2D/ 3D Tradicionais

As técnicas desta categoria incluem as utilizadas em representações bidimensionais e tridimensionais como, gráficos em barra, linhas, pizza (setores) e de dispersão, como mostram as figuras 3.3 (a), (b), (c) e (d).

Figuras 3.3 – Gráficos Tradicionais: (a) Gráfico em Barra, (b) Gráfico em Linhas, Gráfico Pizza (c) Gráfico de Dispersão.

Embora essas representações sejam vistas como de grande simplicidade, alguns gráficos, como de dispersão, oferecem apoio eficaz na análise visual, por permitir visualizar a distribuição, correlação e agrupamentos das informações.

3.3.2 Técnicas Orientada a Pixel

Nessa categoria, os atributos dos dados são mapeados em pixels e coloridos de acordo com a classificação dos valores contidos nos atributos. O conjunto de dados é mapeado pontualmente em uma tela de *pixels* da tela, e esse arranjo de *pixels* pode apresentar algum significado semântico.

A figura 3.4 (a), mostra o mapeamento orientado a pixel de um conjunto de dados aleatório onde cada item de dado possui nove atributos e relacionados em posições próximas. Cada espaço pode ser novamente repartido em outro similar até encontrar-se a unidade *pixel*. Essa recursividade de partição é conhecida como processo de construção da Curva de Peano Hilbert (KEIM,1997).

Figura 3.4 (a)– Técnica Orientada a *Pixels* do processo de construção da Curva de Peano Hilbert (KEIM, 1997)

A figura 3.4 (b) apresenta a tela de mapeamento dos tipos de Blogs no sistema Web (internet) do Projeto IN-SPIRE (GREGORY et al, 2007; KRHISNAN et al, 2007)).

Figura 3.4 (b) Técnica Orientada a *Pixel* utilizada no mapeamento dos tipos de *Blogs* no Sistema *Web* do Projeto IN-SPIRE (GREGORY et al, 2007)

3.3.3 Técnicas de Projeção Geométrica

Essas técnicas buscam representar conjuntos de dados multidimensionais em espaço bidimensional. Dentre as técnicas, destacam-se: Matrizes de dispersão (*ScatterPlot Matrices*) e Coordenadas Paralelas (*Parallel Coordinates*).

A matriz de gráficos de dispersão exibe os relacionamentos de todos os pares de atributos, apresentando múltiplas projeções; como mostra a figura 3.5.

Figura 3.5 – Matrizes de Gráficos de Dispersão (WEGMAN, LUO, 1996).

A técnica de Coordenadas Paralelas, mapeia em um espaço bidimensional n eixos paralelos e equidistantes. Cada eixo representa um atributo e o intervalo de valores de cada atributo é mapeado linearmente sobre o eixo. O resultado dessa técnica pode demonstrar a distribuição dos atributos, bem como a interdependência funcional; conforme a figura 3.6.

Figura 3.6 – Gráfico de Coordenadas Paralelas (WEGMAN, LUO, 1996).

3.3.4 Técnicas Iconográficas

As técnicas iconográficas mapeiam os atributos de cada item de dado multidimensional em atributos visuais de um ícone, por exemplo, Faces de Chernoff. Chernoff (1973) observou que o ser humano possuía grande variedade de expressões faciais. Dessa forma sugeriu que ícones fossem representados por faces e suas propriedades como formas de boca, cabelo, olho, fossem associadas aos dados. A figura 3.7 mostra as formas representadas pelas faces de Chernoff.

Figura 3.7 – Representações Iconográficas das Faces de Chernoff (ARTERO, 2005)

maior grau de detalhamento, e os demais permaneçam inalterados. Essa interação, favorece uma maior exploração dos dados (EICK,2000).

Um vez gerada a representação dos dados, a visualização estática, sem interação, nem sempre é suficiente para a exploração e compreensão dos resultados visuais.

Para que haja melhor exploração visual, são disponibilizadas funções aos usuários as quais possibilitam que sejam alteradas as representações em outra instância de observação. Essas funções são referenciadas como técnicas de interação e distorção na visualização de informação e podem ser utilizadas em diferentes níveis de ação.

Em geral, no nível mais básico estão as funções de navegação e reposicionamento do observador, seja em relação ao deslocamento horizontal/vertical, por um *scroll bar*, seja pelo deslocamento de um conjunto de dados com uso de rotação.

Em um segundo nível, estão as funções de seleção de elementos de dados. Essas funções podem proporcionar tanto um reposicionamento dos elementos de dados, quanto um detalhamento de um sub-conjunto de dados utilizando o sistema de *zoom (in/out)*. Outras operações como poda (*prunning*) e agrupamento (*clustering*) são também considerados funções importantes no apoio à exploração visual de dados.

Em um nível superior, normalmente, estão funções que permitem visualizar parte dos dados através da aplicação de filtros com base nas especificações de consultas apoiadas em mineração de dados.

3.4.1 Técnicas de Projeção Interativa

Técnicas de projeção procuram exibir diferentes projeções de dados multidimensionais em uma tela bidimensional; auxiliam também no mapeamento de dados de alta dimensionalidade em espaços dimensionalmente menores. Entre as mais conhecidas estão a projeção *Grand Tour* de Wegman e Luo (1996), coordenadas paralelas, e gráfico de dispersão. A idéia de Wegman e Luo, consiste em explorar dados multidimensionais em dados bidimensionais, utilizando visualização de coordenadas paralelas. As projeções geradas podem ser redefinidas dinamicamente, porque o propósito é isolar dados ou grupos de dados de interesse pintando esses conjunto em outra projeção visual, a *Grand Tour*; conforme as figuras 3.9 (a) e 3.9 (b).

Figura 3.9 – Técnicas de Projeção Interativa: (a) Grand Tour ; (b) Gráfico de Dispersão
(WEGMAN; LUO, 1996)

3.4.2 Técnicas de Filtragem Interativa

Técnicas de filtragem permitem ao usuário a escolha de uma região, ou subconjunto de dados de interesse. A seleção pode ser feita diretamente nos dados ou, através das propriedades específicas.

Controles deslizantes (*sliders*), botões de seleção, de rádio ou de verificação, são algumas das técnicas utilizadas para o processo de filtragem, como mostra a figura 3.10 (a) e (b).

Figuras 3.10 –Técnicas de Filtragem Interativa: (a) Controle deslizante (b) Botões *Radio* (Da autora)

3.4.3 Técnica de Zoom Interativo

O *zoom* permite ao usuário a visão forma geral dos dados. A técnica consiste em apresentar o conjunto de dados em diferentes níveis de detalhe: em resoluções baixas, os dados podem ser representados, por exemplo, por pontos (pixel); em resoluções intermediárias, por uma figura que melhore representa o dado e, em resoluções altas, por figuras contendo descrição dos elementos. A técnica *Table Lens* utiliza este recurso para

permitir que muitos registros sejam apresentados na tela, mapeando cada valor de um atributo no comprimento da barra horizontal.

O número de colunas é determinado pelo número de atributos. Caso o usuário deseje se informar sobre algum dado em específico, basta clicar sobre o marcador (barra horizontal) para obter os valores e descrição correspondentes. A figura 3.11 apresenta a técnica *Table Lens*.

Figuras 3.11 –Técnica *Table Lens* (RAO,CARD,1994)

Essa maneira de disponibilizar informações em escalas diferentes, denota a característica de percepção escalar dos dados. Essa percepção visual pode ser ampliada para proporcionar melhor compreensão do conjunto de dados (YOST, NORTH, 2006).

3.4.4 Técnicas de Distorção

Técnicas de Distorção baseiam-se na idéia de que a informação a ser analisada contém um sub-conjunto de interesse que precisa ser apresentado com maiores detalhes, mantendo os demais dados sem detalhamento. Essa técnica consiste em alterar o tamanho da representação dos dados (aumentar ou diminuir) ao redor do foco (dados de interesse), fornecendo ao usuário uma visualização do objeto sem perder seu relacionamento com os demais objetos (dados) do conjunto (CARPENDALE; COWPERTHWAIT; FRACCHIA 1997). A figura 3.12 apresenta tipos de efeitos diferentes das técnicas de distorção.

Figuras 3.12 –Efeitos das Técnicas de Distorção (CARPENDALE; COWPERTHWAIT; FRACCHIA 1997)

3.4.5 Técnica de Seleção

A Seleção consiste no processo de localização de um sub conjunto de dados, indicando os dados de interesse para análise. Para selecionar vários dados simultaneamente, um retângulo pode ser utilizado para demarcar a área de interesse. É comum utilizar esse tipo de mecanismo em gráficos de dispersão, onde dados podem ser selecionados com um clique para o conhecimento de maiores detalhes, conforme apresenta a figura 3.13.

Figuras 3.13 – Mecanismos de Seleção: (a) Clique a um ponto; (b) Delimitação de área

3.5 Múltiplas Visualizações Coordenadas

Utilizar múltiplas visualizações proporciona a visualização de um mesmo conjunto de dados sob perspectivas variadas. Diferentes representações visuais são geradas e relacionadas ao mesmo conjunto de dados o que permite melhor exploração dos dados envolvidos. É interessante que essas múltiplas visualizações estejam coordenadas de tal forma que as ações sobre uma delas reflitam nas demais durante o processo exploratório (KEIM, 2000; BALDONADO, WOODRUFF, KUCHINSKY,2000).

Essas interações podem ocorrer em duas modalidades: intravisualização e intervisualização. Nessa última modalidade, as visualizações são consideradas de “acoplamento forte” conforme referenciado no item 3.6.

A exemplo de coordenação de múltiplas ferramentas de visualização, o ambiente *Snap Together Visualization* (STV) ou simplesmente *Snap*, apresenta uma solução baseada em um modelo de coordenação, uma interface com o usuário e uma arquitetura de sistema. Esse ambiente permite que o usuário crie cenários personalizados a partir da integração de ferramentas independentes. Essa flexibilidade oferece facilidade de acesso a diferentes conjuntos de dados, bem como na seleção das visualizações adequadas e configuração dinâmica da interface (NORTH, 2000).

É importante considerar a interatividade do usuário na análise e representação visual dos dados, pois permite que as informações sejam melhor exploradas. Porém em alguns casos é importante que o usuário tenha conhecimento sobre a ferramenta de análise visual (SUJATHA; CHRISTOPHER, 2005).

A figura 3.14 apresenta a interface do ambiente *Snap* para escolha do conjunto de dados e configuração das visualizações.

Figuras 3.14 – Interface de configuração do ambiente *Snap Together Visualization* (NORTH, 2000)

Essa solução adota o modelo de banco de dados relacional para definir a coordenação das visualizações. O usuário através de um navegador acessa a base de dados e seleciona os tipos de dados e visualizações. Um exemplo resultante desse modelo é visto na figura 3.15,

que representa dados de um censo realizado nos Estados Unidos, utilizado por North (2000) para geração das visualizações.

Figuras 3.15 – Representações do ambiente *Snap Together Visualization* (NORTH, 2000)

O modelo de coordenação baseia-se em um esquema de dados relacional, ou seja, as visualizações disponibilizadas possuem atributos relacionados às tuplas armazenadas em tabelas ou diretórios. Após o usuário selecionar as visualizações, cada tabela/consulta é mapeada às visualizações escolhidas, iniciando assim, o processo de coordenação entre representações. A interface possibilita a interação do usuário considerando os requisitos do mesmo nas análises visuais.

A arquitetura *Snap* considera a interação entre ferramentas de visualização, bem como acesso aos dados, através de um elemento/componente (retângulo identificado por *SNAP*, na cor alaranjada), conforme visto na figura 3.15, que torna os dados disponíveis para a representação visual escolhida.

A estratégia de coordenação segue alguns conceitos:

- A definição de visualizações que exibem elementos de um conjunto de dados, e a relação entre esses elementos.
- Uma sintaxe e semântica para especificar a coordenação, como por exemplo, uma ação do tipo “açãoA” em uma visualização “visA” envolve os itens “itensA” que provocam uma “açãoB”, com “visB” envolvendo “itensB”; o inverso também é válido.

- Uma taxonomia para as ações, como por exemplo, seleção, onde o usuário seleciona os itens de interesse, ou mesmo navegação, onde o usuário navega pela interface, podendo por exemplo, abrir arquivo, carregar dados, ampliar/reduzir, deslizar, rotacionar, dentre outras.

Este trabalho baseou-se no modelo de North para coordenação das visualizações, procurando priorizar os requisitos definidos pelo usuário.

3.6 Descoberta do Conhecimento e Mineração de Dados

A evolução tecnológica ocorrida nas últimas décadas possibilitou o aumento da quantidade de dados coletados e armazenados. Esse crescimento fez com que pessoas e organizações se deparassem com o problema de como fazer uso desses dados de maneira a auxiliar no processo de tomada de decisão. Isso gerou a necessidade do desenvolvimento de novas técnicas e ferramentas que pudessem transformar, de maneira eficiente e automática, os dados processados em informações úteis (OLIVEIRA, 2000).

As áreas de Banco de Dados, Inteligência Artificial, Estatística e Reconhecimento de Padrões são exemplos de áreas que compartilham o objetivo de descoberta de conhecimento a partir de conjuntos volumosos de dados.

O termo “Descoberta de Conhecimento em Base de Dados” (KDD – *Knowledge Discovery in Databases*) considera o conhecimento como produto de um processo guiado por dados, procurando identificar padrões que sejam úteis e essencialmente (RODRIGUES JÚNIOR, 2003).

O entendimento dos processos de KDD fornece informações necessárias para a seleção da visualização adequada para cada etapa; por exemplo, para a etapa de pré-processamento, com o objetivo de eliminar redundâncias, correção de erros ou valores ausentes.

A interatividade e iteratividade são características do processo de extração do conhecimento, ou seja, requer iterações e experimentações a cada etapa, exigindo muitas decisões do usuário. Este trabalho procurou desenvolver a ferramenta de análise baseada nas etapas do processo de KDD. As etapas do processo de KDD podem ser vistas na figura 3.16:

Figura 3.16 – Etapas do Processo KDD (Adaptado FAYYAD; PIATETSKY; SMYTH, 1996)

São definidas as sete etapas:

1. Dados: considerado um aspecto bastante importante, pois nessa etapa será extraído o conhecimento necessário para apoiar a tomada de decisão. Para isso, os objetivos e requisitos necessários para extrair o conhecimento devem ficar evidentes. Não há questões padrões cujas respostas possam definir o domínio, mas alguns aspectos podem ser considerados na tentativa de se definir a ação de uma aplicação, tais como:

- definição dos objetivos e requisitos da extração do conhecimento;
- identificação das possíveis fontes de dados;
- pesquisa do conhecimento previamente existente;
- modo de distribuição do conhecimento extraído;
- incorporação do conhecimento extraído em um sistema de tomada de decisão;
- estudo de viabilidade e custo da aplicação.

Após o entendimento do domínio, a próxima etapa é selecionar e preparar os dados para serem analisados.

2. Seleção: com o domínio da aplicação compreendido, deve-se então localizar e definir as fontes de dados que estão relacionados aos domínios, e delas, selecionar os conjuntos de dados que serão adequados e úteis. Por exemplo, se o objetivo é fazer análise de vendas de uma determinada empresa, então as fontes de dados que possuem informações dos clientes, bem como as transações de vendas devem ser consideradas.

As fontes de dados utilizadas para realizar o processo de KDD podem ser classificadas como internas e externas. As fontes internas normalmente são repositórios de dados que já estão incorporados ao sistema de aplicação do domínio em questão. Normalmente são

constituídas por estrutura de armazenamento multidimensional, ou seja, base de dados operacionais compostas de dados orientados a fatos, ou dados históricos. As fontes externas são compostas por todos os demais tipos de localidades que, em geral, não estão incorporados ao sistema de aplicação, como por exemplo, documentos, relatórios, páginas HTML/ Internet e informações do especialista do domínio.

É necessário ressaltar que frequentemente os dados de análise podem nem existir e, devem ser armazenados assim que os eventos vão acontecendo. Por exemplo, durante um jogo, números e fatos podem ser armazenados com intenção de serem analisados juntamente com os números conseguidos anteriormente. Essas fontes podem apresentar enormes quantidades de dados, ou mesmo estar em diferentes lugares, sendo necessária a tarefa de integração e redução dos mesmos. Essa tarefa não é considerada simples, sendo realizada na etapa seguinte.

3. Pré- Processamento: nesta etapa é realizada a atividade de amostragem de dados, pois, na maioria das vezes os dados estão em grande quantidade, não sendo possível a análise de todos. Os dados também podem estar em formatos diferentes por terem sido coletados de fontes diferentes, sendo necessário convertê-los para tipos suportados nas análises, de tal forma a representá-los visualmente.

A grande quantidade de dados é um fator problemático, pois dificulta a realização do processo de KDD, uma vez que alguns algoritmos utilizados em *Data Mining* conseguem tratar apenas um número limitado de registros. Esse problema pode ser resolvido com o processo de amostragem, sugerido anteriormente, que reduz o tamanho do conjunto dos dados em um outro conjunto representativo.

Para a realização da amostragem, é necessário utilizar técnicas estatísticas adequadas. Uma amostragem mal feita pode gerar um novo conjunto não representativo, resultando em análises distorcidas, que não demonstram a verdadeira situação dos fatos da base de dados. Para uma boa amostragem, alguns aspectos são considerados:

- o tamanho da amostra que se pretende obter;
- escolha das técnicas estatísticas adequadas ao problema;
- homogeneidade dos dados;
- a dinâmica dos dados, ou seja, as mudanças de valores ao longo do tempo.

Após selecionar os dados relevantes para análise, deve-se “limpar” os dados que possam apresentar replicações ou informações com certa ambigüidade que também possam “confundir” algumas análises. O passo a seguir, consiste na limpeza e pré-processamento dos dados amostrados.

4. Transformação: ao selecionar e reunir dados de diversas fontes é possível que o novo conjunto de dados ainda possa apresentar registros duplicados, erros nos dados. Esse tipo de problema também pode ocorrer com dados vindos de uma mesma fonte e por isso é importante realizar um pré-processamento dos dados.

As operações de remoção de ruídos dos dados, tratamento de atributos ausentes e remoção de registros duplicados, compreende os seguintes aspectos:

- a) Padronização dos valores dos atributos: em um conjunto de dados que foi constituído por diferentes fontes pode surgir problemas com valores inseridos de mesmos campos como, “sexo” onde valores de mesmo significado “masculino”, “masc”, “m” ou “1” podem ocorrer. Assim, os dados devem ser transformados como em um só tipo de valor em todos os campos.
- b) Remoção de registros duplicados: os mesmos dados de um cliente podem estar em diferentes registros, sendo considerado como duas pessoas diferentes, por exemplo, o nome do cliente em um registro aparece sem abreviações e em outro, abreviado.
- c) Tratamento e eliminação de ruídos: em muitas vezes os dados coletados podem conter erros advindos de vários fatores, como falta de energia (acidentes), armazenamentos não suportados, falhas de armazenamento, dentre outros. Esses erros são considerados ruídos, nos quais devem ser tratados com a finalidade de baní-los das bases caso não se consiga formatá-los de acordo com o tipo suportado nas análises.
- d) Tratamento de valores ausentes: campos com valores ausentes podem ocorrer devido a erros nas entradas de dados. Por exemplo, no momento de um cadastramento de informações, o usuário pode “esquecer ou ignorar” alguns campos de dados que serão úteis nas análises. Esta etapa de tratamento deve ser feita com acompanhamento de um especialista do domínio, pois possui um grande conhecimento do domínio no qual poderá determinar quais atributos podem ser descartados ou mantidos.

5. Mineração de Dados (*Data Mining*): constitui um conjunto de técnicas e métodos que busca identificar relacionamentos e padrões existentes no conjunto de dados, para auxiliar tomadas de decisão mais eficientes.

Os algoritmos e as técnicas utilizadas para se criar modelos de dados, em geral, provêm de áreas como Reconhecimento de Padrões, Banco de Dados, Inteligência Artificial (Aprendizado de Máquina), Visualização e Estatística. A interação dessas áreas pode auxiliar na exploração dos dados, que consequentemente possibilitará melhores resultados.

Na literatura atual, *Data Mining* (DM) é vista como uma abordagem orientada à descoberta, onde não há necessidade de uma hipótese prévia para que se tenha um problema em investigação. É vista também como meio de alcançar um determinado objetivo, e não um

fim, uma vez que seus benefícios provêm da aplicação dos resultados conseguidos para alcançar uma meta específica.

6. Interpretação/Avaliação: os padrões encontrados na etapa de *Data Mining* devem ser validados a partir da interpretação e avaliação dos mesmos. Para os usuários interpretarem os padrões extraídos, é necessário receber apoio de ferramentas estatísticas e de visualização que permitem fazer uma leitura mais precisa dos resultados.

Em qualquer etapa, o auxílio do especialista é considerado relevante, pois este possui o correto entendimento do domínio, e tem condições de validar o resultado e julgar se o padrões envolvidos nas análises são realmente válidos e importantes. Caso os resultados reflitam em conhecimentos não válidos, deve-se então, retornar às etapas anteriores para reformulá-las até se obter resultados aceitáveis, válidos.

7. Conhecimento: após validar o conhecimento, este deve agregar valor ao sistema de apoio à tomada de decisão. Para isso, é necessário incorporar o conhecimento em um sistema de aplicação, o que possibilitará resolver conflitos entre conhecimentos extraídos e os considerados válidos. Esse sistema de aplicação deve permitir a geração de grandes fluxos de informação para os usuários, bem como a comunicação entre eles.

Em alguns momentos o termo Mineração de Dados é utilizado como sinônimo de KDD, porém, a mineração é uma das etapas do processo de descoberta do conhecimento responsável pelo mapeamento de dados.

De acordo com Wegman(2003), no processo completo de KDD, o DM representa 15% a 25% do esforço do processo e que a parcela maior de tempo, 75%, é gasta nas etapas 1, 2, 3 e 4 anteriormente apresentadas.

As tarefas principais da mineração são a **previsão** e a **descrição de modelos**. Na previsão são utilizadas variáveis para prever valores desconhecidos ou futuros. Por outro lado, a descrição procura descobrir interpretações sobre padrões descobertos que descrevam fatos.

A previsão e a descrição podem ser realizadas através das seguintes tarefas:

- **Regras de Associação:** procura encontrar relações entre os atributos de um conjunto de dados $A_1..A_n \rightarrow B_1..B_n$, ou seja, descobrir associações relevantes entre atributos de tal forma que a presença de alguns atributos implique na presença de outros.
- **Resumo ou Síntese:** tem a finalidade de obter uma descrição resumida de um conjunto de dados, ou seja, uma visão geral para a realização das análises dos dados e geração de relatórios. Utilizando o exemplo anterior, poderia ainda inferir que os clientes que compram cerveja ou carne de churrasco são casados e com média de idade de 30 anos;

- Classificação: consiste em uma tarefa preditiva, utilizada para encontrar um modelo que classifique um item de dado entre várias classes já definidas. Por exemplo, os clientes de um supermercado poderiam ser separados em classes de acordo com suas preferências por marca de cerveja, tipo de carne, entre outras, o que possibilitaria a criação de promoções específicas para estes consumidores;
- Regressão: procura encontrar uma função de mapeamento para um item de dado, normalmente numérico que possibilite a previsão de valores agregados a este item;
- Identificação de Aglomerados ou Segmentação: consiste em particionar os elementos de dados em subconjuntos, cujos elementos possuem uma certa similaridade. Por exemplo, clientes de um supermercado podem ser divididos em número finito de categorias e cada uma com tendências de compra e periodicidade;
- Modelagem de Dependência: tem por objetivo encontrar um modelo descritivo das dependências entre as variáveis; em nível estrutural, verificando a dependência entre variáveis, e em nível quantitativo, medindo o quão dependentes elas são.
- Evolução: procura descobrir as mudanças mais significativas nos dados através de medidas anteriores ou valores normativos. O objetivo é identificar padrões que apenas se manifestam ao longo de um período. Por exemplo, a identificação de produtos com variação de preços similares, ou empresas com crescimentos semelhantes.

O conjunto de dados, seja por dados quantitativos ou qualitativos, pode ser considerado conjunto de dados pontuais e suas ocorrências ao longo do tempo, atributos temporais.

Essa situação fornece informações sobre a ocorrência de um evento em relação aos outros e pode auxiliar na descoberta e explicação de alguns relacionamentos e padrões ressaltados. Por exemplo, em uma análise do aproveitamento da aprendizagem, a persistência de uma disciplina classificada como abaixo da média, observada em um período de tempo, combinado com atributo qualitativo como os perfis de aprendizagem e metodológico, pode inferir algumas explicações sobre o déficit na aprendizagem.

A integração de técnicas de DM e Visualização, de forma automática ou interativa, é referenciada na literatura como “Mineração Visual de Dados” (VDM – *Visual Data Mining*) ou “Visualização da Descoberta” (KEIM, 2002). Essa integração tem como vantagem o acoplamento forte e a exploração dinâmica de dados. No acoplamento forte, a visualização e o processo de análise podem ser integrados em uma única ferramenta, permitindo que algumas análises geradas sejam substituídas pela análise humana guiada por representações visuais.

Para Keim, integrar visualização com algoritmos de agrupamentos pode melhorar a eficiência do processo de DM, e definir resultados mais compreensíveis.

Juntamente à vantagem de acoplamento forte, a exploração dinâmica de dados permite atender às necessidades de interatividade e iteratividade do processo de descoberta. Essa flexibilidade é alcançada através de operações que permitem: selecionar dados, focalizar atributos, visualizar detalhes dos dados, bem como rolagem e navegação pelas estruturas de dados, como apresentadas no item 3.4.

3.7 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o modelo do processo de visualização e os tipos de dados manipulados em uma visualização de informação. Também foram apresentadas as técnicas de visualização dentre os 3 critérios de visualização (natureza dos dados, técnicas de visualização e métodos de distorção e interação). Por exemplo, o gráfico de Coordenadas Paralelas, pode dificultar a visualização caso seja utilizado um número excessivo de eixos. Na matriz de gráficos de dispersão, o quadrante diminui à medida que se aumenta o número de atributos, o que dificulta a apresentação. Nas técnicas iconográficas, o número de atributos de ícones precisa ser igual ao número de atributos de dados, o que é difícil quando lido com alta dimensionalidade. Abordagens interativas para manipulação de dados em gráficos podem auxiliar o usuário na melhor visualização do resultado, agrupamentos, entre outras. Entretanto, quando há alta dimensionalidade, e o volume de dados é grande, observa-se uma maior dificuldade do usuário na interação e manipulação dos dados, sendo mais eficaz visualizações e manipulações mais automáticas. Mesmo em técnicas tradicionais ou mapeamento de cores, pixels, alta dimensionalidade, podem ocorrer sobreposições ou mesmo dificuldade de ressaltar dados interessantes. Para tal, em alguns casos, há necessidade de técnicas de mineração de dados para obter abstrações necessárias para visualização. Um estudo prévio dos dados e informações envolvidas, ajuda na escolha e determinação de técnicas que serão utilizadas na visualização em processos de análise de dados. Contudo, pode-se dizer que uma única técnica não é suficiente para ressaltar as interpretações significativas dos dados em um conjunto; é preciso combiná-las para obter resultados mais eficientes.

Capítulo 4

Modelo de Referência para Visualização Exploratória de Dados do Desempenho na Aprendizagem da Ferramenta VisEduc

Este capítulo tem por objetivo apresentar o modelo de referência para visualização exploratória de dados aplicado no desempenho na aprendizagem, baseado em visualização temporal e pontual, adaptável ao usuário. Ambientes personalizados pelo usuário, possibilitam melhor interação com as informações, e consequentemente melhor exploração na descoberta de novos conhecimento.

Conforme apresentado no Capítulo 2, o desempenho na aprendizagem pode ser medido a partir de alguns elementos básicos educacionais, como notas, tamanho das turmas, índices de aprovação e reprovação, além das habilidades e perfis de aprendizagem presentes nos estudantes.

O Capítulo 3 mostrou que a utilização de recursos interativos no processo de visualização, como múltiplas visualizações coordenadas, podem contribuir para melhor compreensão das informações em diversas perspectivas.

A existência de uma plataforma de software (ambiente) que atenda as necessidades do usuário em diferentes análises, como acompanhamento periódico do aproveitamento dos estudantes nas disciplinas, envolvendo os estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis metodológicos, para detecção das semelhanças e diferenças, deve ser considerada uma ferramenta valiosa para o reconhecimento de padrões de desempenho na aprendizagem. Esses padrões podem ser aspectos que se repetem ao longo dos anos, ou mesmo aspectos influenciadores no desempenho dos estudantes no processo de ensino. Dessa forma, se torna bastante interessante para a gestão do conhecimento educacional, na investigação e verificação constante das disciplinas dentro dos objetivos do curso, além do reconhecimento e

norteamento dos métodos pedagógicos mais adequados aos perfis de profissionais que o curso deseja formar.

Ainda no capítulo 3, as representações visuais podem ser geradas isoladas ou múltiplas com interação do usuário. No propósito estático, as visualizações são adequadas para apresentar informações previamente conhecidas, realizando suas projeções de forma a sumarizá-las para um melhor entendimento. No propósito dinâmico, o usuário tem possibilidade de interagir sobre as representações visuais, manipulando desde as configurações até os resultados. Essa interação pode refletir diretamente na representação que esteja sendo manipulada, ou refletir em outras que estejam relacionadas (coordenadas).

A organização das múltiplas visualizações, assim como sua coordenação durante as representações, baseiam-se no princípio do modelo *Snap* - conforme capítulo 3.

4.1 Visualizações Pontuais e Temporais

As visualizações definidas neste trabalho para representar o desempenho na aprendizagem foram baseadas no estudo dos dados educacionais, dos perfis de aprendizagem dos estudantes e das disciplinas do Curso de Engenharia Elétrica. Os dados descrevem o aproveitamento dos estudantes nas disciplinas, bem como as preferências no processo de aprendizagem e perfil metodológico das disciplinas.

Este estudo permite apoiar as seguintes tarefas: 1) análise das disciplinas quanto ao aproveitamento (nota, índice de aprovação e reprovação), dentro do conjunto de disciplinas; 2) análise temporal dos dados pontuais; 3) relação dos estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis metodológicos das disciplinas com o aproveitamento na aprendizagem.

Para o acompanhamento pontual e temporal dos dados foram incluídas representações em formato de tabela para exibí-los de forma textual, e mapas para apresentá-los visualmente segundo a classificação e variabilidade das notas médias das disciplinas.

As técnicas de visualização utilizadas neste trabalho pretenderam apoiar as tarefas 1, 2 e 3, acima descritas. Definidas inicialmente para explorar o conjunto de dados educacionais, algumas técnicas foram empregadas para descrever e inferir sobre certos déficits apresentados nas disciplinas e correlacioná-los aos perfis de aprendizagem dos estudantes.

O mapeamento por cor, mapa de dispersão, assim como as tabelas descritivas com sinalização das disciplinas candidatas a problemas relacionados aos perfis, são algumas das técnicas utilizadas. A técnica de poli-linhas também é empregada para representar os mesmos dados em tempos diferentes (representação temporal).

No mapeamento por cor, os dados das disciplinas (atributos como notas, índice de aprovação/ reprovação) são categorizados de acordo com a distribuição de probabilidades, através do Método de Distribuição Normal.. A partir dessa categorização, os dados são classificados em categorias acima da média, na média ou abaixo da média. Para visualizar tal classificação, um mapa de cores é gerado, onde cada dado da disciplina é mapeado em um retângulo, definido por uma cor.

De acordo com os requisitos do usuário, os mesmos dados podem ser representados em múltiplas linhas (poli-linhas) para comparação do desempenho em diferentes períodos de tempo. Para análise de mais de um período, outros conjuntos de dados (outros semestres), devem ser selecionados pelo usuário em novos arquivos de dados.

Esse tipo de visualização permite que dados como valores de média ou índice de aprovação e reprovação das disciplinas, sejam acompanhados periodicamente.

4.1.1 Método de Distribuição Normal

Distribuição Normal, Distribuição de Gauss, ou ainda, Curva Normal, como também é conhecido, corresponde uma das mais importantes distribuições de probabilidades em estatística (MAGALHÃES; LIMA; 2002).

A Curva Normal, conhecida como curva em forma de sino, tem um histórico ligado à história da descoberta das probabilidades em matemática no século XVII, que surgiram para resolver questões relacionadas aos jogos de azar. O maior responsável pela definição da Curva Normal foi Abraham de Moivre, um matemático francês que a definiu em 1730 ao dar continuidade ao trabalho de Jacob Bernoulli com o Teorema ou Lei dos Grandes Números. Essa descoberta foi utilizada por Laplace em 1783 para descrever a distribuição dos erros, e por Gauss em 1809 para analisar dados astronômicos, passando a ser conhecida como Curva de Gauss por ser fundamental para as inferências estatísticas.

A Lei dos Grandes Números de Bernoulli, utilizava a idéia de um jogo com moedas, para obtenção de cara ou coroa em lances de uma moeda, no qual a probabilidade de ocorrência era de 50% para os dois eventos (cara e coroa), e, quanto maior forem as tentativas que se fizer ao lançar a moeda, maior a exatidão. Isto é, quanto mais lances fizer, menor será o desvio com relação à média de 50%; erros (desvios) serão menores, à medida que se aumenta o número de lances (espaço amostral). Os desvios grandes são menos freqüentes, ou seja, quanto menores os desvios, mais freqüentes eles serão.

Assumindo a idéia de Bernoulli, Moivre dizia que os erros se distribuíam equitativamente ao redor de um ponto modal, a média, formando uma curva simétrica com o pico nessa média. As caudas ou quartis são definidas da esquerda com erros que subestima a média, e da direita com erros que superestimam a média. Com essa curva, foi possível calcular as medidas de dispersão dessas observações; conhecida como Desvio Padrão.

A Curva Normal é definida exclusivamente por sua simetria, isto é, as áreas ao lado da média são idênticas, com um único pico (média), mesmo havendo desvios diferentes que provocam níveis de curtose diferentes, conforme visto na figura 4.1.

Figura 4.1 – Curva Normal

Desta forma, a curva normal pode ser definida utilizando 2 parâmetros: a **média populacional** μ , e o **desvio padrão populacional** σ , ou por equivalência a **variância populacional** σ^2 (MAGALHÃES; LIMA; 2002).

Podemos definir então, $N(\mu, \sigma^2)$ a Curva Normal com média μ (centro da distribuição) e variância σ^2 (espalhamento de curva), a função pode ser vista na equação 4.1.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Equação 4.1

Todas as curvas normais representativas de distribuições de frequência podem ser transformadas em uma curva normal padrão, utilizando o desvio padrão (σ) como unidade de medida indicativa dos desvios dos valores de uma determinada variável (x), em relação a média (μ). Para isso, a variável x cuja distribuição é $N(\mu, \sigma^2)$, é transformada em uma forma padronizada Z com distribuição $N(0,1)$, **distribuição normal padrão**, sob base de uma tabela de distribuição. Essa distribuição é definida pela equação 4.2.

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Equação 4.2

O valor de Z será encontrado na intersecção entre coluna e linha; mesmo valores negativos para Z , as áreas são obtidas por simetria, pois existe o mesmo conjunto de valores com sinal negativo, ao lado esquerdo da média. Os valores de Z , constituem a área sob a curva.

Por exemplo, em uma área entre $Z=0$ e $Z=1$ (área **A**), ao procurar o valor 1 na primeira coluna da tabela, e o valor da coluna 0,00, o valor obtido na intersecção será 0,3413, ou seja, 34,13%. Entretanto, ao lembrar que a curva normal é simétrica, a área entre $Z=0$ e $Z=-1$, a probabilidade também corresponde a 34,13%; sendo a área referente a $-1 < Z < 1$, a soma de ambas as probabilidades, constituindo 68,26%. A figura 4.2 apresenta a forma de distribuição.

Figura 4.2 – Distribuição dos Valores em uma Curva Normal (Da autora)

Para encontrar a probabilidade da área **B**, o procedimento difere um pouco, pois a faixa cai entre $-1Z$ e $-2Z$ e não mais entre 0 e algum Z . Então primeiro deve-se procurar a proporção que cai entre 0 e $-2Z$, podendo desconsiderar o sinal negativo, devido os valores da curva serem simétricos; em seguida procura-se a proporção entre 0 e $-1Z$ e calcula a diferença entre as duas proporções, surgindo assim a proporção da área **B**. Assim:

$$0 \text{ e } 2Z = 0,4772499$$

$$0 \text{ e } 1Z = 0,3413447$$

$$\text{Diferença: } 0,4772499 - 0,3413447 = 0,1359052, \text{ constituindo } 13,59\%.$$

No contexto deste trabalho, as informações como média de notas por disciplinas foram consideradas como dados para análise. O objetivo é obter uma média “limiar” levando em consideração a distribuição de todas as notas do conjunto de disciplinas. Para iniciar a distribuição das médias de notas, foi encontrada a média “limiar” utilizando o princípio de

média aritmética. A partir dessa média, os dados foram transformados em uma forma padronizada **Z**, conforme equações 4.1 e 4.2.

Obtendo a forma padronizada, é possível realizar a busca dos valores resultantes na distribuição normal para então categorizar o determinado dado em um dos quartis (área da curva normal). Para essa categorização, foram definidos limites, LI -inferior (valor mínimo para curva) e LM – médio (valor médio – limiar).

O valor LI considerado é baseado no Teorema de Limite Central, para o cálculo do limite dos intervalos dos quartis. A fórmula para o cálculo de LI é dada pela equação 4.3:

$$LI = \mu - (2 * \sigma)$$

Equação 4.3

Em posse de todos os valores dos quartis, é possível categorizar os dados na curva normal, sendo utilizados os conceitos de “abaixo da média”, “na média”, e “acima da média”, conforme o intervalo em que o dado é encontrado.

Realizada a categorização, a ferramenta implementada utiliza o sistema de cores, verde, amarelo e vermelho para classificar visualmente o resultado obtido nessa distribuição e uma base de dados contendo a tabela de distribuição para os cálculos de Z, interpolações de valores e probabilidades. A tabela utilizada para a distribuição dos valores é apresentada no Apêndice C.

Este método permite destacar discrepâncias entre as disciplinas com relação as notas médias e variabilidade. A figura 4.3 apresenta a curva formada pela distribuição dos valores de notas médias das disciplinas.

Figura 4.3 – Distribuição das Notas Médias das Disciplinas na Curva Normal (Da autora)

4.1.2 Visualização Temporal

A representação visual temporal exibe a variação no tempo de cada atributo dos dados em um determinado período (mês, semestre, ano...). Os valores dos atributos são normalmente representados por uma seqüência de pixels (pontos), que interligados podem ser representados por múltiplas linhas, como mostra a figura 4.4.

Figura 4.4 – Representação de Múltiplas Linhas para Variação Temporal dos Dados

Cada ponto é associado a um atributo de dado pontual, como a nota média da disciplina, sobre um eixo temporal. A figura 4.4 permite através da sua representação visual, poli-linhas, observar os dados simultaneamente em diferentes períodos de tempo, por exemplo, em 4 anos. Cada período de tempo é representado por uma linha que facilita a percepção da variação dos dados. Essa visualização foi implementada com base nos dados de aproveitamento das disciplinas, notas, índice de aprovação e reprovação das turmas envolvidas.

A figura 4.5 apresenta outra forma de visualizar os mesmos dados através do histograma de linha, ou múltiplas barras paralelas.

Figura 4.5 – Histograma com Múltiplas Barras Paralelas

As representações podem tornar-se interessantes à medida que ocorra a interação com usuário, desde a escolha dos dados a serem processados e visualizados, tipos de visualização, até a manipulação dos mesmos na geração das representações.

O item a seguir aborda o modelo proposto de uma arquitetura de sistema adaptável aos requisitos do usuário.

4.2 Arquitetura do Sistema Adaptável

Neste trabalho, a nomenclatura “Adaptável” foi utilizada dentro do contexto de “Interativa ao usuário”.

A arquitetura da ferramenta desenvolvida, inclui ambientes personalizados de apoio ao processo de descoberta do conhecimento com base em múltiplas visualizações coordenadas.

Busca também, atender aos requisitos diversos dos usuários, permitindo sua interação desde a escolha das representações, até a participação no processo de tomada de decisão. Através das especificações do usuário, o sistema define os elementos visuais para as análises, representações e mecanismos para execução e coordenação dessas representações.

Essa interação possibilita aumentar o contexto exploratório, ou seja, a visualização exploratória em diferentes perspectivas (GARCIA,2006). Nessa proposta, foi dada importância para exploração de dados do aproveitamento de aprendizagem com finalidade de identificar padrões que identificassem o aproveitamento educacional.

O sistema além de interativo pode ser adaptável; registro de atividades e interações, bem como as configurações segundo requisitos do usuário, contribuem para essa flexibilidade na implementação e combinação das técnicas visuais. Segundo Shimabukuro et al. (2004), o ambiente (plataforma) para atender a adaptabilidade quanto aos componentes, funcionalidades e conjuntos de ações interativas deve considerar os seguintes critérios:

- **Extensibilidade:** cada técnica de visualização é implementada em módulo independente, onde cada módulo pode interagir com outro por meio dos parâmetros estabelecidos pelo usuário.
- **Configurabilidade:** corresponde as necessidades e requisitos definidos pelo usuário, antes e durante a execução das visualizações para as ações coordenadas entre as representações. Por esse critério, é possível estabelecer formas diferenciadas na interação com o ambiente, bem como disponibilidade do conjunto de técnicas visuais.
- **Monitorabilidade:** a capacidade de registrar as informações utilizadas nas representações visuais, e ações executadas. Esse registro pode ser considerado um instrumento estratégico no processo de extração de informações úteis.

Segundo Keim (2002), o ambiente deve incluir não apenas técnicas de visualização, mas ferramentas de acesso aos dados, técnicas de mineração e estatísticas. O ambiente de análise exploratória pode ser representado pelo diagrama da figura 4.6.

A figura 4.6 apresenta basicamente grupos funcionais sobre o ambiente. O primeiro identifica os módulos de interação e configuração, onde parâmetros são inseridos pelo usuário para ativação das técnicas de visualização e análises. Para que os elementos deste grupo funcionem corretamente, um conjunto de parâmetros deve ser atrelado ao processo; esse conjunto de parâmetros ativam as funções que definem as regras de interação, tipos de análise, bem com os tipos de visualização. O segundo grupo funcional corresponde propriamente as representações visuais geradas pelo grupo anterior.

Figura 4.6 – Ambiente de Análise Exploratória dos Dados do Desempenho na Aprendizagem (Da autora)

O gerenciamento e configuração do ambiente se baseia nos módulos de Interação e Configuração, cujas funcionalidades são:

- Conjunto de Dados: responsável pela preparação e apresentação dos dados para análise e representações visuais.
- Configuração de Interface: responsável pela apresentação das interfaces; fornece ao usuário acesso aos recursos funcionais e visuais.
- Conjunto de Ações: responsável por refletir as ações executadas sobre uma representação visual para as demais; criando o efeito de visualizações coordenadas. A coordenação é realizada dinamicamente de acordo com as especificações do usuário.
- Conjunto de Componentes: responsável por habilitar ou desabilitar os componentes funcionais e visuais; essa tarefa depende dos requisitos iniciais do usuário. Também podem ser desabilitados ao final das ações.

Ainda, segundo a descrição funcional do ambiente, representada pela figura 4.6, o usuário pode configurar o ambiente, através de um menu. A partir dessa ação, os módulos de

interação e configuração habilitam os componentes utilizados. Quando o usuário finaliza as ações, os componentes são automaticamente desabilitados.

O conjunto de componentes funcionais podem ser categorizados como:

- Componentes de Dados: funcionalidade para acesso e manipulação dos dados em arquivos, base de dados, entre outros.
- Componentes de Visualização: correspondem as funcionalidades das técnicas de visualização.
- Componentes de Interação: correspondem as estratégias de interação; funcionalidades correspondentes às técnicas de visualização.
- Componentes de Análise: funcionalidade de análise de dados, por exemplo, técnicas estatísticas e mineração (preparação e seleção de dados).

A figura 4.7 apresenta o diagrama de atividades do sistema desenvolvido neste trabalho. Nesse diagrama são apresentadas as atividades que cada processo realiza desde a seleção dos dados, filtragem, análises estatísticas, visuais até a definição das visualizações. As atividades foram divididas em etapas de configuração, pré-processamento, análise e interpretação, assim como a possibilidade de iteração.

Na etapa de Configuração são definidas as variáveis consideradas nas análises, bem como os métodos de análise; é feita então a primeira seleção de dados, ainda como dados brutos.

No Pré-processamento os dados passam por uma filtragem, retirando itens duplicados ou inválidos, formatando-os para a etapa posterior, de análise.

Na Análise, métodos descritivos e de normalização são aplicados; os métodos descritivos são conduzidos pelo usuário permitindo a escolha do conjunto de dados a ser visualizado no final da análise.

O método de distribuição normal é utilizado para categorizar os dados para o mapeamento visual; as técnicas visuais são dinamicamente ativadas. Após as estruturas dos dados estarem formadas, são construídas então as visualizações em um processo de Interpretação dos dados. Resumos são formulados como relatórios e representações para compreensão dos resultados visuais.

Figura 4.7 – Diagrama de Atividades e Processos do Sistema de Análise Visual (Da autora)

4.3 Considerações Finais

Este capítulo apresentou as definições e representações visuais pontuais e temporais, bem como o ambiente utilizado no desenvolvimento do sistema de visualização exploratória de dados do aproveitamento da aprendizagem. Este ambiente baseou-se em módulos que permitem ao usuário a flexibilidade de configurar algumas características utilizadas nas análises e visualizações, além de possibilitar interação com as representações para melhor explorar as informações ressaltadas visualmente.

Capítulo 5

Construção da Base de Informação

Neste capítulo são apresentados os dados coletados para construção das bases utilizadas para teste na metodologia proposta. Os dados e informações utilizados para análise do desempenho na aprendizagem originaram-se de algumas fontes: Teste de Estilos de aprendizagem com estudantes; Questionário para Levantamento de Perfil das disciplinas e Planilha de aproveitamento (indicadores educacionais), abordados nos próximos itens.

5.1 Estilos de Aprendizagem dos Estudantes

Para o levantamento dos estilos de aprendizagem dos estudantes, 103 estudantes do curso de engenharia elétrica, do 2º, 3º, 4º e 5º ano (3º, 5º, 7º e 9º Períodos) dos anos de 2004 e 2005, foram considerados. O resultado geral do mapeamento de estilos, bem como o questionário utilizado para identificação são apresentados no APÊNDICE A. A tabela 5.1 apresenta o resultado geral obtido no teste.

Tabela 5.1: Resultado Geral do Teste

	Levemente	Moderadamente	Fortemente	TOTAL	%
ATIVO	30	24	6	60	58,25
Masculino	28	24	6	58	58,59
Feminino	2	0	0	2	50,00
REFLEXIVO	25	16	2	43	41,75
Masculino	24	15	2	41	41,41
Feminino	1	1	0	2	50,00
TOTAL A/R:	103	TM:	99	TF:	4
SENSORIAL	39	30	10	79	76,70
Masculino	36	29	10	75	75,76
Feminino	3	1	0	4	100,00
INTUITIVO	18	4	2	24	23,30
Masculino	18	4	2	24	24,24
Feminino	0	0	0	0	0,00
TOTAL S/I:	103	TM:	99	TF:	4

VISUAL	26	34	24	84	81,55
Masculino	25	32	24	81	81,82
Feminino	1	2	0	3	75,00
VERBAL	14	4	1	19	18,45
Masculino	14	3	1	18	18,18
Feminino	0	1	0	1	25,00
TOTAL Vi/Vê:	103	TM:	99	TF:	4
SEQUENCIAL	33	19	2	54	52,43
Masculino	31	19	2	52	52,53
Feminino	2	0	0	2	50,00
GLOBAL	28	15	6	49	47,57
Masculino	27	15	5	47	47,47
Feminino	1	0	1	2	50,00
TOTAL Sq/G:	103	TM:	99	TF:	4

TM: Total Masculino

TF: Total Feminino

A: Ativo

R: Reflexivo

S: Sensorial

I: Intuitivo

Vi: Visual

Vê: Verbal

Sq: Sequencial

G: Global

Felder definiu algumas combinações que denotam a característica do indivíduo em seu comportamento e aprendizado. O gráfico da figura 5.1 é apresentado a seguir para ilustrar a distribuição das combinações, bem como a predominância entre os estudantes.

F = Feminino / M= Masculino

Figura 5.1: Combinações dos Estilos de Aprendizagem pelo Método ILS

Observando a tabela 5.1 e a figura 5.1, pode-se perceber a forte inclinação dos estudantes para as características Sensorial e Visual. Isso significa que a preferência do estilo de aula para seu aprendizado baseia-se em práticas de laboratório, trabalhos em grupo na construção de idéias, estudos de caso, estudos baseados em problemas, e exposições de esquemas, diagramas, desenhos ilustrativos para representação desses problemas.

Quanto as características Ativo e Reflexivo, os testes demonstraram a inclinação dos estudantes em preferir atividades que denotam práticas apoiadas às concepções; e Sequencial e Global, os estudantes demonstraram certo equilíbrio, certa facilidade na adequação onde as atividades exijam entendimento das partes ou geral (do todo) para alguma aplicação.

Procurou também estudar separadamente os estudantes por período/ turmas. As figuras 5.2 ao 5.5 apresentam as distribuições das preferências de cada período.

3º PERÍODO

O estilo predominante do 3º. Período equilibra as características Ativo e Reflexivo, porém a características Sensorial, Visual e Sequencial se destacam como preferências quanto ao estilo de aprendizagem, como mostra a figura 5.2.

Figura 5.2: Estilo de Aprendizagem Dominante do 3º Período

5º PERÍODO

Com os alunos do 5º. Período, a preferência é para a característica Ativo. Outra característica que difere do 3º. Período é o equilíbrio das características Sequencial e Global.

As características Sensorial, Visual permanecem como preferência, conforme apresentado na figura 5.3.

Figura 5.3: Estilo de Aprendizagem Dominante do 5º Período

7º PERÍODO

O 7º. Período mantém características semelhantes aos do 5º. Período, diferindo basicamente na preferência das características Sequencial e Global. Enquanto o 5º. Período se mostrou mais inclinado à característica Sequencial, o 7º. período ressaltou a preferência Global, mesmo sendo pequenas as diferenças; conforme visto na figura 5.4.

Figura 5.4: Estilo de Aprendizagem Dominante do 7º Período

9º PERÍODO

As características Ativo, Sensorial, e Visual mantêm-se como preferência, mas com uma diferença quanto às características Sequencial e Global, mais fortemente que os alunos do 7º. Período, visto na figura 5.5.

Figura 5.5: Estilo de Aprendizagem Dominante do 9º Período

Observando a distribuição das preferências das turmas nos períodos, percebeu-se que em turmas dos primeiros anos, como mostra a figura 5.2, havia variação de perfis. Há indícios de que isso deve-se ao fato das disciplinas oferecidas nos primeiros anos serem básicas, ou seja, parte do conjunto de disciplina do núcleo comum. Essas disciplinas são normalmente oferecidas para os alunos do Curso de Engenharia, independentemente da ênfase que querem seguir para sua formação profissional. A partir do 5 semestre, disciplinas mais específicas são oferecidas, o que consequentemente pode modelar as preferências dos estudantes segundo o perfil do profissional de engenharia.

Os gráficos das figuras 5.3, 5.4 e 5.5 apresentam a adequação das preferências dos estudantes no perfil do profissional de engenharia, demonstrando maior preferência aos estilos Ativo, Sensorial, Visual, e um equilíbrio nos estilos Sequencial e Global.

Para melhor visualizar as diferenças entre os períodos/ turmas, a figura 5.6 apresenta a distribuição das características.

Figura 5.6: Estilo de Aprendizagem Predominante entre os Períodos

5.2 Questionário para Levantamento de Perfil das disciplinas

O questionário utilizado para identificar o perfil metodológico das disciplinas baseou-se nas questões do teste de estilos de aprendizagem dos estudantes. Foi então elaborado um novo questionário, dirigido para o corpo docente do departamento de engenharia elétrica na colaboração da aquisição dos dados. O resultado de cada questionário foi devolvido para tabulação e criação de uma base de dados de perfis das disciplinas. Esta base foi validada pelo próprio corpo docente participativo da pesquisa. O APÊNDICE B apresenta o questionário utilizado. A figura 5.7 representa parte da base de dados utilizada neste trabalho.

Tab_Disciplina	CodDisciplina	Semestre	NomeDisciplina	Perfil1	Perfil2	Perfil3	Perfil4
1	SEL0203	1	PRINCIPIOS DE ELETROICA	R	S	VE	G
2	SEL0204	1	INTROD. SIST. DIGITAIS	R	I	VI	G
3	SEL0300	1	INFO. PROF. ENG. ELETRICA	R	I	VE	G
4	SEL0301	3	CIRCUITOS ELETRICOS I	R	I	VI	SQ
5	SEL0302	4	CIRCUITOS ELETRICOS II	R	I	VI	SQ
6	SEL0304	4	MEDIDA ELETRICA ELETROICA	A	S	VE	SQ
7	SEL0305	5	MEDIDA ELETRICA ELETROICA	A	S	VE	SQ
8	SEL0306	4	LAB DISPOSITIVOS ELETRON.	A	S	VI	G
9	SEL0307	3	LAB CIRCUITOS E MEDIDAS EL	A	I	VI	G
10	SEL0309	5	ELETROMAGNETISMO	R	I	VI	SQ
11	SEL0310	4	ONDAS ELETROMAGNETICAS	R	S	VE	G
12	SEL0311	5	INSTALAÇÕES ELETRICAS I	R	S	VE	G
13	SEL0312	6	INSTALAÇÕES ELETRICAS II	R	S	VE	G
14	SEL0313	5	CIRCUITOS ELETRONICOS I	R	S	VE	G
15	SEL0314	6	CIRCUITOS ELETRONICOS II	R	S	VE	G
16	SEL0315	7	CIRCUITOS ELETRONICOS III	R	S	VE	G
17	SEL0316	5	LAB CIRCUITOS ELETRONICOS	A	I	VI	SQ
18	SEL0317	6	LAB CIRCUITOS ELETRONICOS	A	I	VI	SQ
19	SEL0318	7	LAB CIRCUITOS ELETRONICOS	A	I	VI	SQ
20	SEL0323	5	LAB SISTEMAS DIGITAIS II	A	I	VI	G
21	SEL0326	6	CONTROLE DE SIST. LINEARES	R	S	VE	G
22	SEL0327	5	LAB FUNDAMENTOS DE CONTI	A	S	VI	G
23	SEL0328	6	LAB CONTROLE DE SISTEMAS	A	S	VI	G
24	SEL0329	6	CONVERSAO ELETROM. ENER	R	I	VE	G
25	SEL0330	7	LAB CONVERSAO ELETROM. E	A	I	VI	G
26	SEL0331	6	ANALISE ESTATICA ENERG. EL	A	S	VI	SQ
27	SEL0336	5	APLICAÇÃO MICROPROCESSA	A	S	VI	G
28	SEL0337	6	APLICAÇÃO MICROPROCESSA	A	S	VI	G
29	SEL0338	7	TOPICOS ESPEC. SIST. DIGITA	R	I	VE	G
30	SEL0339	8	INTRODUÇÃO VISÃO COMPUTA	R	I	VI	SQ
31	SEL0341	9	MAQUINAS ELETRICAS	R	S	VE	G
32	SEL0342	9	ACIONAMENTO E CONTROLE M	R	S	VE	G
33	SEL0343	7	PROCESSAMENTO DIGITAL SIM	R	I	VE	G

A: Ativo/ R: Reflexivo; S: Sensorial/ I: Intuitivo; VI: Visual/ VE: Verbal; SQ: Sequencial/ G: Global

Figura 5.7- Parte da Base de Dados dos Perfis das Disciplinas

5.3 Planilha de Aproveitamento

A Planilha de Aproveitamento é um documento fornecido sob autorização do diretor da Escola de Engenharia (EESC) que faz parte do elenco de relatórios emitidos pelo Sistema Júpiter de Graduação. Esse sistema contém dados dos estudantes, desde informações pessoais até seus rendimentos acadêmicos durante os semestres do curso.

A figura 5.8 apresenta parte do arquivo utilizado com os dados da Planilha de Aproveitamento.

Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0203	1	Princípios de Eletrônica	2004101	28	24	4
0 169,50 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0300	1	Informação Profissional em Engenharia Elétrica	2004101	55		
0 0 3 399,50 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0300	1	Informação Profissional em Engenharia Elétrica	2004102	48		
0 0 1 422,70 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0301	1	Circuitos Elétricos I	2004101	59	47	11
348,00 1							0
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0301	1	Circuitos Elétricos I	2004102	40	30	8
228,40 0							0
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0302	1	Circuitos Elétricos II	2004201	56	51	3
351,60 0							0
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0302	1	Circuitos Elétricos II	2004202	41	32	7
235,60 0							0
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0303	1	Materiais Elétricos e Processos	2004101	1	1	0
0 10,00 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0304	2	Medidas Elétricas e Eletrônicas I	2004201	56		53
0 3 357,90 1							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0304	2	Medidas Elétricas e Eletrônicas I	2004202	38		36
0 0 234,20 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0305	2	Medidas Elétricas e Eletrônicas II	2004101	55		54
0 1 374,30 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004201	16		14
0 2 133,50 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004202	17		17
0 0 159,70 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004203	17		17
0 0 162,00 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004204	15		14
0 1 136,00 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004205	18		18
0 0 176,50 0							
Escola de Engenharia de São Carlos	SEL0306	2	Laboratório de Dispositivos Eletrônicos	2004206	18		18
0 0 167,90 0							

Figura 5.8- Parte do Arquivo da Planilha de Aproveitamento

A integração dos dados foi feita em tempo de execução a partir das seleções e filtragens dos dados das demais tabelas. A figura 5.9 apresenta o modelo das tabelas utilizadas nas análises.

Figura 5.9- Modelo E-R das Tabelas Utilizadas nas Análises dos Dados.

5.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os dados e informações utilizadas para análise do desempenho na aprendizagem, bem como suas formas de coleta. São eles: Estilos de Aprendizagem dos Estudantes, Perfis das Disciplinas e Planilha de Aproveitamento dos Estudantes de Engenharia Elétrica.

Capítulo 6

Validação do Modelo e Visualizações Realçadas no VisEduc

Este capítulo apresenta a validação do ambiente dentro do modelo proposto de acompanhamento do desempenho na aprendizagem através de um ambiente visual voltado às necessidades do usuário. Procura também verificar a utilidade das técnicas de visualização no apoio à exploração de bases educacionais, especificamente na análise do desempenho na aprendizagem.

Os dados utilizados foram provenientes de estudos e pesquisas apresentadas no Capítulo 5, onde entrevistas, questionários e encontros com usuários dos dados foram agendados para a identificação do problema e possíveis análises visuais. Os modelos de questionário e entrevista são apresentados nos APÊNDICES A e B. A execução dos testes permitiu estabelecer comparações entre as abordagens teóricas e práticas sobre análise do desempenho educacional. Através da utilização de técnicas visuais foi possível explorar dados do desempenho na aprendizagem na busca de novas informações que pudessem relacionar fatos sobre o aproveitamento e estilos de aprendizagem.

6.1 Visualização Exploratória de Dados do Desempenho

A exploração e análise dos dados do desempenho na aprendizagem constituem etapas do processo de acompanhamento do desempenho da aprendizagem nas disciplinas do curso . O resultado dessa análise é importante para definição de padrões que permitem identificar e ressaltar fatores que influenciam no bom desempenho de aprendizagem.

A limitação da etapa de análise é o tempo de processamento, devido a grande quantidade de dados envolvidos, e o tratamento que os mesmos devem receber antes do

processo computacional. Outro fator limitante é inclusão de vários tipos de atributos simultaneamente para análise como, valores de notas, índice de aprovação e reprovação, perfis de aprendizagem dos estudantes e disciplinas.

Essa limitação justifica a utilização de múltiplas visualizações que procura otimizar o tempo de processamento mantendo a confiabilidade e veracidade dos dados.

Conforme apresentados no Capítulo 5, os dados educacionais utilizados foram originados de uma base de dados de aproveitamento das disciplinas, do Departamento de Engenharia Elétrica (Escola de Engenharia de São Carlos). São eles: disciplinas (nome e código), número de estudantes matriculados, número de aprovados e reprovados em cada turma (por nota, frequência) e nota média de cada turma nas disciplinas. Neste trabalho os dados educacionais provenientes da base de dados do aproveitamento das disciplinas são considerados indicadores quantitativos.

Assim como os indicadores educacionais quantitativos, outros dados (qualitativos) também foram utilizados para analisar o desempenho na aprendizagem dos estudantes. São eles, estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis das disciplinas. Esses dois tipos de dados foram coletados através de questionários que pode ser visto nos apêndices A, B e C, e foram mencionados no capítulo 5 de coleta de dados. O primeiro tipo, estilos de aprendizagem dos estudantes, forneceu as preferências dos estudantes no processo de aquisição e processamento de informação. Os dados de perfis das disciplinas forneceu o estilo metodológico nas quais as disciplinas são apresentadas aos estudantes.

A união desses dois tipos de dados pode justificar a variação das médias das disciplinas cuja classificação de média de nota ou índice de aprovação, ficaram abaixo do esperado.

Como dito anteriormente, as duas bases utilizadas foram de estilos de aprendizagem dos estudantes, e de perfis das disciplinas. Essas bases foram dispostas em um *grid* com objetivo de minerar os dados em uma análise estatística, para determinar o grau de concordância de estilos em percentuais; conforme apresentado na figura 6.1.

Mapa de Perfis

Sair

Análise Combinatória de Perfis

Disciplina	Perfil da Disciplina	Período	Perfil do Período	Result
SEL0203	R S VE G	1	A S VI G	50
SEL0300	R I VE G	1	A S VI G	!
SEL0301	R I VI SQ	3	A S VI SQ	50
SEL0302	R I VI SQ	4	A S VI SQ	50
SEL0303	A S VE SQ	4	A S VI SQ	75
SEL0304	A S VE SQ	4	A S VI SQ	75
SEL0305	A S VE SQ	5	A S VI SQ	75
SEL0306	A S VI G	4	A S VI SQ	75
SEL0307	A I VI G	3	A S VI SQ	50
SEL0309	R I VI SQ	5	A S VI SQ	50
SEL0310	R S VE G	4	A S VI SQ	!
SEL0311	R S VE G	5	A S VI SQ	!
SEL0312	R S VE G	6	A S VI G	50
SEL0313	R S VE G	5	A S VI SQ	!
SEL0314	R S VE G	6	A S VI G	50
SEL0315	R S VE G	7	A S VI G	50
SEL0316	A I VI SQ	5	A S VI SQ	75

Tendência de Perfis conflitantes

A- Ativo/ R- Reflexivo, S- Sensorial/ I- Intuitivo, Vi- Visual/ VE- Verbal, SQ- Sequencial/ G- Global

Figura 6.1- Grid de Estilos e Perfis

Dentro da abordagem de análise para a classificação das disciplinas foram definidas 4 etapas fundamentais para o processo de visualização:

Etapas 1- Definição do conjunto de dados: nessa etapa, são definidos os arquivos de dados contendo os indicadores educacionais para futuras análises. Cada atributo foi identificado em uma coluna para facilitar a configuração dos dados que corresponde a tarefa posterior a esta. A figura 6.2 apresenta o item do menu que direciona para esta etapa.

Figura 6.2- Definição do Arquivo de Dados

A principal dificuldade dessa etapa foi identificar os dados e agregá-los a uma estrutura de dados para a realização das etapas seguintes. Outra dificuldade encontrada foi a presença de valores do campo “nota” do arquivo texto importado da base de aproveitamento

de aprendizagem estar configurado em formato diferente do utilizado nas análises. Foi preciso formatá-los antes das análises.

Etapa 2- Configuração dos dados e análises: após identificar os dados é necessário configurá-los e definir as visualizações que serão utilizadas durante as representações futuras. Essa etapa é fundamental para a ativação dos componente funcionais e visuais. Esta opção é apresentada na figura 6.3.

Figura 6.3- Configuração dos Dados

Etapa 3- Mineração e Correção de falhas: nessa etapa são eliminados campos duplicados, e em caso de análise temporal, outro arquivo é selecionado para realizar o preenchimento dos campos sem valor, através da interpolação de valores. O valor é estimado com base nos valores registrados em outros arquivos. A principal dificuldade dessa etapa constituiu-se na busca e comparação dos dados, a qual exigiu grande esforço de processamento e correta organização da estrutura desses dados.

Etapa 4- Classificação: com o tratamento e a preparação dos dados, é possível aplicar o Método de Distribuição Normal para classificar os dados considerando a média e o desvio padrão entre eles. Com essa classificação, os dados são categorizados dentre dos quartis da curva normal, entre os limites, central e extremidades, definindo assim as categorias abaixo da

média, na média e acima da média. O limite da média é indicado pelo valor médio encontrado entre os dados e a partir do desvio padrão entre os dados, é inferido um limite inferior (LI) e um médio (Lmédia), conforme indicado no Capítulo 4. Quando os dados são categorizados, representações podem ser apresentadas, como por exemplo, o mapa de cores indicando a categoria de cada disciplina por uma cor; a figura 6.4 apresenta o mapa de cores.

O usuário ainda pode interagir com os dados da célula pintada, a partir de um clique no retângulo pintado, obtendo assim mais informações sobre tal disciplina, como nota média, número de alunos matriculados, aprovados e reprovados, como mostrado na figura 6.4.

Figura 6.4- Mapa de Cores na Categorização dos Dados

Os componentes funcionais são referenciados segundo os termos utilizados no menu da ferramenta:

- Análises/ Disciplina: corresponde à implementação de análise e visualização sobre a variação entre dados uni-escalares e pontuais, baseando-se nas disciplinas e seus atributos.
- Análises/ Turma: corresponde à implementação de análise e visualização sobre a variação entre dados das turmas de forma uni-escalares e pontuais.
- Análises/ Classificação: corresponde à implementação do Método de Distribuição Normal que categoriza os dados para visualização no mapa de cores e gráfico de dispersão.
- Análises/ Variação Temporal: corresponde à implementação da visualização de dados em múltiplas visualizações.

A figura 6.5 apresenta a sessão referenciada pelos componentes funcionais apresentados anteriormente.

Figura 6.5- Sessão Referenciada pelos Componentes Funcionais

6.2 Representações de Dados Pontuais

As representações pontuais foram geradas para visualizar: informações das disciplinas, turmas de estudantes e perfis de estudantes e disciplinas. Essa opção permite o acompanhamento individual de cada disciplina em relação ao aproveitamento e perfis de aprendizagem em um determinado período de tempo, por exemplo, em um semestre.

Para gerar as visualizações foi necessário especificar os tipos de dados que fariam parte de cada representação:

A) Informações das Disciplinas: a sigla da disciplina é escolhida pelo usuário para que os demais dados possam ser carregados. Os dados podem ser média de nota apresentada por cada turma matriculada, índice de aprovação e reprovação; conforme a figura 6.6 (a). Após a seleção dos dados, um gráfico de barras é apresentado com opção de navegação para que o usuário possa acompanhar o aproveitamento de todas as turmas envolvidas no dado escolhido, como mostra a figura 6.6 (b).

Figura 6.6- Sessão de Seleção e Representação dos Dados de Disciplinas (a) Seleção dos dados, (b) Gráfico das turmas por disciplina

B) Informações das Turmas: o número da turma deve ser inserida pelo usuário para que as disciplinas correspondentes, bem como os dados do aproveitamento possam ser carregados. Assim como no item anterior, os dados podem ser média de nota apresentada por disciplina, índice de aprovação e reprovação; conforme a figura 6.7 (a). Essa opção também é representada por um gráfico de barras com navegação, como mostra a figura 6.7 (b).

Figura 6.7- Sessão de Seleção e Representação dos Dados de Turmas (a) Sessão de seleção dos dados, (b) Gráfico das disciplinas por turma

C) Estilos dos Estudantes e Perfis das Disciplinas: permite a comparação entre os estilos dos estudantes e perfis das disciplinas na busca de perfis conflitantes que podem ser considerados pontos de atenção, ou seja, disciplinas candidatas à problemas de aproveitamento. Para essa representação, gráficos de barras duplas foram utilizadas, conforme figura 6.8. Cada gráfico representa um par de perfil com domínio entre -1 e 1, no qual cada

disciplina é enquadrada de acordo com a base de perfis. Os pares de perfis considerados são: Ativo/Reflexivo, Sensorial/ Intuitivo, Visual/ Verbal, Sequencial/ Global, conforme apresentado no Capítulo 2. A barra de cor verde corresponde ao estilo do período (estudantes/turma) e, de cor vermelha, ao perfis da disciplina.

Figura 6.8- Gráfico de Cruzamento de Perfis

Utilizando a representação da figura 6.8, é possível verificar a relação do resultado da classificação das disciplinas com os perfis dos estudantes.. A figura 6.9 apresenta a interface que reúne em um grid, as disciplinas mapeadas pela cor vermelha da categoria “abaixo da média”, e seus porcentagens de combinação entre estilos dos estudantes e perfis das disciplinas. Abaixo do *grid*, os gráficos em barras duplas são apresentados para auxiliar a visualização dos perfis das disciplinas selecionadas.

Figura 6.9- Interface da Relação Mapeamento x Perfis

Em conjunto às análises estatísticas de mapeamento e grau de combinação de perfis, um gráfico *Bubble* é apresentado como resumo das análises. O eixo X apresenta a distribuição das disciplinas; o eixo Y as médias de notas, e o tamanho das bolhas, refere-se ao grau de compatibilidade de perfis (estilos de aprendizagem dos estudantes com os estilos metodológicos das disciplinas). A figura 6.10 apresenta esta visualização.

Figura 6.10- Resumo do Mapeamento e Grau de Compatibilidade de Perfis

No próximo item são apresentadas as visualizações temporais adquiridas com a base de dados do aproveitamento da aprendizagem.

6.3 Representação baseada na Variação Temporal

Considerando o aproveitamento das disciplinas em cada semestre, o objetivo dessa representação é visualizar as variações desse aproveitamento durante determinado período de tempo, por exemplo, durante 2 ou mais semestres.

Nesse trabalho, o semestre é considerado um período de tempo, pois no curso de Engenharia Elétrica, em cada semestre um elenco de disciplinas é apresentado.

Os dados também são classificados pelo Método de Distribuição Normal em categorias abaixo da média, na média e acima da média, como para visualização pontual.

O usuário ainda pode definir o tipo de dado a ser considerado (média, índice de aprovação ou reprovação), as cores que representarão o semestre/ano, bem como o intervalo de tempo de comparação.

Para a representação visual, são utilizados histogramas que apresentam a distribuição dos dados nas disciplinas, em cada semestre, além de um gráfico de múltiplas linhas (poli-linhas), onde cada linha corresponde um período (definida por uma cor) e, cada ponto, uma disciplina.

Todas as disciplinas podem ser acompanhadas através de um componente de navegação que permite visualizar todo conjunto na linha do tempo. Analisando as linhas

contidas no gráfico, é possível ressaltar as diferenças de aproveitamento, ou mesmo a estabilidade em determinados pontos; conforme a figura 6.11.

Figura 6.11- Análise Temporal dos Dados do Desempenho

Em resumo, os dados podem apresentar padrões que se repetem ao longo do tempo, como por exemplo, índices de aprovação e reprovação, ou nota médias das turmas que se mantém “abaixo da média” ou que variam bruscamente entre um período e outro, e que devem ser observados em um planejamento anual. A tabela 6.1 apresenta a distribuição do aproveitamento observada no período de teste.

Tabela 6.1- Resumo do Aproveitamento das Disciplinas

	Aprovados		% Reprovados						Média	
	%		Por Nota		Por Frequência		Ambas			
DISCIPLINAS	2004	2005	2004	2005	2004	2005	2004	2005	2004	2005
SEL0303- Materiais Elétricos e Processos	96,4	100,0					3,6		6,2	10,0
SEL0307- Lab. Circuitos e Medidas Elétricas	96,4	98,0					3,6	2,0	7,9	8,4
SEL0301- Circuitos Elétricos I	74,6	77,0	14,3	20,0			11,1	3,0	5,7	5,7
SEL0319- Sistemas Digitais I	89,1	-	7,3				3,6		6,3	
SEL0414- Sistemas Digitais (EE/EA) (Eletrotécnica/Automação)	-	86,0		10,3				3,7		5,9
SEL0309- Eletromagnetismo	-	88,3		10,2				1,6		5,8

SEL0321- Sistemas Digitais III	86,5	92,2	9,6	3,9			3,8	3,9	5,9	6,9
SEL0316- Lab. Circuitos Eletrônicos I	93,3	100,0	2,2				4,4		7,5	8,3
SEL0323- Lab. Sistemas Digitais II	93,3	97,8	2,2				4,4	2,2	7,3	8,3
SEL0313- Circuitos Eletrônicos I	87,9	79,3	8,6	19,0			3,4	1,7	6,4	5,7
SEL0309- Eletromagnetismo	81,5	88,3	14,8	10,2			3,7	1,6	5,8	5,8
SEL0305- Medidas Elétricas e Eletrônicas II	93,6	98,2	2,1				4,3	1,8	6,6	6,8
SEL0327- Lab. Sistemas de Controle I	97,9	-	2,1						7,3	
SEL0327- Lab. Fundamentos de Controle	-	96,4		1,8				1,8		6,8
SEL0311- Eletrotécnica Aplicada I	89,4	-	8,5				2,1		6,4	
SEL0311- Instalações Elétricas I	-	100,0								9,6
SEL0325- Sistemas de Controle I	81,0	-	14,3				4,8		6,1	
SEL0417- Fundamentos de Controle	-	81,7		11,7		3,3		3,3		5,6
SEL0315- Circuitos Eletrônicos III	89,7	95,0	7,7	2,5			2,6	2,5	8,4	7,1
SEL0401- Eletrônica de Potência	93,8	95,8	2,1	4,2			4,2		5,7	6,3
SEL0330- Lab. de Conversão Eletromecânica de Energia	94,1	92,9	2,0	7,1			3,9		6,1	6,0
SEL0336- Aplicação de Microprocessadores I	93,7	94,2	1,3				5,1	5,8	7,2	7,3
SEL0382- Controle Robusto	75,0	50,0	8,3				16,7	50,0	3,2	3,2
SEL0343- Processamento Digital de Sinais	61,4	68,3	34,1	31,7			4,5		4,7	5,1
SEL0344- Antenas	97,3	97,6	2,7	2,4				25,0	6,8	6,5
SEL0366- Comunicações Ópticas	73,9	75,0	23,9				2,2		5,8	5,4
SEL0350- Elementos de Proj.Elétricos em Sist.Distr.Energia Elétrica	100,	100,0							9,0	8,7
SEL0318- Lab. Circuitos Eletrônicos III	97,3	94,9	2,7	5,1					9,5	9,0
SEL0349- Métodos de Otimização de Sistemas	84,6	62,5		12,5		12,5	15,4	12,5	5,0	5,2
SEL0360- Princípios de Comunicação	89,8	95,7	8,2	4,3			2,0		6,0	5,9
SEL0334- Lab. de Eletrônica de Potência I	100,0	-							8,8	
SEL0351- Instrumentação Eletrônica I	95,6	87,2		12,8			4,4		6,7	5,9
SEL0365- Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica	77,8	-	11,1				11,1		4,6	
SEL0365- Linhas de Transmissão de Energia Elétrica	-	83,3		16,7						6,2
SEL0348- Fenômenos de Surtos e Análise de Falhas em S.E.E.	70,0	-	10,0				20,0		4,3	5,0
SEL0348- Cálculo de Curto Circuito	-	71,4		14,3				14,3	4,5	4,9
SEL0338- Tópicos Especiais em Sistemas Digitais	-	81,0		14,3				4,8		8,3
SEL0369- Microondas	94,7	94,4					5,3	5,6	6,2	7,7
SEL0347- Comunicação Digital II	100,0	91,7						8,3	8,2	7,2
SEL0341- Máquinas Elétricas	85,7	100,0					14,3		5,4	7,9
SEL0370- Sistemas Telefônicos	100,0	88,9						11,1	7,2	6,0
SEL0377- Computação Gráfica	90,9	90,0					9,1	10,0	5,6	7,9

SEL0338- Tópicos Especiais em Sistemas Digitais	85,0	81,0	5,0	14,3			10,0	4,8	7,6	8,3
SEL0342- Acionamento e Controle de Máquinas Elétricas	66,7	88,6	5,6				27,8	11,1	4,3	6,4
SEL0385- Serviços de Telecomunicação e Redes Faixa Larga	100,0	95,0						5,0	6,4	6,4
SEL0397- Princípios Físicos de Formação de Imagens Médicas	100,0	70,0		5,0				25,0	8,0	4,8
SEL0357- Operação de Sistemas Eletronergéticos	62,5	-	25,0				12,5		5,4	
SEL0357- Operação Econômica de Energia Elétrica	-	75,0		25,0						7,0
SEL0364- Controle Não Linear Aplicado	92,9	64,3		7,1			7,1	28,6	5,7	4,4
SEL0395- Introdução à Engenharia de Reabilitação	100,0	100,0							10,0	9,1

Observar padrões em uma planilha de valores pode ser uma tarefa não muito eficiente, pois além de demandar tempo, padrões podem não ser visto. A visualização auxilia o processo de percepção e em conjunto ao parâmetro de compatibilidade de perfis pode demonstrar mais eficientemente o aproveitamento das disciplinas nos períodos observados, como mostra a figura 6.12. O tamanho da bolha é proporcional a porcentagem de combinação (25%, 50%, 75% e 100%), do menor para o maior diâmetro, assim como na figura 6.10.

Figura 6.12- Resumo do Mapeamento e Grau de Compatibilidade de Perfis da Análise Temporal

6.4 Representação com Visualizações Múltiplas

Esse tipo de representação tem como objetivo a exploração dos dados em múltiplas visualizações, que permite ao usuário compreender melhor as informações correlacionadas a cada ponto de estudo, bem como descobrir novos conhecimentos. Nesse trabalho são utilizados mapas de cores, gráficos de dispersão, histogramas, e representação 3D. Uma das visualizações bastante considerada nas sessões de representação é o mapa de cores, que

procura facilitar a diferenciação dos dados em estudo dentro de uma categorização. Esse efeito é ilustrado na figura 6.13 que apresenta o mapa de cores da classificação das disciplinas. Cada retângulo definido por uma cor, referenciado por um ponto no gráfico de dispersão e uma barra no gráfico de histograma.

Figura 6.13- Visualizações Múltiplas do Aproveitamento na Aprendizagem

Outra representação também considerada interessante na percepção de informações do aproveitamento é a malha 3D, onde informações são consideradas em 3 planos (x,y,z). Essa representação se tornou interessante para a visualização das disciplinas quanto a classificação na grade curricular como: Núcleo Comum (NC), Ênfase em Eletrônica (EE) e Ênfase em Automação (EA). Dessa forma, é possível verificar as diferenças e semelhanças em cada classificação, e destacar pontos de maior e menor variabilidade de notas. A figura 6.14 apresenta essa variabilidade em representações BoxPlot, gráfico de linha e grids de valores.

A variabilidade também pode ser visualizada em um gráfico 3D, como na figura 6.15, no qual apresenta a malha de disciplinas com opção de configuração desde a seleção de cor, forma e rotação. A rotação ainda pode ser realizada através do manuseio com o mouse, por um cursor “*hand*”, definido para o usuário. A figura 6.16 apresenta uma visão sobre a mesma representação.

Figura 6.14 –Estudo da Variabilidade dos Índices de Nota das Disciplinas

Figura 6.15 – Malha 3D de Variabilidade

Figura 6.16 – Malha 3D Rotacionada

Na figura 6.15, os picos referem-se aos maiores valores, e foram definidos pela cor amarelo escuro; e os menores valores, definidos pela escala de cor para o tom de rosa. O eixo X, apresenta o número de conjuntos de dados (disciplinas); o eixo Y, as classificações NC, EE e EA; e o eixo Z, a escala de valores de notas. Essas definições podem ser alteradas pelo usuário através das opções dispostas no painel ao lado.

A representação gerada no BoxPlot considera o valor mediano, máximo e mínimo do conjunto de dados como parâmetros para distribuição dos valores. Nessa visualização é possível observar a região de concentração dos valores; quanto maior for o retângulo central, maior a variabilidade de valores.

A partir dessas visualizações foi possível verificar a existência de maiores valores de notas nas disciplinas dos últimos anos, o que pode refletir na comparação dos objetivos propostos pelo curso.

Com a navegação do gráfico em linha apresentado na figura 6.14, é possível comparar a variabilidade das disciplinas em ordem de período, ou seja, do 1º. ao 10º. semestre de estudo. A partir dessa opção foi possível verificar uma certa tendência de maiores valores de notas nas disciplinas dos últimos anos, o que pode refletir na comparação dos objetivos propostos pelo curso, como mostra a figura 6.17.

Figura 6.17- Variabilidade das disciplinas nos Primeiros períodos (a) e (b) e últimos(c)

Dessa mesma forma, o usuário tem a possibilidade de conferir semestralmente ou anualmente o aproveitamento das disciplinas dentro de um conjunto na grade curricular e confrontá-lo com o objetivo proposto pelo curso.

6.5 Considerações Finais

Este capítulo procurou validar o modelo de representação visual, pontual e temporal, por múltiplas visualizações, através da execução de tarefas de visualização com dados reais e interação com usuários direta (corpo docente) e indiretamente (administrativo) ligados à análise do desempenho da aprendizagem.

A idéia de se criar um ambiente adaptável ao usuário, que permita ativar, desativar componentes funcionais e visuais, demonstrou ser importante para a interação do usuário na análise dos dados. Contribuiu também para a descoberta de novas abordagens que identifica

padrões para a observação do desempenho, por exemplo, a utilização de perfis de aprendizagem como mais um parâmetro de observação sobre o desempenho do ensino.

A simplicidade das representações visuais utilizadas, baseadas em técnicas de mapeamento por cor, permitiu melhor interpretação dos dados, bem como ações mais interativas e dinâmicas com o ambiente de análise. Essa facilidade proporcionou condições mais favoráveis à motivação do usuário final.

A definição da tabela de cores foi tratada por um componente funcional, sendo acessado na geração do mapa de cores e gráficos através de ações coordenadas pelo usuário. Isso provê a generalização do modelo para o processo de coordenação, permitindo que componentes sejam melhor utilizados.

As representações visuais com múltiplas visualizações demonstraram uma certa eficiência nas tarefas de exploração de dados do aproveitamento na aprendizagem. A forma como são utilizadas as visualizações varia de acordo com o objetivo em análise, mesmo utilizando as mesmas técnicas visuais. O uso de recursos de configuração foi bastante útil na investigação e exploração dos pontos de dados, bem como no gerenciamento das tarefas sobre eles.

As abordagens adotadas nas representações visuais basearam-se em técnicas simples de implementação nas quais permitiram ao ambiente a execução das tarefas mais facilmente, refletindo positivamente no desempenho computacional.

Durante as execuções das tarefas, percebeu-se a necessidade de um prévio conhecimento do ambiente quanto às ações que o usuário deve realizar para as visualizações como um treinamento. Uma simples tarefa de escolha dos dados, bem como as cores que os representarão na mapa e gráficos, caso não seja bem definida, pode levar a representações não reais; isso implica em um ponto negativo na abordagem adotada pelo trabalho. Porém, um treinamento sobre o ambiente e sobre as análises dos dados pode garantir a utilização das tarefas com mais eficiência, refletindo na melhor exploração visual dos dados.

Capítulo 7

Conclusões

O objetivo inicial deste trabalho foi desenvolver uma nova metodologia baseada em técnicas de visualização para dados pontuais e temporais, em um ambiente adaptável aos requisitos dos usuários, para apoiá-los na tarefa de exploração de dados do desempenho na aprendizagem. Durante o trabalho, foi ressaltada a relação do desempenho de aprendizagem com os estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis das disciplinas (estilos metodológicos), o que fez ampliar a metodologia para uma nova investigação.

Um dos fatores que motivaram o desenvolvimento dessa metodologia, foi a existência de uma situação real, baseada em dados e informações, contidas em bases existentes, e o apoio de usuários diretos e indiretamente envolvidos no processo de análise do desempenho dos estudantes na aprendizagem. A grande quantidade de dados nessas bases, bem como os vários atributos associados a eles, reflete uma certa complexidade na análise, e na busca de novas informações sobre o aproveitamento da aprendizagem. Levou-se então à indicativos de que o uso de técnicas de visualização seriam úteis no processo de descoberta e interpretação de novos conhecimentos.

Durante o levantamento dos requisitos com usuários do sistema Júpiter (pessoal administrativo e docentes), onde se hospeda a base de dados do aproveitamento na aprendizagem do curso de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, tinha-se a idéia de se utilizar técnicas de visualização em um ambiente para representar os dados de forma pontual e temporal.

Porém, ao relatar a falta de opções para visualizar os dados, bem como a dificuldade de uso de alguns ambientes de análise e visualização, percebeu-se a necessidade de se ter um ambiente adaptável aos requisitos do usuário, que fosse também de fácil utilização. Em estudo aos ambientes de visualização, verificou-se também a necessidade de se incorporar técnicas de visualização ao sistema de forma gradativa, ou seja, dependendo da especificação do usuário. Dessa forma, o sistema pode ser utilizado dinamicamente e com múltiplas visualizações, possibilitando um melhor aproveitamento no processamento dos dados.

A idéia de se utilizar múltiplas visualizações já está sendo empregada em vários ambientes de visualização. Dessa forma, é importante a implementação de um modelo genérico que permita a inclusão de novas técnicas de visualização para novos processos exploratórios.

Normalmente, o tipo de usuário que utiliza o ambiente de visualização de dados educacionais do desempenho na aprendizagem, é um usuário não especialista. Este usuário busca identificar informações importantes para futuras tomadas de decisão co-relacionadas ao aproveitamento do curso sem um grau de dificuldade de análise.

Considerando que os testes foram realizados no curso de Engenharia Elétrica, com a base nos dados educacionais dos estudantes de engenharia, é importante relatar tais testes sob duas dimensões: inferências sobre o perfil do profissional de engenharia e os resultados visuais dos valores de aproveitamento do ensino.

Em observação aos testes de perfis dos estudantes foi possível inferir algumas características sobre o profissional de engenharia:

- Os estilos de aprendizagem da maioria dos estudantes de engenharia, em algumas vezes são incompatíveis aos perfis metodológicos de algumas disciplinas.
- A maioria dos estudantes possui características semelhantes ao passar dos anos. Estudantes do primeiro ano possuem diversidades de preferências, não possuem preferências únicas. Ao longo dos anos, os estudantes vão sendo “moldados” aos objetivos do curso, através das disciplinas específicas e, com isso, desenvolvem características próprias de um profissional de engenharia. Dentre as características pode-se destacar os estilos Ativo, Sensorial, Visual e uma dosagem nos estilos Sequencial e Global como predominantes aos estudantes de engenharia. Essas preferências demonstram a tendência de atividades práticas correlacionadas aos conceitos de aplicação.
- Os testes também demonstraram que após a análise com os dados quantitativos (notas, índice de aprovação e reprovação), as disciplinas cuja classificação foi “abaixo da média”, possuíam conflitos de perfis. Nessa classificação, as preferências dos estudantes eram compatíveis aos estilos metodológicos apenas em 25% a 50% dos estilos das disciplinas. No ensino, essa dissonância pode produzir desinteresse nas aulas, e um baixo aproveitamento, refletindo a média baixa de notas e o aumento no índice de reprovação. Os testes ainda demonstraram que essas disciplinas eram normalmente apresentadas da mesma maneira para várias turmas, independente de suas preferências.

Sugere-se então que um elenco de metodologias de ensino mais abrangente seja dosado para proporcionar a aproximação dos estudantes que possuem diferentes estilos.

A utilização dos indicadores educacionais quantitativos (notas, índice de aprovação e reprovação, dentre outras), em conjunto aos dados qualitativos (estilos de aprendizagem e perfis metodológicos), pode revelar o desempenho dos estudantes e o rendimento do curso. Para demonstrar a importância dessa combinação, foi implementada a ferramenta sob metodologia proposta neste trabalho, baseada em técnicas de visualização de informação.

Pode-se dizer que este trabalho contribuiu nas seguintes abordagens:

1. Análise e representação dos dados de forma pontual e temporal;
2. Relação de dados quantitativos (notas, índices de aprovação e reprovação) e qualitativos (estilos de aprendizagem) do desempenho na aprendizagem;
3. Desenvolvimento de um ambiente adaptável aos requisitos do usuário.

Na 1ª. abordagem, **Análise e representação dos dados de forma pontual e temporal**, a utilização de técnicas estatísticas, bem como o Método de Distribuição Normal possibilitou analisar dados e classificá-los para as representações visuais. Proporcionou também exibir a distribuição dos valores de atributos ao longo do tempo através do mapeamento por cor. Os dados também podem ser representados por visualizações como gráfico de dispersão em paralelo com histogramas para melhor destacar os elementos e atributos. Características como repetições nas ocorrências podiam ser observadas na apresentação de múltiplas visualizações. Essas representações podem ser aplicadas em diferentes conjuntos de dados.

A 2ª. abordagem, **Relação de dados quantitativos e qualitativos do desempenho na aprendizagem**, pôde demonstrar fatores tendenciosos no aproveitamento da disciplina estudada. Para tal relação, foram considerados os estilos de aprendizagem dos estudantes e perfis das disciplinas (estilos metodológicos). Em uma primeira instância, os estudantes foram submetidos a um teste de estilos de aprendizagem para formulação das preferências em bases de dados. No passo seguinte, os professores foram entrevistados durante um período para ressaltar os estilos metodológicos de ensino. Ao cruzar os estilos dos estudantes com os perfis das disciplinas, notou-se que a maioria das disciplinas classificadas em análise como “abaixo da média”, em cor vermelha no mapa de cores, tinham conflitos de perfis, e a porcentagem de combinação entre perfis ficava abaixo de 50%, como apresentada na figura 6.9. Dessa forma, ao analisar o desempenho na aprendizagem, este trabalho procurou demonstrar a relação dos indicadores educacionais quantitativos e qualitativos como complementares na verificação do desempenho de aprendizagem.

Ainda sobre a relação mapeamento e classificação das disciplinas com os perfis dos estudantes e disciplinas, foram observadas diferenças de perfis entre estudantes dos primeiros

e últimos semestres. Algumas características, ao longo do curso são estimuladas através do desenvolvimento de certas habilidades necessárias às disciplinas do curso de engenharia elétrica. Essas diferenças são apresentadas no gráfico das figuras 7.1 e 7.2.

Figura 7.1 Perfis dos estudantes nos Primeiros Semestres

Figura 7.2 Perfis dos estudantes nos Últimos Semestres

Na figura 7.1 características como Ativo/ Reflexivo possuem certo equilíbrio, ao contrário dos últimos anos onde a característica Ativo é mais elevada; assim também para as características Sequencial/ Global. Na figura 7.2, as preferências são mais acentuadas.

Algumas inferências sobre os testes de estilos foram definidas:

1. Durante os testes, algumas disciplinas como SEL301, SEL302, SEL309, SEL310, apresentaram estilos metodológicos conflitantes com os dos estudantes. Demonstraram ser

disciplinas bastante teóricas, e em muitas vezes, o contexto não era aplicado paralelamente em experimentos ou simulações que pudessem relacionar sua importância prática. Em muitas vezes o conceito apresentado era aplicado em semestres posteriores.

2. Apresentação do contexto, durante o período da aula. As formas mais comuns de apresentação eram “*slides*” com contexto teórico e verbal; o que poderia desestimular os estudantes na disciplina.

3. Os estudantes do curso de engenharia demonstraram preferência por atividades práticas guiadas por materiais ilustrativos (esquemas, diagramas), cuja a interpretação, feita do todo para as partes ou das partes para o todo; definindo assim os estilos dominantes: A (Ativo), S (Sensorial), Vi (Visual), Sequencial, Global(Sq/G): ASViSq e ASViG.

A partir dessas observações, algumas sugestões de estratégias de ensino são propostas para atender a maioria ou mesmo a totalidade das preferências dos estudantes de engenharia, e proporcionar melhor aproveitamento do ensino:

- Providenciar a dosagem de aulas práticas e aulas teórica, através do uso de simuladores, sistemas computacionais.
- Promover exercícios de fixação dos contextos; esses exercícios podem ser realizados em pequenos grupos de estudantes para melhor entender o problema e encontrar as soluções adequadas. Também podem ser aplicados à prática.
- Utilização de “*slides*” como apoio às aulas, dosados de contexto escrito e representações gráficas, esquemas para sintetizar a idéia do assunto e promover dinâmicas, seminários sobre os conteúdos de aula.
- Utilizar fatos reais e experiências para demonstração de teoremas, formulação matemática, lógica, reconhecimento de padrões, informações, dentre outros.
- Em contexto que se exige um entendimento geral do assunto, apresentar os detalhes, passo a passo de como se alcançou o objetivo. E em contexto, onde se deve realizar passo a passo as atividades, demonstrar a importância de se alcançar o “todo” como forma de estimular os estudantes na busca do objetivo.

O Desenvolvimento de um ambiente adaptável aos requisitos do usuário, considerado a 3ª. abordagem na contribuição, permitiu a implementação de um ambiente direcionado à configuração e interação do usuário no processo de exploração visual dos dados. Nesse contexto, novos componentes de visualização poderiam ser inseridos e referenciados por novas funções, pois, o sistema desenvolvido tem uma estrutura modularizada, que facilita a ativação das funções e componentes de maneira mais flexível.

Preocupou-se também na otimização do sistema, visto que manipular bases com grande quantidade de dados, bem como analisá-los visualmente, requer esforço computacional.

Essas três abordagens permitiram validar o modelo proposto neste trabalho para exploração visual de dados do desempenho na aprendizagem, de forma pontual, temporal e múltiplas visualizações.

Em resumo, foram ressaltados alguns aspectos da importância da aplicação, bem como as limitações do modelo, são elas:

- Simplicidade de manipulação dos dados, assim como nas visualizações, nos quais permitiram a facilidade de interação e recepção do usuário às informações;
- A adaptabilidade do sistema ao usuário também proporcionou melhor condição de uso do sistema de visualização;
- Necessidade de um conhecimento prévio do usuário sobre o uso do ambiente, para melhor utilização e compreensão das representações visuais.
- Necessidade de um conhecimento do usuário sobre os aspectos do desempenho na aprendizagem, para melhor exploração dos dados na busca de fatores relacionados ao aproveitamento de ensino.

Este trabalho procurou estabelecer um modelo genérico para a ferramenta, com ativação de funções e componentes visuais de acordo com especificações do usuário. Esse modelo permite que as ações sejam coordenadas com um dinamismo na criação de uma estrutura visual (para determinada especificação) em tempo de execução.

Para futuras implementações na linha desse trabalho, propõem-se a evolução do aspecto de personalização de interfaces de acordo com tipo de usuário, como formas de apresentação de janelas e ampliação de opções de menus com funcionalidades.

Propõem-se também a implementação da ferramenta VisEduc em outros cursos para o acompanhamento do rendimento acadêmico. Assim também a utilização da ferramenta pelo grupo de professores e responsáveis acadêmicos, sejam eles professores coordenadores ou administrativos, para verificação periódica do rendimento de ensino.

A prática constante de verificação faz com que novas metodologias de ensino possam ser integradas às disciplinas do curso, assim como, uma melhor adequação das metodologias já empregadas. A minimização dos conflitos observados, quanto aos perfis dos estudantes e perfis metodológicos empregados nas disciplinas, podem ser amenizados a partir da conscientização dos professores e estudantes.

A continuação do trabalho também pode direcionar pesquisas na área de gestão de competência profissional. Para essa abordagem, pode-se utilizar também o questionário de classificação de temperamentos proposto por Keirsey. Essa área de pesquisa está relacionada ao conceito de atividades de serviços.

Referências Bibliográficas

APPLE, D. K. (2002). *Distinguishing and Elevating Levels of Learning in Engineering and Technology Instruction*, 32nd ASEE/ IEEE Frontiers in Education Conference, session T4B-7, Boston, MA, November 6-9.

ARCHER, G. E.; BOHMANN, L. (2004). *Integration of Electrical Engineering Core Labs with Major Design Experiences*, Proceedings of the 2004 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition.

ARTERO, A. O. (2005) *Estratégias para Apoiar a Detecção de Estruturas em Visualizações Multidimensionais Perceptualmente Sobrecarregadas*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação – ICMC, São Carlos/SP.

AYRE, M.; NAFALSKI, A. (2000). *Recognizing Diverse Learning Styles in Teaching and Assessment of Electronic Engineering*, 30 th ASEE/ IEEE Frontiers in Education Conference, vol. 1, p. T2B/18 – T2B/23.

BALDONADO, M.Q.W.; WOODRUFF A.; KUCHINSKY A. (2000) *Guidelines for Using Mutiple Views in Information Visualization*, Proceedings of the Advanced Visual Interfaces, p.110 – 119.

BALL et al. (2006). *Applying Embodied Interaction and Usability Engineering to Visualization on Large Display*. ACM British HCI – Workshop on Visualization and Interaction, p. 8, September

BAZZO, W. A.; PEREIRA, L. T. V (1988). *Introdução à Engenharia*, Editora UFSC, Florianópolis.

BAZZO, W. A.; PEREIRA, L. T. V.; LISINGEN, I. V. (2000). *Educação Tecnológica – Enfoques para o Ensino de Engenharia*, Editora UFSC, Florianópolis, apud GARCIA M. I. G.; CEREZO J. A. L.; LÓPEZ J. L. (1996). *Ciência, tecnologia y sociedad. Una Introducion al Studio Social de la Ceência y la Tecnologia*, Madrid: Tecnos.

BELHOT, R. V. (1997). *Reflexões e Propostas sobre o “Ensinar Engenharia” para o Século XXI*, Tese de Livre-Docência, Escola de Engenharia da Universidade de São Paulo - USP, apud MARTINS, J. P. (1993). *Didática Geral* Editora Atlas, São Paulo & KURI, N. P.; GIORGETTI, M. F. (1994). *Planejamento de Ensino*. Centro de Tecnologia Educacional para Engenharia – CETEPE, São Carlos.

BELHOT, R. V. (1998). *Searching for New Way of Teaching*, International Conference on Engineering Education, Rio de Janeiro.

BESHERS C., FEINER S. (1993). *Autovisual Rule-Based Design of Interactive Multivariate Visualizations*, IEEE Computer Graphics & Applications, p. 41-49, July.

CARPENDALE M. S; COWPERTHWAIT, D. J., FRACCHIA, F. D. (1997) *Extending Distortion Viewing from 2D to 3D*. IEEE Computer Graphics and Applications, v. 17, n. 4, p. 42-51.

CARD, S. K., MACKINLAY J. D., SHNEIDERMAN, B. (1999). *Readings in Information Visualization – Using Vision to Think*, Morgan Kaufmann, p. 712.

CHANG, T.; CHANG, D. (2000). *The Role of Myers-Briggs Type Indicator in Electrical Engineering Education*, Proceedings of the 2000 International Conference on Engineering Education.

CHERNOFF, H (1973) *The Use of Faces to Represent Point in K-Dimensional Space Graphically*. Journal of American Statistical Association, vol. 68, p. 361-368.

CHOWDHURY, B. H.. (2004). *Learning to Learn – Concepts in a First Power Engineering Course*, IEEE Transaction on Power Systems, v.19, n.1, February.

COLENCI, A. T. (2000a). *O Ensino de Engenharia como uma Atividade de Serviço: a Exigência de Aatuação de Novos Patamares de Qualidade Acadêmica*. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia de Produção - Universidade de São Paulo (USP), São Carlos/ SP.

COLENCI, A. T. (2000b). *O Ensino de Engenharia como uma Atividade de Serviço: a Exigência de Aatuação de Novos Patamares de Qualidade Acadêmica*. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia de Produção - Universidade de São Paulo (USP), São

Carlos/ SP apud TELLES, P.C.S. (1984). *História da Engenharia no Brasil*. Rio de Janeiro LTC (Livros Técnicos e Científicos).

COLENCI, A. T.; BELHOT R. V.; COLENCI JR, A. (1999). *Um Modelo de Referência para Avaliar o Ensino de Engenharia*. XXVII Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia, Natal.

CURY, H. N. (2000). *Estilos de Aprendizagem de Estudantes de Engenharia*, XVIII Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia, Ouro Preto.

CYNTIA, R. H. et al. (2000). *Dynamics of Peer Education in Cooperative Learning Workgroups*, Journal of Engineering Education, vol. 89, n.3, p. 285-293.

EICK, S. G. (2000). *Visual Discovery and Analysis*. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, v. 6, n.1, p.44-58.

FAYYAD, U.; PIATETSKY S. G.; SMYTH, P. (1996) *The KDD Process for Extracting useful Knowledge from Volumes of Data*. Communications of the ACM, v. 39, n. 11, p. 27-35.

FELDER, R. M. (1988). *Learning and Teaching Styles*, Engineering Education, v.78, n.7, p.674-681.

FELDER, R. M. (1993). *Reaching the Second Tier: Learning and Teaching Styles in College Science Education*, J. College Science, v.23, n.5, p.286-290.

FELDER, R. M. (1995). *A Longitudinal Study of Engineering Student Performance and Retention IV. Instructional Methods and Student Responses to Them*, Journal of Engineering Education, v.84, n.4, p. 361-367.

FELDER, R. M. (1996). *Matters of Style*, ASEE Prism, v.6, n.3, p.18-23.

FELDER, R. M et al.. (1995). *A Longitudinal Study of Engineering Student Performance and Retention III. Gender Differences in Student Performance and Attitudes*, Journal of Engineering Education, v.84, n.2, p. 151-163.

FELDER, R. et al. (1998). *Faculty Teaching Practices and Perceptions of Institutional Attitudes Toward Teaching at Eight Engineering Schools*, Proceeding of the 1998 Frontiers in Education Conference, ASSE/IEEE.

FELDER, R. M. et al.. (2000). *The Future of Engineering Education II. Teaching Methods that Work*, Chemical Engineering Education, vol. 34, n. 1, p. 26-39.

FELDER, R. M.; BRENT, R. (1994). *Cooperative Learning in Technical Courses*, ERIC Document Reproduction Service Report ED 377038, p. 1-14.

FELDER, R. M.; BRENT, R. (2001). *Effective Strategies For Cooperative Learning*, Journal of Cooperative & Collaboration Teaching, vol. 10, n. 2, p. 69-75.

FELDER, R. M.; FELDER, G. N.; DIETZ, E. J. (1998). *A Longitudinal Study of Engineering Student Performance and Retention. V. Comparisons with Traditionally – taught Students*, Journal of Engineering Education, v.87, n.4, p. 469-480.

FELDER, R. M.; FELDER, G. N.; DIETZ, E. J. (2002). *The Effects of Personality Type on Engineering Student Performance and Attitudes*, Journal of Engineering Education, v.91, n.1, p.3-17.

FELDER, R. M.; HENRIQUES, E. R. (1995). *Learning and Teaching Styles in Foreign and Second Language Education*, Foreign Language Annals, 28, n.1, p.21-31.

FELDER, R. M.; SOLOMAN, A. S. (2004). *Learning Styles and Strategies*, North Carolina State University, <http://www.ncsu.edu/felder-public/ILSpage.html>.

FELDER, R. M.; STICE, J. E.; RUGARCIA, A. (2000a). *The Future of Engineering Education V. Assessing Teaching Effectiveness and Educational Scholarship*, Chemical Engineering Education, vol. 34, n. 3, p. 198-207

FELDER, R. M.; STICE, J. E.; RUGARCIA, A. (2000b). *The Future of Engineering Education VI. Making Reform Happen*, Chemical Engineering Education, vol. 34, n. 3, p. 208-215.

GARCIA, R. E. (2006). *ViDAESE: Processo de Visualização Exploratória para Apoio a Estudos Experimentais em Verificação, Validação e Teste de Software*. Tese de Doutorado, Departamento de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC), Universidade de São Paulo.

GOLDSTEIN, H.; THOMAS, S. (1996). *Using Examination Results as Indicators of School and College Performance*. Journal of the Royal Statistical Society (Series A), 159, p. 149-163.

GREGORY et al (2007). *Visual Analysis of Weblog Content*. In International Conference on Weblogs and Social Media, p. 227-230, March 26-28.

HOSHING, J. R. M.; PEDNAULT, E. P. D.; SUDAN, M. (1997). *A Statistical Perspective on Data Mining*. Future Generation Computer Systems, IBM Research Report RC 20856, November.

KEIM, D. A. (1997). *Visual Database Exploration Techniques*. Proc. Tutorial KDD97 Int. Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Newport Beach, CA.

KEIM, D. A. (2000). *Designing Pixel – Oriented Visualization Techniques: Theory and Applications*, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, v. 6, n.5, p.59–58, January – March.

KEIM, D. A. (2002). *Information Visualization and Visual Data Mining*. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, vol. 8, n. 1, p. 1-8

KEIRSEY, D. (2004). *Keirsey Temperament Sorter and Keirsey Temperament Theory*, <http://www.keirsey.com>, acesso: Agosto.

KEIRSEY, D.; BATES, M. (1984). *Please Understand Me – Character and Temperament Type*, Prometheus Nemesis Book Company, Del Mar, CA., 4ª. Edição.

KRISHNAN et al (2007). *Scalable Visual Analytics of Massive Textual Datasets*. In IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium. Long Beach, CA, March 26-30.

MAGALHÃES, M. N.; LIMA, A. C. (2002); *Noções de Probabilidade e Estatística*, Departamento de Estatística – IME-USP, EdUSP, São Paulo/SP.

MALAVÉ, C.; BELHOT, R.; FIGUEIREDO, R. S. (2003). *New Question About Learning Styles*, ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, session S1D, Boulder, November.

MILLARD, D.; BURNHAM, G. (2003). *Increasing Interactivity in Electrical Engineering*, ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, session F3F, Boulder, November.

MYERS, I. B.; BRIGGS, K.C. (1995). *Introdução à Teoria dos Tipos Psicológicos: Um guia para entender os resultados do MBTI*, Consulting Psychologists Press, Inc. Palo Alto, Califórnia.

NORTH C.; SHNEIDERMAN B. (2000). *Snap together visualization: can users construct and operate coordinate visualization?* International Journal of Human Computer Studies, v. 53, n. 5.

OLIVEIRA, M.C.R.; MINGHIM, R. (1997) *Uma Introdução à Visualização Computacional*. XVI JAI97, Jornada de Atualização em Informática, XVII Congresso da SBC, Brasília, cap. 3, p. 85-131, agosto.

OLIVEIRA, R. B. T. de (2000). *O Processo de Extração de Conhecimento de Base de Dados Apoiado por Agentes de Software*, Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemática e de Computação (ICMC) – Universidade de São Paulo (USP), São Carlos/ SP, Outubro.

PENNINGS, A. H.; SPAN, P. (1991). *Estilos Cognitivos e Estilos de Aprendizagem*, in Leandro S. Almeida (Editor). *Cognição e Aprendizagem Escolar*. Porto, Associação dos Psicólogos Portugueses.

POULET, F. (2002) Cooperation between automatic algorithms, interactive algorithms and visualization tools for Visual Data Mining. *Proceedings in Visual Data Mining Workshop, PKDD2002*.

RAO, R.; CARD S. K. (1994) *The Table Lens: Merging Graphical and Symbolic Representation in a Interactive Focus+Context Visualization for Tabular Information*. *Proc. Human Factors in Computing Systems SIGCHI94*, p.318-322

RIDING, R.; CHEEMA, I. (1991). *Cognitive Styles – Overview and Integration*, *Education Psychology*, v. 11(3/4), p.193-215.

RODRIGUES JÚNIOR, J. F. (2003). *Desenvolvimento de um Framework para Análise Visual de Informações Suportando Data Mining*, Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemática e de Computação (ICMC) – Universidade de São Paulo (USP), São Carlos/ SP, Julho.

ROMANI, L. A. S. (2000). *InterMap: Ferramenta para Visualização da Interação em Ambientes de Educação à Distância na Web*. Dissertação de Mestrado. Universidade de Estadual de Campinas – Unicamp, Instituto de Computação, dezembro.

RUGARCIA, A. et al. (2000). *The Future of Engineering Education I. A Vision for a New Century*, *Chemical Engineering Education*, vol. 34, n. 1, p. 16-25.

- SACADURA, J.F. (1999). *A Formação do Engenheiro no Limiar do Terceiro Milênio*. In: LINSENGEN I. V. et al (1999) *Formação do Engenheiro: desafios da atuação docente, tendências curriculares e questões da educação tecnológica*, UFSC – Florianópolis, p. 13-27.
- SHIMABUKURO, M. H. et al. (2004) *Coordinated Views to Assist Exploration of Spatio-Temporal Data: A Case Study*. Proceeding of Second International Conference., p.107-117, July 13.
- STICE, J. E. (1987), *Using Kolb's Learning Cycle to Improve Student Learning*, Engineering Education, vol. 77, n. 5, p. 291-296.
- STICE, J. E. et al. (2000), *The Future of Engineering Education IV. Learning How to Teach*, Chemical Engineering Education, vol. 34, n. 2, p. 118-127
- SUJATHA, K.; CHRISTOPHER N. (2005). *Learnability of Interactive Coordinated View Visualizations*. IEEE International Conference on Information Visualization (IV-2005), Symposium on Human Computer Interaction for Information Visualization 2005, p. 306-311, July.
- THOMPSON, C.; CRUTCHLOW, E. (1993). *Learning Style Research: A Critical review of the literature and implications for nursing education*, Journal of Professional Nursing, v.9, n.1, p.34-40.
- WASELFISZ, J. (2000). *Tamanho da Turma Faz Diferença?*. Fundescola/ MEC, Brasília, Séries Estudos n.12, p.30.
- WEGMAN E. J. (2003) *Visual Data Mining*. Center Computational Statistics. Statistical Department. George Mason University.
- WEGMAN E. J., LUO Q. (1996) *High Dimensional Clustering Using Parallel Coordinates and the Grand Tour*. Conf. German Classification Society, Freiburg Germany, url: citeseer.nj.nec.com/wegman96high.html.
- WOODS, D. R. et al. (2000), *The Future of Engineering Education III. Developing Critical Skills*, Chemical Engineering Education, vol.34, n. 2, p. 108-117
- YOST, B.; NORTH C. (2006). *The Perceptual Scalability of Visualization*. IEEE Symposium on Information Visualization (InfoVis), p.1-8, October.

ZYWNO, M. S. (2003). *A Contribution to Validation of Score Meaning for Felder-Soloman's Index of Learning Styles*, Proceedings of the 2003 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition, session 2351, Nashville, Tennessee, June.

Apêndice A

Instrumento para Identificação dos Estilos de Aprendizagem dos Estudantes

A.1 Questionário Utilizado

Foi utilizado um questionário para análise dos estilos de aprendizado, proposto por Felder (Índice de Estilos de Aprendizagem), conforme mencionado no capítulo 6 e apresentado a seguir.

1. Eu compreendo melhor alguma coisa depois de

- ☐ (a) experimentar.
- ☐ (b) refletir sobre ela.

2. Eu me considero

- ☐ (a) realista.
- ☐ (b) inovador.

3. Quando eu penso sobre o que fiz ontem, é mais provável que afluam

- ☐ (a) figuras.
- ☐ (b) palavras.

4. Eu tendo a

- ☐ (a) compreender os detalhes de um assunto, mas a estrutura geral pode ficar imprecisa.
- ☐ (b) compreender a estrutura geral de um assunto, mas os detalhes podem ficar imprecisos.

5. Quando estou aprendendo algum assunto novo, me ajuda

- ☐ (a) falar sobre ele.
- ☐ (b) refletir sobre ele.

6. Se eu fosse um professor, eu preferiria ensinar uma disciplina

- ☐ (a) que trate com fatos e situações reais.
- ☐ (b) que trate com idéias e teorias.

7. Eu prefiro obter novas informações através de

- ☐ (a) figuras, diagramas, gráficos ou mapas.
- ☐ (b) instruções escritas ou informações verbais.

8. Quando eu compreendo

- ☐ (a) todas as partes, consigo entender o todo.
- ☐ (b) o todo, consigo ver como as partes se encaixam.

9. Em um grupo de estudo, trabalhando um material difícil, eu provavelmente

- ☐ (a) tomo a iniciativa e contribuo com idéias.
- ☐ (b) assumo uma posição discreta e escuto.

10. Acho mais fácil

- ☐ (a) aprender fatos.
- ☐ (b) aprender conceitos.

11. Em um livro com uma porção de figuras e desenhos, eu provavelmente

- ☐ (a) observo as figuras e desenhos cuidadosamente.
- ☐ (b) atento para o texto escrito.

12. Quando resolvo problemas de matemática, eu

- ☐ (a) usualmente trabalho de maneira a resolver uma etapa de cada vez.
- ☐ (b) frequentemente antevero as soluções, mas tenho que me esforçar muito para conceber as etapas para chegar a elas.

13. Nas disciplinas que cursei eu

- ☐ (a) em geral fiz amizade com muitos dos colegas.
- ☐ (b) raramente fiz amizade com muitos dos colegas.

14. Em literatura de não-ficção, eu prefiro

- ☐ (a) algo que me ensine fatos novos ou me indique como fazer alguma coisa.
- ☐ (b) algo que me apresente novas idéias para pensar.

15. Eu gosto de professores

- ☐ (a) que colocam uma porção de diagramas no quadro.
- ☐ (b) que gastam bastante tempo explicando.

16. Quando estou analisando uma estória ou novela eu

- ☐ (a) penso nos incidentes e tento colocá-los juntos para identificar os temas.
- ☐ (b) tenho consciência dos temas quando termino a leitura e então tenho que voltar atrás para encontrar os incidentes que os confirmem.

17. Quando inicio a resolução de uma "tarefa de casa", normalmente eu

- ☐ (a) começo a trabalhar imediatamente na solução.
- ☐ (b) primeiro tento compreender completamente o problema.

18. Prefiro a idéia do

- ☐ (a) certo.

- ☐ (b) teórico.

19. Relembro melhor

- ☐ (a) o que vejo.
☐ (b) o que ouço.

20. É mais importante para mim que o professor

- ☐ (a) apresente a matéria em etapas sequenciais claras.
☐ (b) apresente um quadro geral e relacione a matéria com outros assuntos.

21. Eu prefiro estudar

- ☐ (a) em grupo.
☐ (b) sozinho.

22. Eu costumo ser considerado(a)

- ☐ (a) cuidadoso(a) com os detalhes do meu trabalho.
☐ (b) criativo(a) na maneira de realizar meu trabalho.

23. Quando busco orientação para chegar a um lugar desconhecido, eu prefiro

- ☐ (a) um mapa.
☐ (b) instruções por escrito.

24. Eu aprendo

- ☐ (a) num ritmo bastante regular. Se estudar pesado, eu "chego lá".
☐ (b) em saltos. Fico totalmente confuso(a) por algum tempo, e então, repentinamente eu tenho um "estalo".

25. Eu prefiro primeiro

- ☐ (a) experimentar as coisas.
☐ (b) pensar sobre como é que eu vou fazer.

26. Quando estou lendo por lazer, eu prefiro escritores que

- ☐ (a) explicitem claramente o que querem dizer.
☐ (b) dizem as coisas de maneira criativa, interessante.

27. Quando vejo um diagrama ou esquema em uma aula, relembro mais facilmente

- ☐ (a) a figura.
☐ (b) o que o professor disse a respeito dela.

28. Quando considero um conjunto de informações, provavelmente eu

- ☐ (a) presto mais atenção nos detalhes e não percebo o quadro geral.
☐ (b) procuro compreender o quadro geral antes de atentar para os detalhes.

29. Relembro mais facilmente

- ☐ (a) algo que fiz.
☐ (b) algo sobre o que pensei bastante.

30. Quando tenho uma tarefa para executar, eu prefiro

- ☐ (a) dominar uma maneira para a execução da tarefa.

- ☐ (b) encontrar novas maneiras para a execução da tarefa.

31. Quando alguém está me mostrando dados, eu prefiro

- ☐ (a) diagramas ou gráficos.
- ☐ (b) texto sumarizando os resultados.

32. Quando escrevo um texto, eu prefiro trabalhar (pensar a respeito ou escrever)

- ☐ (a) a parte inicial do texto e avançar ordenadamente.
- ☐ (b) diferentes partes do texto e ordená-las depois.

33. Quando tenho que trabalhar em um projeto em grupo, eu prefiro que se faça primeiro

- ☐ (a) um debate (brainstorming) em grupo, onde todos contribuem com idéias..
- ☐ (b) um brainstorming individual, seguido de reunião do grupo para comparar as idéias.

34. Considero um elogio chamar alguém de

- ☐ (a) sensível.
- ☐ (b) imaginativo.

35. Das pessoas que conheço em uma festa, provavelmente eu me recordo melhor

- ☐ (a) da sua aparência.
- ☐ (b) do que eles disseram sobre si mesmas.

36. Quando estou aprendendo um assunto novo, eu prefiro

- ☐ (a) concentrar-me no assunto, aprendendo o máximo possível.
- ☐ (b) tentar estabelecer conexões entre o assunto e outros a ele relacionados.

37. Mais provavelmente sou considerado(a)

- ☐ (a) expansivo(a).
- ☐ (b) reservado(a).

38. Prefiro disciplinas que enfatizam

- ☐ (a) material concreto (fatos, dados).
- ☐ (b) material abstrato (conceitos teorias).

39. Para entretenimento, eu prefiro

- ☐ (a) assistir televisão.
- ☐ (b) ler um livro.

40. Alguns professores iniciam suas preleções com um resumo do que irão cobrir. Tais resumos são

- ☐ (a) de alguma utilidade para mim.
- ☐ (b) muito úteis para mim.

41. A idéia de fazer o trabalho de casa em grupo, com a mesma nota para todos do grupo,

- ☐ (a) me agrada.
- ☐ (b) não me agrada.

42. Quando estou fazendo cálculos longos

- ☐ (a) tendo a repetir todos os passos e conferir meu trabalho cuidadosamente.
- ☐ (b) acho cansativo conferir o meu trabalho e tenho que me esforçar para fazê-lo.

43. Tendo a descrever os lugares onde estive

- ☐ (a) com facilidade e com bom detalhamento.
- ☐ (b) com dificuldade e sem detalhamento.

44. Quando estou resolvendo problemas em grupo, mais provavelmente eu

- ☐ (a) penso nas etapas do processo de solução.
- ☐ (b) penso nas possíveis consequências, ou sobre as aplicações da solução para uma ampla faixa de áreas.

A.2 Tabela Resultante

A tabela A1 contém as informações resultantes do questionário aplicado aos estudantes do Curso de Engenharia Elétrica, campus USP/ São Carlos para o reconhecimento dos estilos de aprendizagem.

A escala utilizada por Felder para a classificação varia entre -9 e 9, indicando os graus -9, -7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7 e 9. Cada característica pode ser classificada de acordo com o grau resultante. Por exemplo, na característica Ativo ou Reflexivo, um estudante que apresenta grau negativo, corresponde a primeira característica, ou seja Ativo, e dependendo do grau, menor ou maior, pode indicar o quão a característica é predominante.

No caso do aluno 1 deste teste, apresenta grau -5, indicando que se encaminha para a predominância “forte” na característica Ativo. O mesmo estudante apresenta -9 para a característica Sensorial, ou seja, fortemente sensorial; -7 para Visual, apresentando grande predominância de característica Visual; ao par que apresenta -1 na característica Sequencial, indicando que não é fraca a predominância, ou seja, essa preferência pode ser alternada para Global dependendo de uma situação.

Tabela A1- Resultado do Questionário Aplicado

	Felder (De -11 a 11)			
Aluno	Ativo / Reflexivo	Sensorial / Intuitivo	Visual / Verbal	Sequencial / Global
1	-5	-9	-7	-1
2	-1	-7	-7	-7
3	-1	-5	-11	7
4	3	-1	3	-5
5	7	-1	-7	7
6	-3	-3	1	-5
7	-5	5	-7	-3
8	-1	-3	-7	-3

9	3	-7	-7	-7
10	1	-1	-7	1
11	-5	-1	-3	-1
12	-1	-3	-1	-7
13	-3	-3	5	-3
14	-7	-1	-11	-3
15	3	11	-5	-7
16	-1	-1	-11	7
17	-3	-5	-9	-5
18	1	5	-9	3
19	-3	-5	-9	-5
20	1	-7	-11	-3
21	1	-9	-11	1
22	-5	-1	-7	7
23	1	-3	-1	-1
24	-3	-3	-3	-1
25	-7	-9	-9	1
26	3	-3	-7	3
27	3	3	-1	-11
28	-7	3	-3	11
29	-3	-7	-9	-3
30	-1	-5	-5	5
31	-3	-1	-5	5
32	5	-9	-7	-1
33	7	-1	7	-3
34	-5	-11	3	-3
35	-7	-1	-1	3
36	-5	1	-9	9
37	-7	-1	-5	5
38	3	-5	-7	5
39	1	1	5	1
40	5	-3	1	1
41	1	-11	-3	-1
42	5	-3	-7	3
43	-7	-1	-3	-5
44	-11	-9	-9	-9
45	3	1	-3	-1
46	5	-5	-5	-1
47	1	7	-1	-5
48	-9	1	-9	-3
49	-7	-7	1	-1
50	-3	1	-5	3
51	1	-3	-7	-1
52	-9	-3	-3	-1
53	-7	-3	-3	1
54	5	3	-5	1
55	-11	-3	-1	-5
56	3	-5	-5	-1
57	5	1	9	5
58	-3	-3	-3	3
59	1	-7	-1	-3
60	-5	7	-9	7
61	1	-5	-1	-3
62	-1	3	-7	3
63	-5	-5	1	-1
64	-1	-3	3	1
65	-5	1	-7	9
66	-7	1	1	1
67	5	-3	-7	-1

68	-1	-5	-9	-3
69	-1	3	-9	-5
70	9	-5	-1	1
71	-1	-7	-3	-5
72	5	9	3	1
73	-3	-1	-9	-5
74	5	-3	1	-1
75	7	-5	-11	-5
76	5	-1	3	1
77	1	1	-3	5
78	1	-5	-5	9
79	-3	-5	-9	-7
80	-3	-11	-9	-7
81	-3	-7	-9	1
82	-1	-3	-1	-1
83	7	-3	-5	5
84	-9	-9	-7	-3
85	3	-1	-9	5
86	-1	1	-5	9
87	-3	-3	-9	5
88	-7	1	5	-5
89	3	1	1	3
90	-7	-5	-1	-3
91	-5	-3	-5	3
92	-5	-1	-1	11
93	5	-1	1	3
94	-5	-7	-7	3
95	-3	-5	-5	3
96	-5	-7	-5	3
97	-9	1	-3	-1
98	5	-3	1	3
99	-1	-7	-7	-5
100	1	-9	-5	1
101	9	-5	-3	-1
102	-3	-5	-9	-1
103	1	-5	-1	5

Apêndice B

Instrumento para Levantamento do Perfil das Disciplinas

O modelo de questionário apresentado neste item, foi elaborado a partir das questões do questionário de levantamento de perfis, apresentado no APÊNDICE A.

Foram definidos 23 itens que se adequam as características que seriam resultantes das questões para o mapeamento de perfis. Na definição do perfil da disciplina são contabilizados os itens e feito uma estatística de distribuição de frequência de respostas.

A partir dessa definição foi criada uma base de dados com informações dos perfis dos estudantes e disciplinas, conforme apresentado no capítulo 5 e visto na figura B1.

Tab_Disciplina	CodDisciplina	Semestre	NomeDisciplina	Perfil1	Perfil2	Perfil3	Perfil4	Nucleo
1	SEL0203	1	PRINCIPIOS DE ELETROICA	R	S	VE	G	NC
2	SEL0204	1	INTROD. SIST. DIGITAIS	R	I	VI	G	NC
3	SEL0300	1	INFO. PROF. ENG. ELETRICA	R	I	VE	G	NC
4	SEL0301	3	CIRCUITOS ELETRICOS I	R	I	VI	SQ	NC
5	SEL0302	4	CIRCUITOS ELETRICOS II	R	I	VI	SQ	NC
6	SEL0304	4	MEDIDA ELETRICA ELETROIC	A	S	VE	SQ	NC
7	SEL0305	5	MEDIDA ELETRICA ELETROIC	A	S	VE	SQ	NC
8	SEL0306	4	LAB DISPOSITIVOS ELETROIC	A	S	VI	G	NC
9	SEL0307	3	LAB CIRCUITOS E MEDIDAS EL	A	I	VI	G	NC
10	SEL0309	5	ELETROMAGNETISMO	R	I	VI	SQ	NC
11	SEL0310	4	ONDAS ELETROMAGNETICAS	R	S	VE	G	NC
12	SEL0311	5	INSTALAÇÕES ELETRICAS I	R	S	VE	G	NC
13	SEL0312	6	INSTALAÇÕES ELETRICAS II	R	S	VE	G	NC
14	SEL0313	5	CIRCUITOS ELETROICNICOS I	R	S	VE	G	NC
15	SEL0314	6	CIRCUITOS ELETROICNICOS II	R	S	VE	G	NC
16	SEL0315	7	CIRCUITOS ELETROICNICOS III	R	S	VE	G	NC
17	SEL0316	5	LAB CIRCUITOS ELETROICNICOS	A	I	VI	SQ	EE
18	SEL0317	6	LAB CIRCUITOS ELETROICNICOS	A	I	VI	SQ	EE
19	SEL0318	7	LAB CIRCUITOS ELETROICNICOS	A	I	VI	SQ	EE
20	SEL0323	5	LAB SISTEMAS DIGITAIS II	A	I	VI	G	EE
21	SEL0326	6	CONTROLE DE SIST. LINEARES	R	S	VE	G	NC
22	SEL0327	5	LAB FUNDAMENTOS DE CONTRO	A	S	VI	G	NC
23	SEL0328	6	LAB CONTROLE DE SISTEMAS	A	S	VI	G	EE
24	SEL0329	6	CONVERSAO ELETROM. ENER	R	I	VE	G	NC
25	SEL0330	7	LAB CONVERSAO ELETROM. E	A	I	VI	G	NC
26	SEL0331	6	ANALISE ESTATICA ENERG. EL	A	S	VI	SQ	EA
27	SEL0336	5	APLICAÇÃO MICROPROCESSA	A	S	VI	G	NC
28	SEL0337	6	APLICAÇÃO MICROPROCESSA	A	S	VI	G	NC
29	SEL0338	7	TOPICOS ESPEC. SIST. DIGITA	R	I	VE	G	EE
30	SEL0339	8	INTRODUÇÃO VISÃO COMPUTA	R	I	VI	SQ	EE
31	SEL0341	9	MAQUINAS ELETRICAS	R	S	VE	G	EA
32	SEL0342	9	ACIONAMENTO E CONTROLE M	R	S	VE	G	EA
33	SEL0343	7	PROCESSAMENTO DIGITAL SIN	R	I	VE	G	NC
34	SEL0344	7	ANTENAS	R	S	VE	G	EE

Figura B1 – Parte da Base de Dados de Perfis das Disciplinas

Colaborador Prof(a): _____

CARACTERÍSTICAS:

1. Estimula trabalho em grupo
2. Os trabalhos são realizados normalmente individualmente
3. Há MUITA interação entre alunos durante as atividades
4. Há POUCA interação entre alunos durante as atividades
5. Possui atividades de teste e experimento
6. Atividades precisam de reflexão antes de serem executadas
7. Atividades exigem maior concentração
8. Há muita atividade prática
9. Atividades são normalmente teóricas , conceituais
10. Atividades são baseadas em fatos / atividades pré-definidas
11. Estimula criação e inovação de soluções/ possibilita descobrir novas soluções
12. Atividades objetivas, obedecendo seqüência lógicas
13. Atividades são normalmente reproduzidas da mesma maneira, por métodos tradicionais
14. Atividades são baseadas em uma determinada lógica/ regra
15. Nas atividades, a escolha da solução parte de uma avaliação subjetiva
16. Atividades previamente planejadas/ definidas
17. Atividades que favorece várias alternativas de solução/ não há uma única solução
18. Nas atividades são estabelecidos prazos
19. Atividades são realizadas espontaneamente sem estabelecimento de prazos

20. Nas aulas são apresentados diagramas, gráficos, esquemas...(material de apoio)
21. Nas atividades, as informações para solução são apresentadas sequencialmente/ passo a passo primeiramente, primeiramente os detalhes
22. Nas atividades, as informações para solução são apresentadas aleatoriamente, sem obedecer uma determinada seqüência, pois o que se interessa é a idéia geral.
23. Para realização das atividades é necessária a compreensão do problema de forma geral para a definição das tarefas.

Assinalar com (X) as características correspondentes às disciplinas:

DISCIPLINAS	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
SEL0303- Materiais Elétricos e Processos																							
SEL0307- Lab. Circuitos e Medidas Elétricas																							
SEL0301- Circuitos Elétricos I																							
SEL0319- Sistemas Digitais I																							
SEL0414- Sistemas Digitais (EE/ EA) (Eletrotécnica/Automação)																							
SEL0309- Eletromagnetismo																							
SEL0321- Sistemas Digitais III																							
SEL0316- Lab. Circuitos Eletrônicos I																							

SEL0323- Lab. Sistemas Digitais II																							
SEL0313- Circuitos Eletrônicos I																							
SEL0309- Eletromagnetismo																							
SEL0305- Medidas Elétricas e Eletrônicas II																							
SEL0327- Lab. Sistemas de Controle I																							
SEL0327- Lab. Fundamentos de Controle																							
SEL0311- Eletrotécnica Aplicada I																							
SEL0311- Instalações Elétricas I																							
SEL0325- Sistemas de Controle I																							
SEL0417- Fundamentos de Controle																							
SEL0315- Circuitos Eletrônicos III																							
SEL0401- Eletrônica de Potência																							
SEL0330- Lab. de Conversão Eletromecânica de Energia																							
SEL0336- Aplicação de Microprocessadores I																							
SEL0382- Controle Robusto																							

SEL0343- Processamento Digital de Sinais																						
SEL0344- Antenas																						
SEL0366- Comunicações Ópticas																						
SEL0350- Elementos de Proj.Elétricos em Sist.Distr.Energia Elétrica																						
SEL0318- Lab. Circuitos Eletrônicos III																						
SEL0349- Métodos de Otimização de Sistemas																						
SEL0360- Princípios de Comunicação																						
SEL0334- Lab. de Eletrônica de Potência I																						
SEL0351- Instrumentação Eletrônica I																						
SEL0365- Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica																						
SEL0365- Linhas de Transmissão de Energia Elétrica																						
SEL0348- Fenômenos de Surtos e Análise de Falhas em S.E.E.																						
SEL0348- Cálculo de Curto Circuito																						
SEL0338- Tópicos Especiais em Sistemas Digitais																						
SEL0369- Microondas																						

SEL0347- Comunicação Digital II																							
SEL0341- Máquinas Elétricas																							
SEL0370- Sistemas Telefônicos																							
SEL0377- Computação Gráfica																							
SEL0338- Tópicos Especiais em Sistemas Digitais																							
SEL0342- Acionamento e Controle de Máquinas Elétricas																							
SEL0385- Serviços de Telecomunicação e Redes Faixa Larga																							
SEL0397- Princípios Físicos de Formação de Imagens Médicas																							
SEL0357- Operação de Sistemas Eletronergéticos																							
SEL0357- Operação Econômica de Energia Elétrica																							
SEL0364- Controle Não Linear Aplicado																							
SEL0395- Introdução à Engenharia de Reabilitação																							

Apêndice C

Tabela de Distribuição Normal Utilizada para Normalização dos Dados

A tabela C.1 determina a área a partir do número de desvios-padrão, os quais são lidos formato (número_inteiro, número_decimal) a,bc , onde a corresponde ao número inteiro lido na primeira coluna; b ao número decimal lido na primeira coluna, e c , ao número centesimal lido na primeira linha da tabela.

Tabela C.1 – Tabela de Distribuição Normal

Z	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	0,0000	0,0040	0,0080	0,0120	0,0160	0,0199	0,0239	0,0279	0,0319	0,0359
0,1	0,0398	0,0438	0,0478	0,0517	0,0557	0,0596	0,0636	0,0675	0,0714	0,0753
0,2	0,0793	0,0832	0,0871	0,0910	0,0948	0,0987	0,1026	0,1064	0,1103	0,1141
0,3	0,1179	0,1217	0,1255	0,1293	0,1331	0,1368	0,1406	0,1443	0,1480	0,1517
0,4	0,1554	0,1591	0,1628	0,1664	0,1700	0,1736	0,1772	0,1808	0,1844	0,1879
0,5	0,1915	0,1950	0,1985	0,2019	0,2054	0,2088	0,2123	0,2157	0,2190	0,2224
0,6	0,2257	0,2291	0,2324	0,2357	0,2389	0,2422	0,2454	0,2486	0,2517	0,2549
0,7	0,2580	0,2611	0,2642	0,2673	0,2703	0,2734	0,2764	0,2794	0,2823	0,2852
0,8	0,2881	0,2910	0,2939	0,2967	0,2995	0,3023	0,3051	0,3078	0,3106	0,3133
0,9	0,3159	0,3186	0,3212	0,3238	0,3264	0,3289	0,3315	0,3340	0,3365	0,3389
1,0	0,3413	0,3438	0,3461	0,3485	0,3508	0,3531	0,3554	0,3577	0,3599	0,3621
1,1	0,3643	0,3665	0,3686	0,3708	0,3729	0,3749	0,3770	0,3790	0,3810	0,3830
1,2	0,3849	0,3869	0,3888	0,3907	0,3925	0,3944	0,3962	0,3980	0,3997	0,4015
1,3	0,4032	0,4049	0,4066	0,4082	0,4099	0,4115	0,4131	0,4147	0,4162	0,4177
1,4	0,4192	0,4207	0,4222	0,4236	0,4251	0,4265	0,4279	0,4292	0,4306	0,4319
1,5	0,4332	0,4345	0,4357	0,4370	0,4382	0,4394	0,4406	0,4418	0,4429	0,4441
1,6	0,4452	0,4463	0,4474	0,4484	0,4495	0,4505	0,4515	0,4525	0,4535	0,4545
1,7	0,4554	0,4564	0,4573	0,4582	0,4591	0,4599	0,4608	0,4616	0,4625	0,4633
1,8	0,4641	0,4649	0,4656	0,4664	0,4671	0,4678	0,4686	0,4693	0,4699	0,4706
1,9	0,4713	0,4719	0,4726	0,4732	0,4738	0,4744	0,4750	0,4756	0,4761	0,4767
2,0	0,4772	0,4778	0,4783	0,4788	0,4793	0,4798	0,4803	0,4808	0,4812	0,4817
2,1	0,4821	0,4826	0,4830	0,4834	0,4838	0,4842	0,4846	0,4850	0,4854	0,4857
2,2	0,4861	0,4864	0,4868	0,4871	0,4875	0,4878	0,4881	0,4884	0,4887	0,4890
2,3	0,4893	0,4896	0,4898	0,4901	0,4904	0,4906	0,4909	0,4911	0,4913	0,4916
2,4	0,4918	0,4920	0,4922	0,4925	0,4927	0,4929	0,4931	0,4932	0,4934	0,4936