

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

MÁRCIA GONÇALVES DE OLIVEIRA

**AVALIAÇÕES *ONLINE* PARA NIVELAMENTO
E FORMAÇÃO DE CLASSIFICADORES HUMANOS**

VITÓRIA
2009

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

MÁRCIA GONÇALVES DE OLIVEIRA

**AVALIAÇÕES *ONLINE* PARA NIVELAMENTO
E FORMAÇÃO DE CLASSIFICADORES HUMANOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI) da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Informática.

Orientador: Prof. Dr. Elias Oliveira.

VITÓRIA

2009

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

Oliveira, Márcia Gonçalves de, 1976 -

O48a Avaliações online para nivelamento e formação de classificadores humanos/
Márcia Gonçalves de Oliveira. – 2009.

130 f. : il.

Orientador: Elias Silva de Oliveira.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Ensino gerenciado por computador. 2. Ensino à distância. 3. Avaliação. 4. Classificações bibliográficas. 5. Clusterização. I. Oliveira, Elias Silva de. II. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 004

MÁRCIA GONÇALVES DE OLIVEIRA

**AVALIAÇÕES *ONLINE* PARA NIVELAMENTO
E FORMAÇÃO DE CLASSIFICADORES HUMANOS**

Dissertação submetida ao programa de Pós-Graduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Informática.

Aprovada em ____ de _____ de 2009.

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr. Elias Oliveira

Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)

Orientador

Prof. Dr. Alberto Ferreira de Souza

Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)

Prof. Dr. Edson Pereira Cardoso

Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)

Prof^ª. Dra. Eliana Zandonade

Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)

Prof^ª. Dra. Maria Luiza de Almeida Campos

Universidade Federal Fluminense (UFF)

*”E tudo quanto fizerdes, fazei-o de todo o coração,
como ao Senhor e não aos homens.” (Colossenses 3:23)*

Agradecimentos

Agradeço a Deus por todas oportunidades e vitórias alcançadas. A ele todo o meu louvor.

Agradeço aos meus pais por todos os esforços que realizaram para a minha formação e por sempre me apoiarem. Sou profundamente grata à minha mãe pelo seu amor e cuidado para comigo em todos os momentos da minha vida. Que Deus recompense meus pais infinitamente.

Agradeço ao Professor Elias que me deu a oportunidade de retornar à Universidade dando-me a honra de por ele ser orientada. Admiro-o muito pela sua sabedoria, excelência e simplicidade.

Agradeço imensamente ao Projeto CNAE-fiscal de Classificação Automática pelo financiamento das minhas pesquisas no mestrado durante esses dois anos.

Agradeço a todos os que foram meus professores durante o curso de mestrado, pois neste trabalho há uma contribuição expressiva de todos vocês.

Agradeço ao Professor Marcelo Nair, da disciplina *Representação Temática III* do curso de Biblioteconomia da UFES, por permitir-me assistir às suas aulas e realizar os experimentos desta dissertação em suas turmas.

Agradeço também às alunas de Iniciação Científica, Alessandra e Andréia, que participaram de uma das turmas do Professor Marcelo e muito nos ajudaram na realização dos experimentos. À Alessandra, agradeço muito pelas contribuições nas pesquisas e pelas interações com a sua turma e com o Professor Marcelo para melhor realização dos experimentos.

Sumário

1	Introdução	16
1.1	O Problema	18
1.2	Motivações	20
1.3	Objetivos	21
1.4	Metodologia	21
1.4.1	Avaliação diagnóstica	24
1.4.2	Avaliação formativa	25
1.4.3	Avaliação somativa	26
1.5	Estrutura da Dissertação	28
2	Referencial Teórico	29
2.1	Uma avaliação a favor da aprendizagem	31
2.1.1	Avaliação diagnóstica para mapeamento de aprendizagens	34
2.1.2	Avaliação formativa para nivelamento de aprendizagens	35
2.1.3	Avaliação somativa para qualificação de aprendizagens	37
2.2	Trabalhos relacionados	39

2.2.1	Um sistema de apoio à aprendizagem de classificação	39
2.2.2	Identificação de componentes individuais de aprendizagem	40
2.2.3	Agrupamentos de alunos por perfis similares	41
2.2.4	Avaliações formativas por mapas cognitivos	42
2.2.5	Avaliação por realimentação	42
2.2.6	Um sistema de verificação de similaridade entre perguntas para envio automático de respostas	43
3	A Clusterização Automática	45
3.1	Métodos de clusterização	47
3.1.1	A clusterização hierárquica	48
3.1.2	A clusterização particional	49
3.2	Medidas de similaridade	51
3.3	Avaliação de clusterização	52
3.4	O Software Cluto	54
4	Os Sistemas SOAC e SOAD	57
4.1	O sistema SOAC	57
4.1.1	Visão do aluno	58
4.1.2	Visão do professor	63
4.2	O sistema SOAD	66
4.2.1	Visão do aluno	67
4.2.2	Visão do professor	70

5	Experimentos e Resultados	73
5.1	Estudo de caso I	74
5.1.1	Metodologia experimental	74
5.1.2	O Antes e o Depois da Avaliação Formativa	84
5.2	Estudo de caso II	87
5.2.1	Metodologia experimental	88
5.2.2	O Antes e o Depois da avaliação formativa	94
5.3	Experimentos de <i>QAsystem</i>	98
5.3.1	Metodologia	98
5.3.2	Resultados	100
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	102
6.1	O Antes	103
6.2	O Depois	105
6.3	Trabalhos futuros	108
6.3.1	Um classificador automático para construção de gabaritos	108
6.3.2	Um tutor inteligente para avaliação formativa metacognitiva	109
6.3.3	Métricas para avaliar competências	111

Lista de Tabelas

5.1	Erros e acertos em relação à média de palavras em notícias	82
5.2	Tarefa de classificação de notícias: resultados de clusterização automática Antes e Depois da avaliação formativa	86
5.3	Tarefa sobre sinais da <i>CDU</i> : Resultados de Clusterização automática <i>Antes</i> <i>e Depois</i> da Avaliação Formativa	97
5.4	Resultados dos experimentos de <i>QASystem</i>	100

Lista de Figuras

1.1	Metodologia de Avaliações Diagnóstica (AD), Formativa (AF) e Somativa (AS)	22
1.2	Modelo conceitual do sistema <i>SOAC</i>	24
1.3	Modelo conceitual do sistema <i>SOAD</i>	25
2.1	Modelo de Avaliação	33
2.2	Modelo de Representação Visual de Diagnóstico de Aprendizagem. Fonte: (MAZZA; DIMITROVA, 2007), ScienceDirect	41
3.1	Exemplo de clusterização	45
3.2	Exemplo de dendrograma (JUNIOR, 2006)	48
3.3	Visualização de padrões, características e <i>clusters</i> do <i>Software Cluto</i> (KARYPIS, 2003)	56
4.1	Autenticação de usuários	58
4.2	Cadastro de usuários	59
4.3	Resolução de questões de classificação	60
4.4	Lista de questões erradas	61
4.5	Refazer questões erradas	62

4.6	Tela de apresentação do professor	63
4.7	Especificação de tarefas	64
4.8	Edição de gabaritos	65
4.9	Relatório de desempenhos	66
4.10	Tela de apresentação de uma prova	67
4.11	Resolução das questões de uma prova	68
4.12	Fazer perguntas	70
4.13	Correção de questões	71
4.14	Correção de perguntas	72
5.1	Tarefa de classificação de notícias	76
5.2	Desempenhos de alguns alunos na tarefa de classificação de notícias na etapa de avaliação diagnóstica	78
5.3	Mapa de aprendizagens da classificação de notícias - Avaliação Diagnóstica	79
5.4	Comparação dos desempenhos dos alunos em relação às quantidades de palavras dos textos de notícias	81
5.5	Erros de classificação relacionados à Classe 3 (<i>Especial</i>) em textos de notícias com mais de 1000 palavras	81
5.6	Mapas de aprendizagens da tarefa de classificação de notícias - <i>Antes e Depois</i> da avaliação formativa	85
5.7	Tabela de sinais e auxiliares comuns da CDU. Fonte: (MELRO, 2006)	88
5.8	Especificação da tarefa sobre os sinais da CDU	90
5.9	Relatórios individuais de desempenhos	91

5.10	Mapa de aprendizagens dos sinais da CDU - Avaliação diagnóstica	92
5.11	Mapa de aprendizagens dos sinais da CDU - <i>Antes e Depois</i> da avaliação formativa	95
5.12	Arquivo de representação de uma coleção de documentos	100
6.1	O <i>Antes</i> de uma turma de Representação Temática III	104
6.2	Resultados finais de uma turma <i>Antes e Depois</i> da Avaliação Formativa . .	107
6.3	Modelo de avaliação metacognitiva	110

Resumo

A eficácia do ensino-aprendizagem de classificação de documentos em cursos superiores de Biblioteconomia tem-se revelado um grande desafio pois, a cada ano, formam-se turmas cada vez maiores e mais desiguais. Tem sido, desse modo, uma tarefa difícil para um professor gerenciar sozinho um grande número de alunos com diferentes níveis de conhecimentos e com diversas dificuldades individuais de aprendizagem. Além disso, há uma grande carência de metodologias e tecnologias educacionais que apoiem esse complexo contexto de ensino-aprendizagem. Uma vez que a classificação é um conhecimento que exige diferentes habilidades, o seu processo de ensino-aprendizagem requer um acompanhamento mais minucioso. Este trabalho apresenta, dessa forma, uma metodologia, apoiada por tecnologias computacionais, para diagnosticar, monitorar e regular aprendizagens individuais por avaliações contínuas. Para a aplicação dessa metodologia, foi desenvolvido um sistema *online* de avaliações diagnóstica e formativa e modelado um sistema de avaliação somativa como apoio ao ensino-aprendizagem de classificação de documentos. Esses sistemas são baseados essencialmente em atividades de classificação. A avaliação diagnóstica é realizada por técnicas de clusterização automática que permitem agrupar alunos por perfis similares e identificar as dificuldades individuais de aprendizagem. A avaliação formativa é realizada por recursos do Sistema *Online* de Atividades de Classificação (SOAC) que permitem a regulação de aprendizagens tanto pelo professor quanto pelos próprios alunos. A avaliação somativa, por sua vez, será realizada pelo Sistema *Online* de Avaliação a Distância (SOAD) que gerará automaticamente provas compostas por questões planejadas para mensurar habilidades e identificar competências. Essa metodologia visa agregar mais qualidade ao ensino-aprendizagem de classificação de forma a promover nivelamento de alunos e sucessos de aprendizagem. Os resultados experimentais da aplicação da nossa metodologia em turmas reais de classificação demonstram que é possível, mesmo em turmas muito grandes, reduzir desigualdades e promover êxitos coletivos de aprendizagem. O objetivo deste trabalho é garantir uma melhor formação de classificadores humanos e, por conseguinte, melhor qualidade de serviços na área de classificação de documentos.

Abstract

The effectiveness of teaching and learning of classification of documents in the Library Science degree courses has been a challenge because, every year, make up classes ever larger and more uneven. It has been thus a difficult task for a teacher alone manage a large number of students with different levels of knowledge and individual learning difficulties. Moreover, there is a great need for methodologies and educational technologies that support this complex context of teaching and learning. Since the classification is a knowledge that requires different skills, the process of teaching and learning requires a more detailed monitoring. This paper presents thus a methodology, supported by computer technology, to diagnose, monitor and regulate learning by individual evaluation continuous actions. For the application of this methodology was developed a online system of diagnostic and formative assessments and modeled a system of summative assessment to support the teaching-learning in classification of documents. These systems are based mainly on activities of classification. The diagnostic evaluation is performed by techniques that enable automatic cluster grouping students by similar profiles and identify the individual learning difficulties. Formative assessment is carried out by resources of Online System for Classification of Activities (SOAC), which allow the regulation of learning by both the teacher as the students themselves. The summative evaluation, for its time, will be held by the Online System of Evaluation Distance (SOAD) that automatically generate tests consist of questions designed to measure skills and identify competences. This approach aims to add more quality teaching and learning of classification in order to promote leveling of students and success of learning. The experimental results of applying our methodology in real classrooms show that is possible, even in very large classes, reduce inequalities and promote collective successes of learning. The objective of this work is to ensure better formation of human classifiers, and therefore better quality of services in area of classification of documents.

Capítulo 1

Introdução

A classificação é o ato de agrupar itens que possuem características ou atributos semelhantes de acordo com um critério de organização estabelecido. Esses itens podem ser entidades concretas, idéias das entidades ou abstrações (KARPUK, 2004) e outros tipos de informações. A classificação é uma verdadeira estrutura de representação do conhecimento (FARRADANE, 1955) ou mapa de conhecimento (BUCHANAN, 1979) porque separa e hierarquiza um conjunto de itens em classes e até subclasses. A classificação é ainda, segundo Straioto (2001), um processo mental pelo qual podemos distinguir e relacionar itens por suas semelhanças e diferenças bem como mapear esses itens e suas relações em classes.

Uma vez que a classificação agrupa itens em classes por suas semelhanças e diferenças, ela se torna uma habilidade do pensamento lógico intrinsecamente relacionada à habilidade de comparação (RAPHAEL; CARRARA, 2002). A comparação e a classificação, segundo Raphael e Carrara (2002), estão intimamente relacionadas à percepção clara das coisas e a uma bagagem de informações suficientes para ativar o pensamento dedutivo. A classificação está também relacionada com a habilidade para organizar e relacionar informações em categorias significativas. Além das habilidades de comparar, relacionar, perceber, organizar, conhecer, deduzir e induzir apontadas por Raphael e Carrara (2002), o ato de classificar exige experiência em análise e síntese de conteúdos (ANTUNES, 2001). Outras habilidades, segundo Antunes (2001), como observar, pesquisar, consultar, combinar, revisar, criar, separar, reunir, conferir, decidir e interagir, também estão envolvidas no processo de classificação.

Todas essas habilidades apontadas por (RAPHAEL; CARRARA, 2002; ANTUNES, 2001) manifestam-se de forma mais expressiva e mútua na classificação bibliográfica.

A classificação bibliográfica ou documental é uma área da Biblioteconomia relacionada à representação temática de documentos. Ao contrário dos outros tipos de classificação, a classificação bibliográfica é minuciosamente elaborada e, em geral, é acompanhada de um código em que cada classe é designada por um símbolo (POMBO, 1998). Os símbolos das classes representam assuntos de um documento e a combinação desses símbolos em um código de classificação, as relações entre os assuntos que caracterizam um documento.

O processo de classificação bibliográfica realizado pelo profissional bibliotecário é feito a partir de dois momentos: a leitura técnica e a escolha da classe mais apropriada para um determinado documento. Na leitura técnica são extraídos os principais conceitos, que dão características de assunto a um documento (PIEIDADE, 1977). A escolha da classe a ser atribuída a um documento pelo bibliotecário é feita através do exame de *tabelas de classificação*, em conjunto com outros instrumentos de apoio tais como: índices, manuais e consulta a bases de dados catalográficas.

Diversos são os esquemas de classificações destinados à classificação do universo. No Brasil, os dois instrumentos de classificações que se tornaram mais populares em bibliotecas são as tabelas de *Classificação Decimal de Dewey (CDD)* e de *Classificação Decimal Universal (CDU)*. A CDD emprega essencialmente números decimais usando combinação com letras. A CDU, além da combinação de números e letras, utiliza outros sinais para coordenar os seus números. Todavia outros sistemas e instrumentos podem ser adaptados de acordo com a necessidade e especificidade de cada material/documento a ser classificado.

O processo de classificação bibliográfica é, conforme apresentamos, um processo mental complexo, pois requer a ação conjunta de várias habilidades operatórias (DAL'EVEDOVE; FUJITA, 2008) desde as mais simples às mais complexas. Desse modo, associa corretamente um código bibliográfico a um documento o classificador que aprendeu a observar, conhecer, analisar, compreender, comparar, conferir, combinar, sintetizar e criar (ANTUNES, 2001).

Sendo o conhecimento de classificação dependente de tantas habilidades, o seu processo de ensino e de aprendizagem deverá contemplar o desenvolvimento dessas habilidades se

verdadeiramente objetivar formar profissionais de classificação competentes.

A questão a ser levantada a priori, no entanto, é se as metodologias, os recursos didáticos e as condições de aprendizagem das turmas de classificação (ou representação temática) em cursos superiores de Biblioteconomia favorecem o desenvolvimento de habilidades associada à prática da classificação bibliográfica.

1.1 O Problema

O ensino-aprendizagem de classificação em cursos de Biblioteconomia tem sido um grande desafio em modalidades do ensino presencial, pois a cada ano formam-se turmas cada vez maiores e mais desiguais. Os mantenedores das instituições de ensino, sejam públicas ou privadas, têm exigido um crescente aumento do número de alunos em sala de aula. Acrescenta-se a isso, o fato de que os alunos ingressantes trazem consigo bases diferenciadas de leitura, cultura e visão de mundo, o que evidentemente influenciará nos rendimentos desses alunos ao longo do curso de classificação (OLIVEIRA; ZANDONADE; OLIVEIRA, 2008).

Predomina-se ainda um modelo pedagógico tradicional (AQUINO, 2008), focado apenas na transmissão e na retenção de conteúdos para promover a aprendizagem. Já a avaliação, também tradicional, é realizada predominantemente visando a exatidão e a reprodução de conteúdos comunicados em aula (MIZUKAMI, 1986). Além disso, o erro é tratado como um comportamento inadequado que deve ser eliminado (FONTANA; CRUZ, 1997).

O processo de ensino e de aprendizagem de classificação é ainda realizado sem o auxílio de ferramentas computacionais e apenas o professor é quem media a aprendizagem dos alunos. Esse mesmo mediador é quem faz a avaliação das dificuldades enfrentadas por cada aluno nas atividades propostas. Como são muitos alunos e suas carências são tão diferenciadas, esse mediador acaba por não ter muito tempo para atender individualmente tanto os alunos com dificuldades quanto os alunos que avançam mais rapidamente nos conteúdos (OLIVEIRA; ZANDONADE; OLIVEIRA, 2008). Além disso, os conteúdos ensinados nos cursos de classificação são extensos e ministrados, em geral, em períodos curtos.

Os problemas mencionados, além de dificultarem o ensino e a aprendizagem de classificação, reduzem a prática de exercícios, quando o ofício de classificar exige muita prática. Hoje, poucos exercícios de classificação são realizados sob a supervisão de um professor em uma turma de classificação documentária. Tipicamente, menos de trinta exercícios de classificação são aplicados e corrigidos pelo professor ao longo de uma disciplina de classificação do curso de Biblioteconomia do Departamento de Ciências da Informação da Universidade Federal do Espírito Santo. Um número que consideramos muito baixo tendo em vista a importância de tal habilidade (OLIVEIRA; ZANDONADE; OLIVEIRA, 2008).

Diante desse complexo contexto de ensino e de aprendizagem, torna-se praticamente inviável uma prática pedagógica diferenciada e que ainda se preocupe com o desenvolvimento de habilidades. Deve-se considerar, entretanto, que a classificação é um conhecimento que se molda com a experiência e com o conhecimento gerado por outros classificadores mais experientes (NAIR, 2006). Dessa forma, desconsiderar a heterogeneidade de níveis de aprendizagem e o desenvolvimento de habilidades no ensino de classificação provocará deficiências na formação de classificadores.

Quanto à demanda de desenvolver habilidades considerando os extensos conteúdos ministrados durante um curso de classificação, uma possível solução é trabalhar as habilidades a partir dos próprios conteúdos ensinados. Essa solução é justificada, segundo Antunes (2001), porque só aprende de forma significativa quem atua sobre o objeto do conhecimento usando diferentes habilidades. Dessa forma, o ensino de classificação poderá ser muito mais eficaz se preparar alunos para o exercício de habilidades, transformando os próprios conteúdos ministrados em instrumentos do aprimoramento dessas habilidades (ANTUNES, 2001).

Quanto aos problemas do grande número de alunos e das marcantes desigualdades que dificultam o processo de ensino e de aprendizagem de classificação, deve-se mudar a prática pedagógica e suas finalidades. Há, desse modo, uma premente necessidade de utilização de modernas metodologias e tecnologias de apoio para que se possa lidar com um número cada vez maior de alunos (OLIVEIRA; ZANDONADE; OLIVEIRA, 2008). Além disso, os objetivos da prática pedagógica devem deslocar-se do ensino e da avaliação para a aprendizagem significativa. Para isso, medidas formativas devem ser devidamente adotadas no ensino e na avaliação em favor da melhoria da aprendizagem (PERRENOUD, 1999).

1.2 Motivações

A maior motivação deste trabalho é a possibilidade de promover melhorias significativas no processo de ensino e de aprendizagem de classificação através de uma metodologia apoiada por tecnologia que de fato possibilite garantia de aprendizagem.

Nenhum médico se preocupa em classificar seus pacientes para aplicar-lhes o mesmo tratamento (PERRENOUD, 1999). Da mesma forma, o professor em vez de classificar dificuldades de aprendizagem como fracassos, deve classificá-las para tratá-las de forma diferenciada através do ensino e da avaliação, os instrumentos da sua prática pedagógica. Além disso, o ensino, em vez de ser aplicado da mesma forma para todos, deve ser individualizado, isto é, para cada problema o seu devido tratamento. Entendemos, dessa maneira, que a eficácia de um tratamento educacional individualizado possibilitará que praticamente todos os alunos cheguem a um estado muito bom de aprendizagem.

O ensino individualizado e eficaz em turmas com grande número de alunos e com níveis de aprendizagem bastante desiguais é um processo muito complexo. Mas a Educação a distância (EAD) baseada em Internet, hoje, oferece muitos recursos que expandem as oportunidades de ensino para um número maior de pessoas e de forma individualizada. As novas tecnologias de EAD baseadas em Internet favorecem um trabalho pedagógico centrado na aprendizagem do aluno (COSTA; OLIVEIRA, 2004).

Nos últimos anos, vários ambientes de aprendizagem foram propostos na literatura (NETTO; MENEZES; PESSOA, 2003) e, tipicamente, compõem-se de metodologias e tecnologias que agreguem a eles recursos de apoio à aprendizagem. Mas, embora esses ambientes tenham sido desenvolvidos em favor da aprendizagem, não se tem atentado de forma expressiva para o problema das desigualdades tão marcantes em processos de ensino-aprendizagem. Desse modo, as desigualdades entre perfis de alunos já são reconhecidas em ambientes de aprendizagem (PIMENTEL; FRANÇA; OMAR, 2003b) e até propõem-se ambientes que a elas se adaptem (PIMENTEL et al., 2007). Entretanto, pouco ou nada se tem feito para reduzi-las.

O nivelamento de aprendizagens é uma necessidade no processo educacional que pouco tem sido contemplada pelas novas tecnologias. Desenvolvem-se, dessa forma, tecnologias

e metodologias para uma melhor aprendizagem, mas preservam-se as desigualdades e as hierarquias. Uma vez que a aprendizagem coletiva deveria ser o objetivo de qualquer processo educacional, é inaceitável que uma prática que se afirme como pedagógica preserve as desigualdades em seu processo de ensino e de aprendizagem.

Em resumo, nossas motivações se consolidam em possibilitar um sistema de aprendizagem *online* que facilite o processo de acompanhar e regular a aprendizagem de vários alunos de forma a nivelá-los e dar-lhes condições favoráveis de aprendizagem.

1.3 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo oferecer uma metodologia apoiada por tecnologias computacionais que melhore o processo de ensino e de aprendizagem de classificação de forma a promover aprendizagem coletiva e significativa em turmas de classificação. Por conseguinte, objetiva-se garantir melhor qualidade de serviços dos profissionais de classificação.

Esperamos que este trabalho seja uma importante contribuição para agregar maior qualidade ao ensino, à aprendizagem e à avaliação de classificação e para a formação de classificadores competentes.

1.4 Metodologia

Diante dos problemas apresentados no ensino-aprendizagem de classificação bibliográfica na Seção 1.1, torna-se inadequado manter um modelo pedagógico que preserve as desigualdades de níveis de aprendizagem e não atente para o desenvolvimento de habilidades. Como nos aponta (BALLESTER, 2003), se quisermos mudar essa prática pedagógica, é necessário mudar a prática da avaliação, ou seja, mudar sua finalidade, o que e como se avalia. Para isso, a avaliação, como ação pedagógica, deve cumprir três funções didático-pedagógicas : diagnóstica, formativa e somativa (BALLESTER, 2003).

A avaliação diagnóstica tem o papel de identificar habilidades e dificuldades de aprendizagem além de reconhecer perfis de alunos. A avaliação formativa, por sua vez, consiste de

feedbacks e ajustes no processo de ensino e de aprendizagem para alcançar objetivos traçados. Já a avaliação somativa tem como função classificar aprendizes de acordo com níveis de aproveitamento em um processo de aprendizagem (OLIVEIRA; OLIVEIRA, 2008).

Neste trabalho propomos uma metodologia de avaliação de aprendizagem semi-presencial, interativa e autônoma para o ensino-aprendizagem de classificação bibliográfica em cursos de Biblioteconomia. Essa metodologia nos permite expor o aluno a mais situações de aprendizagem, avaliá-lo de forma contínua e, o mais importante, identificar suas necessidades de reforço, ou atenção. Com isso, pretendemos minimizar os insucessos de aprendizagem, tão comuns, ao final de um curso de classificação.

Através da aplicação das avaliações diagnóstica, formativa e somativa no processo de ensino e de aprendizagem de classificação almejamos nivelar alunos, promover êxitos coletivos de aprendizagem e, por conseguinte, construir competências. A Figura 1.1 é uma representação dos propósitos da nossa metodologia de avaliação.

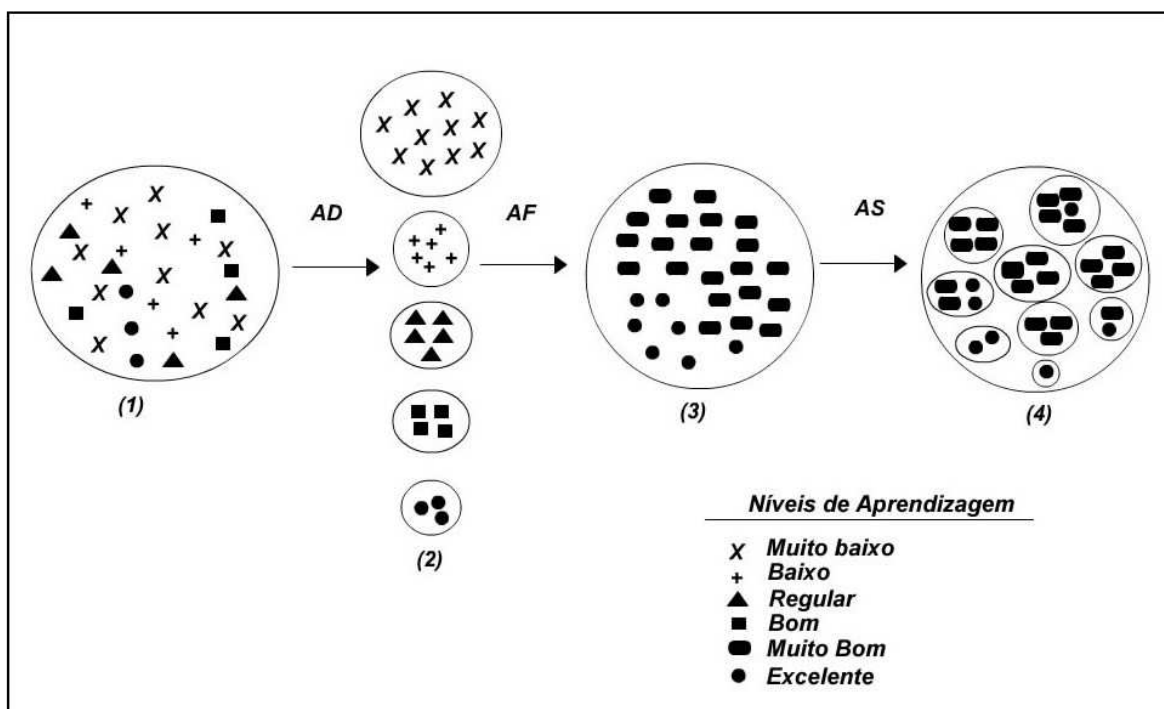


Figura 1.1: Metodologia de Avaliações Diagnóstica (AD), Formativa (AF) e Somativa (AS)

Na Figura 1.1, também apresentamos o estado inicial e três estados-objetivos de uma turma de classificação após a aplicação das avaliações diagnóstica, formativa e somativa. O

estado (1) representa uma turma inicial de classificação bibliográfica, caracterizada por um grande número de alunos e pela heterogeneidade de níveis de aprendizagem. O estado (2) indica essa turma separada por perfis de alunos de acordo com os seus níveis de aprendizagem após a avaliação diagnóstica. O estado (3) é um estado de nivelamento e de progressos de aprendizagem da turma após a avaliação formativa. O estado (4), por sua vez, representa os alunos da turma agrupados, após a avaliação somativa, por competências reconhecidas.

Como apoio às avaliações diagnóstica e formativa, foi desenvolvido um Sistema *Online* de Atividades de Classificação, o *SOAC*. Já para a avaliação somativa foi projetado um Sistema de Avaliação a Distância, o *SOAD*, que ainda está em fase desenvolvimento.

Nas Figuras 1.2 e 1.3 apresentamos os modelos conceituais do *SOAC* e do *SOAD*, respectivamente. Esses modelos são representados por mapas conceituais, isto é, através dos principais conceitos e de suas relações. Os conceitos são representados por retângulos e as relações, por setas direcionadas. Os principais conceitos aparecem nos modelos com cor mais escura e os demais conceitos, com cor branca.

Na Figura 1.2, os principais conceitos, são as avaliações diagnóstica, formativa e tarefa. Isso significa que tanto a avaliação diagnóstica quanto a avaliação formativa são baseadas em tarefas propostas pelo professor ao aluno.

Na Figura 1.3, os principais conceitos são a avaliação somativa e a prova *online*. Isso significa que a avaliação somativa é realizada por provas aplicadas *online*.

Os resultados alcançados, que serão apresentados mais adiante, demonstram a eficácia da nossa metodologia que foi aplicada inicialmente em duas turmas de Representação Temática III do curso de Biblioteconomia da Universidade Federal do Espírito Santo. Na primeira turma, apenas um aluno não obteve aprovação no final do semestre. Já na segunda turma, quase todos os alunos foram dispensados das avaliações somativas por terem alcançado desempenhos suficientes para aprovação nas atividades de avaliações formativas. Nessa mesma turma, todos os alunos que concluíram o curso de classificação, isto é, de Representação Temática III, foram aprovados.

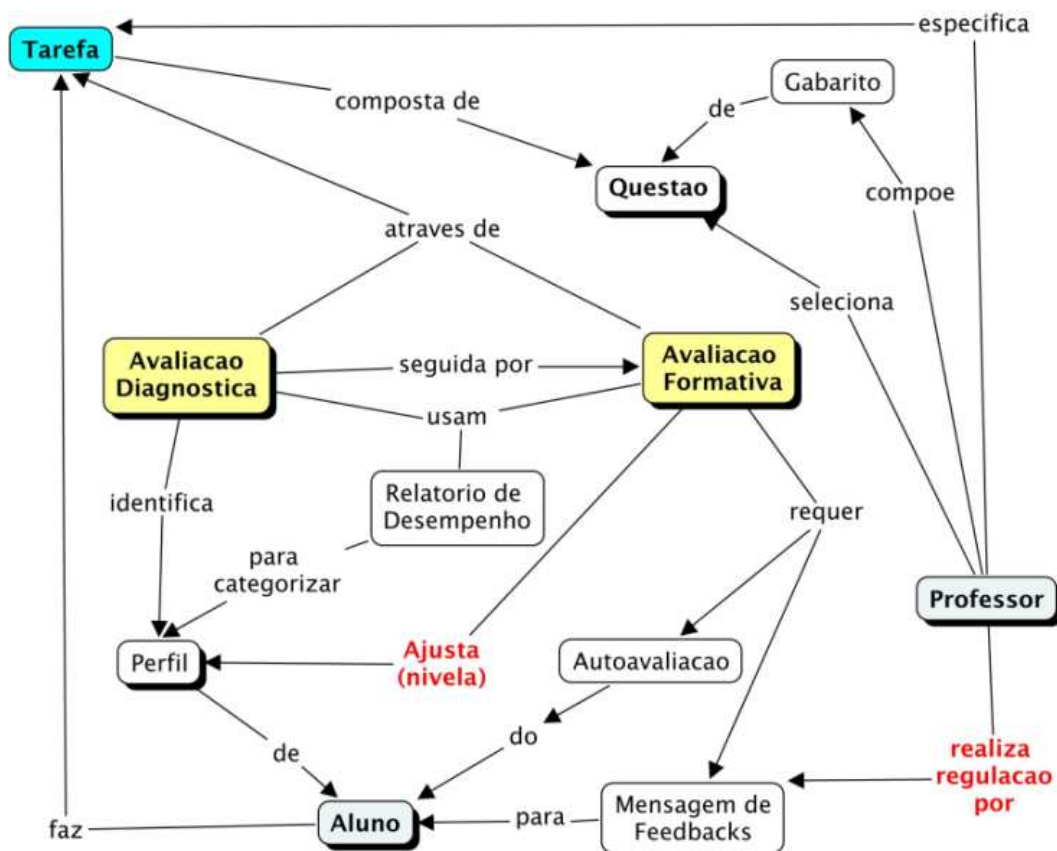


Figura 1.2: Modelo conceitual do sistema SOAC

1.4.1 Avaliação diagnóstica

A avaliação diagnóstica de nossa metodologia consiste em obter os resultados de desempenhos dos alunos em atividades de classificação através do sistema SOAC e submetê-los a algoritmos de clusterização automática.

A clusterização automática é uma técnica computacional de reconhecimento de padrões que possibilita uma auto-organização de padrões em classes não rotuladas ou *clusters* (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999) com base nas características semelhantes desses padrões.

Através da aplicação da clusterização automática em um processo de ensino e de aprendizagem de classificação bibliográfica, tendo os alunos como padrões, visamos reconhecer perfis de alunos assim como identificar suas dificuldades e habilidades individuais.

Em nossa proposta, a avaliação diagnóstica deve ser aplicada em cada tarefa especificada por um professor durante um curso de classificação em dois momentos: antes e depois da

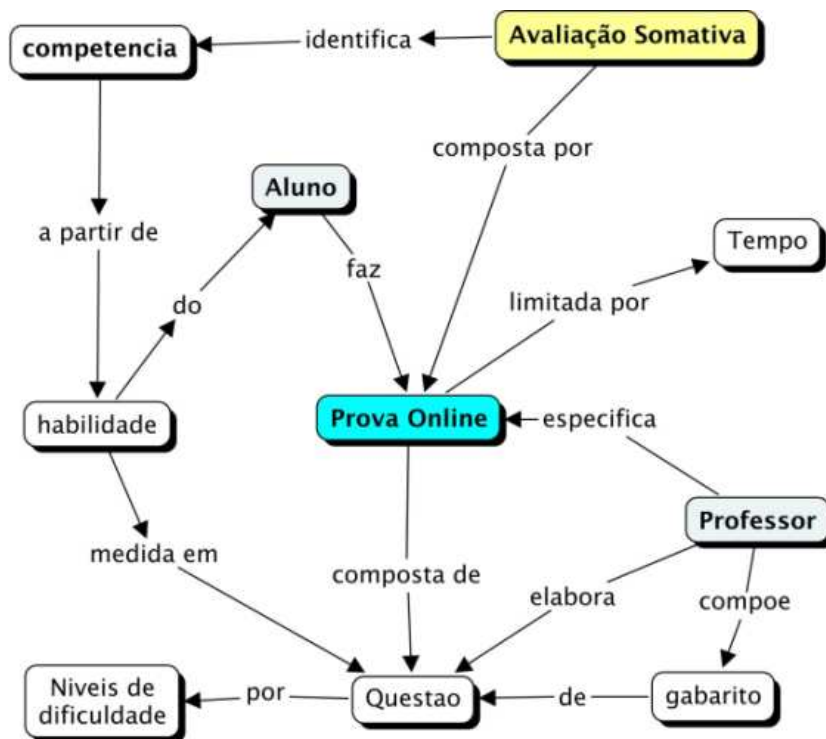


Figura 1.3: Modelo conceitual do sistema *SOAD*

avaliação formativa. O objetivo é comparar resultados e medir progressos no processo de ensino e de aprendizagem de forma contínua para exercer melhor controle de aprendizagens por intervenções formativas.

1.4.2 Avaliação formativa

A avaliação formativa de nossa metodologia é realizada de duas formas: por regulação e por autorregulação. A regulação é realizada pelo próprio professor através do envio de mensagens de *feedbacks* para os alunos. O sistema *SOAC* possibilita que o professor regule as aprendizagens de seus alunos comentando as questões de classificação que eles erraram em cada tarefa por ele proposta. A autorregulação, por sua vez, é realizada pelo próprio aluno que torna-se responsável pelo próprio desempenho de acordo com os objetivos estabelecidos pelo professor através de um contrato didático.

O contrato didático é um texto em que todas as partes, isto é, alunos e professores, entram em acordo sobre uma série de conteúdos, critérios ou responsabilidades que todos devem

cumprir. A avaliação consiste na análise do cumprimento dos acordos e na tomada de decisões sobre a forma de autorregulação aplicada para corrigir erros e melhorar desempenhos (BALLESTER, 2003).

Através do sistema *SOAC*, o professor estabelece um contrato didático em cada tarefa de classificação que ele especifica. A partir da especificação da tarefa, os alunos têm um prazo para realizar as questões dessa tarefa. Durante a realização das atividades, os alunos obtêm do sistema *SOAC* um relatório de desempenhos que os informa sobre os progressos atingidos no cumprimento das metas de cada tarefa. A partir dessas informações, o aluno controla o seu próprio processo de aprendizagem. Isso porque os desempenhos estabelecidos como metas pelo professor, a partir de um número mínimo de questões, são medidos por precisão, isto é, pela razão entre o número de acertos e o número de questões que o aluno fez. Dessa forma, o aluno é obrigado a se esforçar para acertar, uma vez que, quanto mais questões ele errar, mais questões ele terá que fazer para alcançar as metas de desempenhos estabelecidas.

O sistema *SOAC* também permite que, após o término de uma tarefa, os alunos refaçam as questões que erraram para que analisem seus erros e melhorem os seus desempenhos.

A avaliação formativa de nossa metodologia é direcionada para o tratamento das dificuldades e para o desenvolvimento de habilidades de forma individualizada com o propósito de promover nivelamento e êxitos coletivos de aprendizagem.

A avaliação formativa deve ser um processo contínuo de monitoramento e regulação de aprendizagens. Dessa forma, deve ser aplicada durante todas as tarefas.

Em nossa proposta metodológica, a avaliação formativa de cada tarefa é iniciada e finalizada com avaliações diagnósticas para melhor acompanhamento de aprendizagens.

1.4.3 Avaliação somativa

A nossa proposta metodológica de avaliação somativa consiste em compor provas com questões selecionadas de classificação de acordo com critérios especificados por um professor para mensurar habilidades dos alunos. Ao contrário da avaliação somativa tradicional, que é aplicada com a finalidade de classificar alunos por êxitos e fracassos (PERRENOUD,

1999), a nossa metodologia de avaliação somativa visa classificar alunos por competências reconhecidas durante um curso de classificação. Além disso, mais do que apenas avaliar alunos, propomos avaliar um processo de ensino e de aprendizagem para confirmar se o objetivos de aprendizagem significativa e coletiva foram alcançados.

O sistema de avaliação somativa, o *SOAD*, assim como o sistema *SOAC*, será baseado essencialmente em questões de classificação. No entanto, essas questões serão organizadas em provas em vez de tarefas. O *SOAD* gerará provas automaticamente sorteando questões de classificação de acordo com os níveis de dificuldades especificados pelo professor. Essas provas serão limitadas por tempo, isto é, ao iniciar uma prova, o aluno terá um tempo estabelecido pelo professor para resolvê-la. Assim que o tempo determinado para uma prova se esgotar, cada prova não finalizada será encerrada e submetida para correção.

A correção de provas será realizada automaticamente pelo sistema *SOAD*. Após corrigidas, essas provas serão enviadas para o professor para serem validadas. O processo de validação no *SOAD* possibilitará ao professor conferir, analisar, comentar e até alterar os resultados fornecidos pelo sistema. Uma vez que uma prova é validada pelo professor, os comentários desse professor e os resultados serão automaticamente enviados para o aluno que resolveu a prova.

Uma importante habilidade a ser avaliada na avaliação somativa de nossa metodologia é a capacidade de questionar, isto é, de fazer perguntas significativas sobre um objeto de classificação a partir dos itens informacionais desse objeto. As questões do tipo *o que, quem, onde, quando, como e por que* expressam passos que nem todos sabem dar (ANTUNES, 2001).

Para avaliar se um aluno fez uma pergunta significativa sobre um objeto de classificação em uma questão de prova, o sistema *SOAD* verificará, com apoio de técnicas de clusterização automática, se a pergunta que o aluno fez é semelhante a alguma das perguntas já feitas no sistema sobre esse mesmo objeto. Se sim, o aluno receberá automaticamente a resposta da sua pergunta que, por certo, muito o ajudará nas decisões de classificação. Caso contrário, o aluno não obterá a resposta certa, mas a sua pergunta será arquivada para análise do professor. Se o professor considerar a pergunta significativa, ele a indicará como um pergunta correta. O professor poderá, inclusive, responder a essa pergunta, tornando sua resposta disponível

para outros alunos que fizerem uma pergunta similar a essa. Vale ressaltar que o objetivo não é o aluno obter a resposta correta, mas sim avaliar a habilidade desse aluno em fazer a pergunta certa.

Em nossa metodologia, a avaliação somativa poderá ser realizada em qualquer momento de um curso de classificação, desde que seja após um processo de avaliação formativa. Para cursos de classificação bibliográfica de longa duração, sugerimos que seja aplicada pelo menos duas vezes. Já para treinamentos de curta duração, sugerimos que a avaliação somativa seja aplicada apenas no final desses treinamentos para que os processos de avaliação formativa disponham de maior tempo para serem realizados.

1.5 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está organizado na ordem descrita a seguir. No Capítulo 2, apresentamos o referencial teórico que fundamenta o desenvolvimento deste trabalho. No Capítulo 3, descrevemos a técnica de clusterização automática. No Capítulo 4, apresentamos os sistemas de avaliação *online* *SOAC* e *SOAD*. No Capítulo 5, relatamos os experimentos realizados e os seus resultados. No Capítulo 6, concluímos com as considerações finais deste trabalho.

Capítulo 2

Referencial Teórico

O problema do ensino-aprendizagem de classificação tem sido uma preocupação antiga nos cursos de Biblioteconomia. Nos anos 70, por exemplo, Pazin (1976) chamava a atenção para a crise do ensino de classificação bibliográfica. Nessa época, os estudantes queixavam-se do ensino medíocre e rotineiro, de cursos mal estruturados, do clima impessoal das classes com numerosos alunos e da ausência de contato maior entre professores e alunos. Segundo Pazin (1976), apareciam ainda nos cursos de Biblioteconomia alunos com preparação insuficiente e um hiato em seu embasamento cultural.

Nos anos 70, utilizavam-se os "ainda tradicionais" (PAZIN, 1976) métodos de ensino como os seminários, demonstrações em laboratórios, exercícios, pesquisas, leituras e meios audiovisuais. O computador também chegou a ser utilizado nessa época como apoio ao ensino de classificação através do *software CAI (Computer Assisted Instruction)* (CHAN; SMITH, 1975). No entanto, Pazin (1976) alertava que as diversas situações de aprendizagem no emprego de tais métodos é que iriam definir a qualidade de ensino e não os métodos em si.

Conforme podemos observar, os problemas apontados por Pazin (1976) são os mesmos de hoje relatados por Oliveira, Zandonade e Oliveira (2008), Aquino (2008) e apresentados neste trabalho. Isso significa que, depois de três décadas, o ensino-aprendizagem de classificação praticamente não passou por mudanças significativas.

De acordo com Aquino (2008), predomina-se ainda em cursos de Biblioteconomia um ensino concentrado fundamentalmente em algumas práticas tradicionais. No ensino, essas

práticas se manifestam através da reprodução de conteúdos. Na aprendizagem, através da retenção de conteúdos, isto é, em assimilar, memorizar, copiar e imitar modelos daquilo que é ensinado. Já a avaliação que se pratica hoje continua mantendo as mesmas deficiências e adquiriu mais algumas (RAPHAEL; CARRARA, 2002). Essa avaliação concentra-se fundamentalmente na avaliação somativa e valoriza apenas o acerto, desconsiderando-se todo o acompanhamento de um processo de aprendizagem. Além disso, ao ser direcionada para criar hierarquias de excelência por êxitos na retenção de conteúdos (PERRENOUD, 1999), a avaliação apenas explícita e até amplia as desigualdades de um processo educacional. Por conseguinte, os alunos com desempenhos insuficientes desde as primeiras avaliações, consolidam o estigma do fracasso durante todo um curso.

Nos dias atuais, essas práticas pedagógicas não se adequam mais à realidade da atual sociedade do conhecimento. Como as informações tornam-se cada vez mais voláteis, a maioria dos saberes adquiridos no início de uma carreira ficam obsoletos no final de um percurso profissional (LÉVY, 1999). Dessa forma, as organizações passam a exigir qualificações que agreguem valor e que tenham aplicabilidade em situações de trabalho (SETZER, 1999). Isso significa que, hoje, as organizações, mais do que conhecimentos, exigem profissionais que possuam várias habilidades e competências (FERREIRA, 2003).

A habilidade, segundo Moretto (2003), está relacionada ao saber fazer, isto é, à ação física ou mental que indica uma capacidade adquirida. Assim, identificar variáveis, compreender fenômenos, relacionar informações, analisar situações-problema, sintetizar, julgar, correlacionar e manipular são exemplos de habilidades.

A competência, por sua vez, segundo Phillippe Perrenoud (SOARES; VELLOSO, 2007) é a faculdade de mobilizar um conjunto de recursos cognitivos, como saberes, informações e capacidades para solucionar com pertinência e eficácia uma série de situações. Uma vez que a competência reúne um conjunto de conhecimentos e habilidades, a demanda de formação não apenas conhece um enorme crescimento quantitativo, mas sofre também uma profunda mutação qualitativa (LÉVY, 1999). Há, portanto, uma grande necessidade das instituições de ensino deslocarem os seus objetivos da transmissão-recepção de informações para o desenvolvimento de habilidades e, por conseguinte, para a formação de competências.

Conforme apresentamos, o exercício profissional não é mais a execução repetitiva de uma tarefa atribuída, mas uma tarefa complexa que exige habilidades diversas (LÉVY, 1999). Mas será, conforme aponta Oliveira (2002), que o profissional bibliotecário está preparado para interagir com este novo ambiente, ou observa-se uma desabilitação profissional? Os currículos em Ciência da Informação/Biblioteconomia necessitam de mudanças?

Vários autores da área de Ciência da Informação apontam a necessidade de desenvolvimento de habilidades e competências no ensino-aprendizagem dos cursos de Biblioteconomia (PAZIN, 1976; BARBOSA, 1998; SETZER, 1999; FERREIRA, 2003; OLIVEIRA, 2002; AQUINO, 2008; DAL'EVEDOVE; FUJITA, 2008). No entanto, poucas soluções foram de fato desenvolvidas para garantir a formação de profissionais bibliotecários mais competentes.

Aquino (2008) afirma que há ainda uma desvalorização do caráter qualitativo da Educação em Ciência da Informação e alerta que pensar o ensino como mera reprodução de informações afeta os processos formativos da aprendizagem. Desse modo, a principal função do professor não pode ser mais apenas uma difusão de conhecimentos. A sua atividade deverá focar-se, portanto, no acompanhamento e na gestão das aprendizagens (LÉVY, 1999).

Para isso, deveria ser realizada uma avaliação contínua da aprendizagem, uma forma de acompanhar a aquisição de conhecimentos (AQUINO, 2008) e ao mesmo tempo promover o desenvolvimento de habilidades. Entendemos, assim, que a avaliação não deve ser um fim no processo de ensino-aprendizagem, mas um meio de conduzi-lo em favor da aprendizagem.

2.1 Uma avaliação a favor da aprendizagem

A avaliação pode ser um poderoso instrumento para ajudar os alunos a aprenderem melhor (BALLESTER, 2003). Mas, para isso, conforme já dissemos, a avaliação, deve cumprir três funções didático-pedagógicas (BALLESTER, 2003): diagnóstica, formativa e somativa. A realização conjunta dessas avaliações de forma contínua, com maior ênfase na avaliação formativa, possibilita melhor controle de um processo de ensino e de aprendizagem.

Na abordagem comportamentalista, sob a qual é fundamentada este trabalho, a avaliação é igualmente realizada no decorrer do processo de aprendizagem, já que são definidos

objetivos finais e intermediários. Essa avaliação é elemento constituinte da própria aprendizagem, uma vez que fornece dados para o arranjo de contingências de reforços para os próximos comportamentos a serem modelados. Nesse caso, a avaliação surge como parte integrante das próprias condições para a ocorrência da aprendizagem, pois os comportamentos dos alunos são modelados à medida em que eles têm conhecimento dos resultados do seu comportamento (MIZUKAMI, 1986). Nesse caso, na abordagem comportamentalista, através das avaliações diagnóstica e formativa, há uma realimentação contínua do processo de aprendizagem dos alunos para que os objetivos traçados sejam alcançados.

A avaliação também, segundo Mizukami (1986), tem a finalidade de comparar os comportamentos finais dos alunos com um comportamento desejado. A avaliação somativa assume, nesse caso, na abordagem comportamentalista, o papel de mensurar e classificar as qualificações dos alunos ao final de um processo de aprendizagem.

Em relação ao tratamento do erro, no entanto, a avaliação de nossa proposta metodológica segue a abordagem cognitiva da aprendizagem em que o erro é considerado parte do processo de aprendizagem e um componente de autorregulação (DAVIS; ESPÓSITO, 1990).

As avaliações diagnóstica, formativa e somativa poderão, portanto, acrescentar significativos ganhos de aprendizagem. Isso é confirmado por Anderson (2000) ao afirmar que, monitorando cuidadosamente os componentes individuais de uma habilidade e fornecendo *feedbacks* sobre a aprendizagem, é possível conduzir os estudantes a um rápido domínio de habilidades complexas.

Mas para que essas avaliações de fato agreguem qualidade ao ensino-aprendizagem de classificação, de acordo com Tardif (1996), elas devem ter algumas das características próprias de toda avaliação autêntica:

- A avaliação não inclui senão tarefas contextualizadas
- A avaliação aborda problemas complexos.
- A avaliação deve contribuir para que os estudantes desenvolvam mais competências
- A tarefa e suas exigências são conhecidas antes da situação de avaliação

- As informações extraídas da avaliação devem considerar as aptidões dos estudantes, seus conhecimentos anteriores e seu grau atual de domínio das competências visadas.
- Os mesmos procedimentos de avaliação são exigidos a todos os alunos e o apoio necessário deve estar disponível para aqueles que têm mais dificuldades.

Na Figura 2.1 apresentamos o modelo de avaliação (PERRENOUD, 1999; BALLESTER, 2003) em que se baseia a nossa proposta metodológica a ser aplicada no ensino-aprendizagem de classificação bibliográfica.

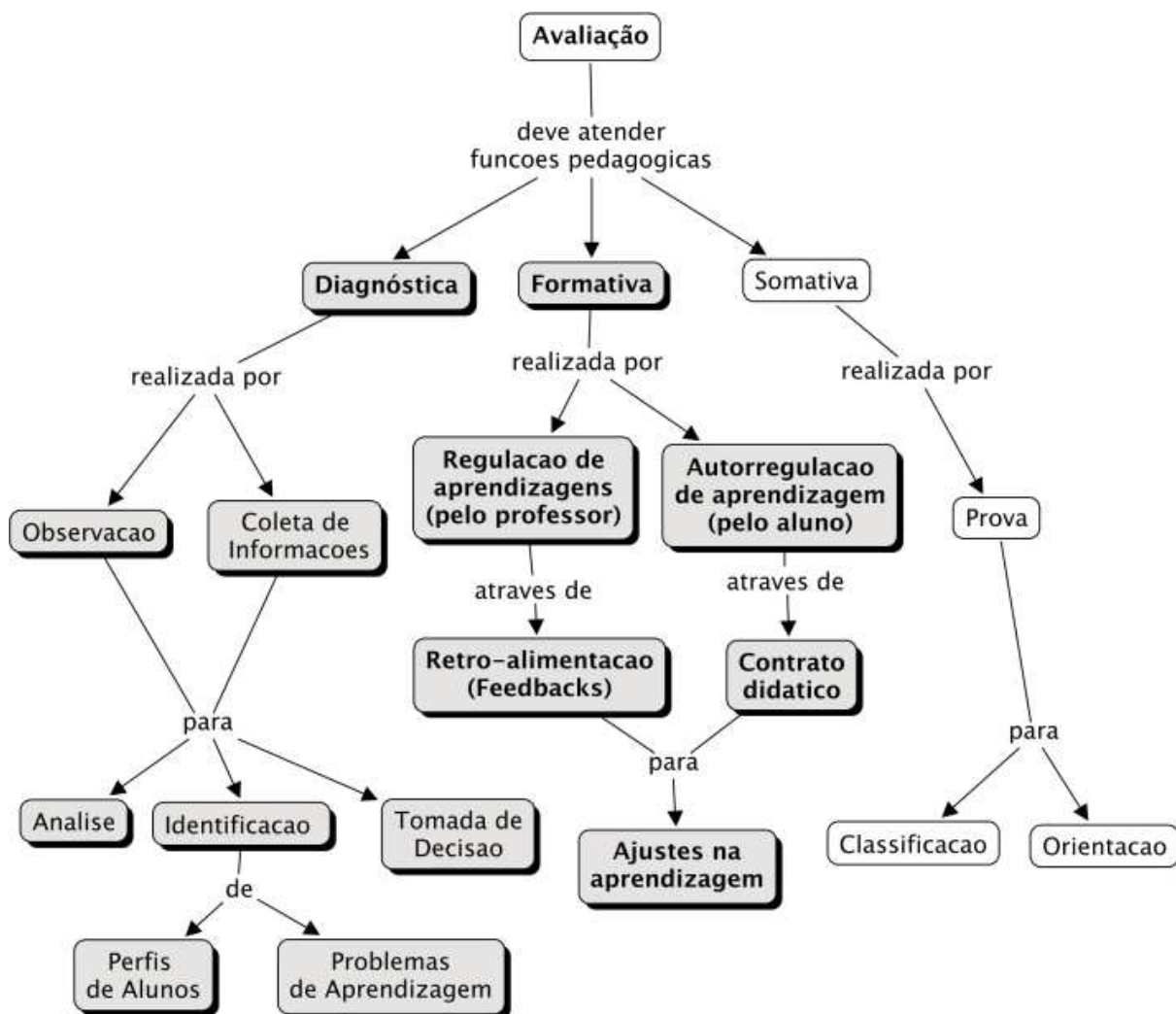


Figura 2.1: Modelo de Avaliação

No Modelo de Avaliação em mapa conceitual da Figura 2.1, são apresentados, no primeiro nível, as funções pedagógicas da avaliação que são as avaliações diagnóstica, formativa e somativa. No nível seguinte, apontamos os conceitos que explicam como são realizadas

essas três avaliações. Em seguida, apresentamos as finalidades das avaliações diagnóstica, formativa e somativa em um processo de ensino e de aprendizagem.

A nossa proposta visa alcançar, portanto, não apenas os processos de avaliação somativa, nas áreas claras da Figura 2.1, mas também as áreas escurecidas, áreas essas normalmente negligenciadas nos atuais processos avaliativos.

Na realidade, o modelo de avaliação da Figura 2.1 é praticamente inviável, considerando os problemas do processo de ensino e de aprendizagem de classificação apresentados no Capítulo 1. Dessa forma, o acompanhamento individualizado e contínuo dos aprendizes, principalmente em turmas com um número elevado de alunos, só será possível se for auxiliado por computadores através de sistemas inteligentes (PIMENTEL; FRANÇA; OMAR, 2003a).

Por isso, para implementação de nossa metodologia, os sistemas *SOAC* e *SOAD* que desenvolvemos são baseados em tecnologias de Internet e de reconhecimento de padrões. Mas o nosso desafio não é a tecnologia em si, mas sim, em como fazer bom uso dela em prol da melhoria do ensino (BEHRENS, 1996) e da aprendizagem.

2.1.1 Avaliação diagnóstica para mapeamento de aprendizagens

A função diagnóstica da avaliação, segundo Haydt (2002), refere-se à identificação do nível inicial de conhecimento dos alunos em uma área do conhecimento e à verificação das características individuais e grupais desses alunos em um processo educacional. Para Haydt (2002), a avaliação diagnóstica deve ser realizada no início de um curso a fim de verificar conhecimentos prévios e habilidades assim como identificar dificuldades de aprendizagem. No entanto, uma vez que este trabalho se propõe a promover uma aprendizagem coletiva e significativa ao final de um curso de classificação bibliográfica, ao contrário do que defende Haydt (2002), a avaliação diagnóstica deve ser um processo contínuo.

Para que a avaliação diagnóstica identifique componentes individuais de aprendizagem, torna-se necessária uma avaliação fina, do tipo clínica e dinâmica para captar a multidimensionalidade do objeto aprendido para se coletar uma pluralidade de informações (RAPHAEL; CARRARA, 2002). Com base nessa idéia, a nossa proposta metodológica visa sintetizar um

processo de aprendizagem em uma matriz cognitiva (MAZZA; DIMITROVA, 2007) que mapeie as aprendizagens dos alunos de uma turma em domínios (ou dimensões) de conhecimentos. Essa matriz deve informar grupos de alunos com perfis de aprendizagens similares (PIMENTEL; FRANÇA; OMAR, 2003b) e auxiliar professores na instrução adaptativa.

Para aplicação das avaliações diagnósticas, utilizamos técnicas de clusterização automática para agrupar alunos com perfis similares e medir os componentes individuais de aprendizagem, representados por domínios de conteúdos. Através dessas técnicas, foi possível obter de forma rápida um mapa de aprendizagens, isto é, uma matriz cognitiva, das turmas de classificação dos nossos estudos.

Para Perrenoud (1999), o diagnóstico é inútil se não der lugar a uma ação apropriada. De acordo com Anderson (2000), a instrução pode ser melhorada por uma análise do que são os elementos individuais levantados por uma avaliação diagnóstica para tomar decisões apropriadas para prevenir ou superar problemas de aprendizagem. Dessa forma, a avaliação diagnóstica deve ser utilizada com o propósito de auxiliar a avaliação formativa.

2.1.2 Avaliação formativa para nivelamento de aprendizagens

O termo avaliação formativa, introduzido em 1967 por Michael Scriven, refere-se aos procedimentos realizados por professores para adaptar seu processo didático aos progressos e necessidades de aprendizagem observados em seus alunos (BALLESTER, 2003). A ideia de avaliação formativa leva o professor a observar melhor seus alunos, a compreender melhor seu funcionamento, de modo a ajustar e individualizar suas intervenções pedagógicas (PERRENOUD, 1999). A avaliação formativa deve, desse modo, estar diretamente ligada à gestão e à otimização das aprendizagens dos alunos pelo professor e pelos interessados. Para isso, ela deve perseguir os seguintes objetivos: a regulação pedagógica, a gestão dos erros e a consolidação dos êxitos (PERRENOUD, 1999).

De acordo com Santos (2002), a regulação da aprendizagem é todo ato intencional que, agindo sobre os mecanismos de aprendizagem, contribua diretamente para a progressão e/ou redirecionamento dessa aprendizagem. Segundo Haydt (2002), a regulação está associada a

um mecanismo de retro-alimentação, isto é, de *feedbacks*. Esse mecanismo permite, após identificar deficiências por avaliação diagnóstica, reformular as ações pedagógicas, visando aprimorá-las em ciclo contínuo e ascendente (HAYDT, 2002). Por isso, Phillipp Perrenoud afirma que o principal instrumento de toda avaliação formativa é, e continuará sendo, o professor comprometido em uma interação com o aluno (SOARES; VELLOSO, 2007).

O processo de regulação poderá também ser realizado pelo próprio aluno, isto é, por autorregulação. Através dela um aluno acompanha seus próprios desempenhos e, a partir dos seus erros, reorienta o seu processo de aprendizagem de acordo com um contrato didático estabelecido entre ele e o professor. Um exemplo de autorregulação apresentado por Santos (2002) é que quando um aluno risca o que fez ou recomeça tudo de novo, ele avalia etapas intermediárias do seu trabalho.

O segundo objetivo da avaliação formativa, a gestão de erros, é realizada pelo professor e pelo aluno nos processos de regulação e autorregulação, respectivamente. A gestão de erros, ao contrário das avaliações tradicionais, deve ser orientado por uma abordagem positiva do erro. Isso porque o erro é um importante indicador para a compreensão de situações de aprendizagem (SANTOS, 2002).

Além de ter abordagem positiva, a gestão de erros no processo de regulação de aprendizagens deve ser individualizada (PERRENOUD, 1999). Na regulação feita pelo professor, isso significa que os *erros* de cada aluno devem ser identificados, corrigidos e comentados (*feedbacks*). Já na autorregulação, cada aluno reflete os seus próprios erros e, ao refazer as questões que errou, avalia e corrige as etapas do seu processo de resolução das questões.

Quanto ao terceiro objetivo da avaliação formativa, que é a consolidação de êxitos, entendemos que a regulação e a autorregulação de aprendizagens devem ser realizadas continuamente até que se alcance um estado muito bom de aprendizagem coletiva. Em nossa proposta, esse estado indica nivelamento.

A ideia de nivelamento de alunos, em geral, é um objetivo pedagógico associado apenas a cursos próprios de nivelamento. No entanto, a avaliação formativa pode ser uma opção de promover nivelamento de aprendizagens em qualquer curso. Essa afirmação é justificada pelo fato da avaliação formativa criar situações favoráveis de aprendizagem. Segundo

Bloom (1979), em situações adequadas de aprendizagem 80% das pessoas podem dominar 80% de um programa curricular. Desse modo, a avaliação formativa pode ser uma solução para reduzir desigualdades de níveis de aprendizagens entre os alunos. Ir em direção à avaliação formativa é, portanto, não mais fabricar tantas desigualdades, mas sim criar meios para remediar as dificuldades dos alunos mais lentos e mais fracos (PERRENOUD, 1999).

Uma vez que a avaliação formativa consolida êxitos de aprendizagem, ela valoriza a formação de competências (AQUINO, 2008). Além disso, a avaliação formativa assume todo o seu sentido no âmbito de uma estratégia pedagógica de luta contra o fracasso escolar e contra as diferenças individuais (PERRENOUD, 1999).

Embora se reconheça a grande eficácia da avaliação formativa em promover sucessos de aprendizagem, alguns professores consideram-na impraticável, sobretudo no caso de turmas com muitos alunos ou quando um professor dá muitas aulas semanais (BALLESTER, 2003).

No entanto, o processo de avaliação formativa torna-se mais rápido e bem menos complexo se apoiado por tecnologias computacionais que automatizem algumas das ações pedagógicas do professor e ofereçam recursos que facilitem as ações formativas desse professor.

Com todas as possibilidades da avaliação formativa apoiada por tecnologia já apresentadas na literatura (SOARES et al., 2008; MARINAGI; KABURLASOS, 2006; CASTELLANO et al., 2007; PIMENTEL et al., 2007), entendemos que é possível favorecer a aprendizagem coletiva e significativa no processo de ensino e de aprendizagem de classificação bibliográfica.

2.1.3 Avaliação somativa para qualificação de aprendizagens

A avaliação somativa *online* é um modelo de avaliação que ainda gera muita desconfiança, pois não há como provar se é mesmo um aluno quem está fazendo uma prova a distância (MAIA, 2001). Por esse motivo, a avaliação somativa é uma avaliação pouco contemplada nas atuais pesquisas sobre avaliação em cursos a distância, embora seja tão valorizada no ensino presencial.

A resistência ao modelo de avaliação somativa *online* deve-se ao fato de que se tenta trazer para o Ensino a Distância os objetivos de classificar e hierarquizar aprendizagens da

avaliação somativa do Ensino Presencial (PERRENOUD, 1999).

Considerando as desconfianças em relação à avaliação somativa, Maia (2001) desenvolveu um sistema *online* de avaliações somativa e formativa, o *SAFES*. Esse sistema leva em conta na avaliação somativa os detalhes da conduta do aluno ao longo de um curso. A avaliação do *SAFES* é 60% somativa e 40% formativa. A proposta de Maia (2001) é, em resumo, comprovar os resultados de uma avaliação somativa dos alunos pelo que se conhece deles em um curso a distância. Esse conhecimento sobre os alunos viria a partir de pré-testes, questionários e, principalmente, por desempenhos em avaliações formativas durante um curso.

A nossa proposta de avaliação somativa se aproxima da idéia de Maia (2001) no sentido de que a avaliação somativa apenas comprovará os desempenhos de uma avaliação formativa. Dessa forma, a avaliação somativa deverá ser um meio de levantar balanços confiáveis dos resultados obtidos ao final de um processo de ensino e de aprendizagem (BALLESTER, 2003).

Mas, mais do que confirmar desempenhos e aprendizagens (RAPHAEL; CARRARA, 2002), através da avaliação somativa, visamos qualificar aprendizagens e identificar competências.

Para identificar competências, a avaliação somativa deve ser uma prova operatória para medir habilidades (RAPHAEL; CARRARA, 2002). O desenvolvimento do nosso sistema de avaliação somativa, o *SOAD*, tem justamente essa finalidade.

Um exemplo disso, é que o mais importante em nossa avaliação somativa não é apenas medir a capacidade de dar a resposta certa, mas também habilidades, como, por exemplo, de fazer a pergunta certa. Fazer perguntas faz parte da habilidade de pesquisar que, segundo Antunes (2001), é uma habilidade de alto nível.

Entendemos, portanto, que, quando os propósitos da avaliação somativa *online* deslocam-se da classificação e da hierarquização de alunos para a qualificação de aprendizagens, a desconfiança em relação a esse modelo de avaliação perde praticamente todo o seu sentido.

2.2 Trabalhos relacionados

Nos últimos anos, várias tecnologias computacionais foram desenvolvidas como apoio à avaliação e têm promovido êxitos de aprendizagem (ANDERSON, 2000; MAZZA; DIMITROVA, 2007; PACHECO, 2005). As técnicas de reconhecimento de padrões, como a clusterização automática, também têm sido reconhecidas como suporte eficaz às avaliações diagnóstica (PIMENTEL; FRANÇA; OMAR, 2003b) e formativa (PACHECO, 2005; SOARES et al., 2008; PIMENTEL et al., 2007). Algumas dessas tecnologias são apresentadas a seguir.

2.2.1 Um sistema de apoio à aprendizagem de classificação

O programa *CAI* desenvolvido por Chan e Smith (1975) foi usado anteriormente no início de 1967, nas Universidades de Illinois e de Pennsylvania. Seu objetivo era verificar a habilidade de aplicação da tecnologia em áreas do ensino de Biblioteconomia (PAZIN, 1976).

O programa *CAI*, de instrução assistida por computador, foi aplicado como apoio ao ensino-aprendizagem de classificação *CDD* e aplicava a abordagem comportamentalista da aprendizagem. O *CAI* era composto de 110 questões classificadas por níveis de dificuldades simples, médio e avançado. As questões de nível simples tinham como objetivo apenas atribuir números da *CDD* aos assuntos indicados. As questões de nível médio eram atividades para atribuição de códigos simples de *CDD* com auxílio de tabelas auxiliares. Já as questões de grau avançado eram atividades para atribuição de códigos *CDD* mais complexos que exigiam uma análise mais sofisticada de assuntos .

De acordo com Pazin (1976), o sistema *CAI* tinha como principais vantagens fornecer respostas imediatas às questões resolvidas pelos alunos e dar-lhes a oportunidade de várias tentativas antes da resposta certa ser indicada. O programa *CAI* também possibilitava o registro detalhado do comportamento do aluno em cada caso.

O programa *CAI* teve como grande mérito possibilitar uma prática individual e assistida de exercícios em turmas numerosas e heterogêneas em que era praticamente impossível um professor atender individualmente cada aluno (PAZIN, 1976).

As desvantagens do programa *CAI* eram a inflexibilidade no tratamento das respostas e a incapacidade de explicar as respostas erradas. Segundo Chan e Smith (1975), o programa seria reformulado com o acréscimo de respostas comentadas dos erros dos alunos.

O *CAI* certamente foi um importante passo no ensino-aprendizagem de classificação mesmo com as suas limitações de tecnologias e de metodologias. O nosso trabalho visa, portanto, superar algumas dessas limitações.

2.2.2 Identificação de componentes individuais de aprendizagem

O *CourseVis* é uma ferramenta desenvolvida por Mazza e Dimitrova (2007) para monitoramento de estudantes. O objetivo dessa ferramenta é auxiliar instrutores de cursos a distância no acompanhamento de seus alunos. Para isso, o *Coursevis* gera representações gráficas multidimensionais para visualização de informações sobre desempenhos, características e comportamentos dos alunos de um curso a distância.

O *Coursevis* foi desenvolvido com foco em três componentes: eficácia, eficiência e usabilidade. A eficácia significa obter uma compreensão do que acontece em turmas de cursos a distância. A eficiência é inferir rapidamente sobre as informações obtidas. Já a usabilidade indica a grande utilidade que a ferramenta pode representar para o professor obter diagnósticos e realizar intervenções em um processo de ensino-aprendizagem.

As visualizações gráficas oferecidas pelo *Couservis* possibilitam representar mapas mentais de diferentes componentes individuais de aprendizagem. Através desses mapas, os instrutores podem identificar progressos e potenciais problemas de aprendizagem para tomar decisões apropriadas.

Um dos mapas mentais gerados pelo *Couservis* pode ser visualizado no gráfico da Figura 2.2 (MAZZA; DIMITROVA, 2007). Nesse gráfico as linhas representam diversos domínios de conceitos da área de programação de computadores. As colunas representam os alunos de uma turma. A intersecção entre uma linha e uma coluna é representada por tonalidades de cores que indicam os desempenhos dos alunos em determinados conceitos.

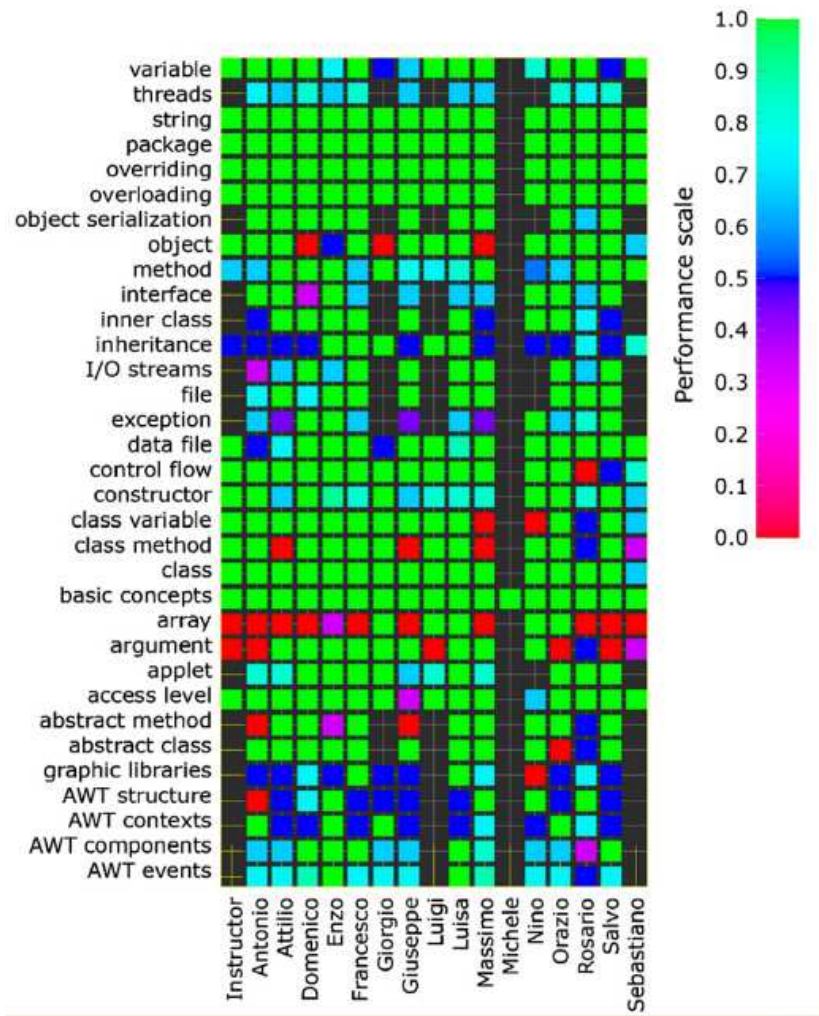


Figura 2.2: Modelo de Representação Visual de Diagnóstico de Aprendizagem. Fonte: (MAZZA; DIMITROVA, 2007), ScienceDirect

De acordo com as opiniões dos instrutores coletadas por Mazza e Dimitrova (2007), as visualizações gráficas do *Couservis* mostraram-se eficazes e eficientes para o acompanhamento de aprendizagem dos alunos em um curso a distância.

2.2.3 Agrupamentos de alunos por perfis similares

O trabalho desenvolvido por Pimentel, França e Omar (2003b) teve como objetivo a identificação de perfis similares de alunos no ensino presencial a fim de se oferecer "atendimento personalizado" a grupos homogêneos. No entanto, segundo eles, identificar grupos é uma tarefa relativamente árdua para o ser humano. Isso porque a formação de grupos de pessoas

pode envolver um grande volume de informações em várias dimensões além desses grupos serem móveis.

Para agilizar e facilitar o processo de formação de grupos de alunos, Pimentel, França e Omar (2003b) utilizaram o tradicional algoritmo de clusterização automática *K-means*.

Para a realização dos experimentos, eles obtiveram planilhas com os resultados de questionários respondidos por alunos de turmas do ensino presencial de um curso. Em seguida, submeteram cada planilha ao algoritmo *K-means* para o reconhecimento de perfis de alunos.

Os experimentos desse trabalho demonstraram que a clusterização automática é um boa solução para reconhecimento de perfis de alunos.

2.2.4 Avaliações formativas por mapas cognitivos

Uma metodologia de avaliação formativa para cursos de engenharia é apresentada por Pacheco (2005) através da formação de mapas cognitivos difusos que combinam os mapas cognitivos de Axelrod com a lógica difusa. Essa metodologia tem como objetivo uma completa e contínua avaliação formativa do processo de ensino-aprendizagem de engenharia. Os mapas modelam matematicamente o processo educacional fornecendo uma visão ampla desse processo, permitindo diagnósticos e prognósticos e provendo dados necessários para eventuais ajustes nos processos de aprendizagem.

2.2.5 Avaliação por realimentação

O trabalho de Soares et al. (2008) propõe um método de realimentação, isto é, de *feedbacks*, que contemple os aspectos diagnósticos, formativos e somativos da avaliação. A realimentação consiste em comparar progressos entre as avaliações diagnósticas por análises feitas antes e depois de uma avaliação formativa.

O método proposto por Soares et al. (2008) foi desenvolvido para o ensino-aprendizagem de matemática. Para a aplicação desse método de realimentação, foi utilizado o programa

WIMS. Esse programa possibilita especificar atividades através de folhas de exercícios, *feedbacks* de desempenhos instantâneos, de registros como o tempo da questão, o número de tentativas e a alternância entre erros e acertos.

Além disso, segundo Soares et al. (2008), o *WINS* possibilita melhor reflexão sobre resultados das avaliações. Isso porque a análise *a priori* e a análise *a posteriori* dos resultados contribuem para orientar as ações formativas de um professor.

Um ponto muito positivo do *WINS* é utilizar variáveis como o tempo e o número de tentativas para estimar desempenhos (ANDERSON, 2000) e dificuldades, o que possibilita melhor controle das aprendizagens dos alunos.

2.2.6 Um sistema de verificação de similaridade entre perguntas para envio automático de respostas

O trabalho desenvolvido por Achananuparp et al. (2008) apresenta uma técnica que utiliza similaridades entre perguntas para envio automático de respostas em uma comunidade de conhecimento compartilhado. O objetivo dessa proposta é casar perguntas com suas paráfrases, isto é, com perguntas de mesmo sentido.

Para isso, a técnica híbrida de Achananuparp et al. (2008) combina componentes de similaridades semânticas, sintáticas e por tipo de pergunta (como, por exemplo, *o que, quem, onde, quando, como e por que*). Essa técnica também leva em conta a ordem de colocação das palavras em uma sentença.

Segundo Achananuparp et al. (2008), os componentes de similaridades semântica e sintática juntos representam uma técnica de similaridades de sentenças, como das atuais máquinas de buscas (BAEZA-YATES; RIBEIRO-NETO, 1998). Já o componente de similaridade por tipo de pergunta consiste de um classificador de perguntas treinado. Esse classificador é derivado de classificadores *SVM* (*Support Vector Machine*) (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008).

A classificação por tipos de perguntas é realizada segundo uma abordagem *multilabel*, associando cada pergunta a um vetor de probabilidades em cada categoria, isto é, em cada

tipo de pergunta. Para Achananuparp et al. (2008), essa classificação por tipos de questões ajuda a melhorar o poder discriminativo das medidas de similaridade.

Os resultados apresentados da aplicação da técnica de Achananuparp et al. (2008), como eles mesmos afirmam, foram de alta eficácia na detecção de perguntas similares.

Capítulo 3

A Clusterização Automática

A clusterização é o agrupamento de padrões em classes ou *clusters* com base nas características semelhantes desses padrões. A clusterização é uma técnica que utiliza a abordagem de aprendizagem não-supervisionada. A aprendizagem não-supervisionada representa a auto-organização de padrões em classes sem precisar de exemplos de padrões rotulados ou classificados para orientar como classificar novos padrões (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999).

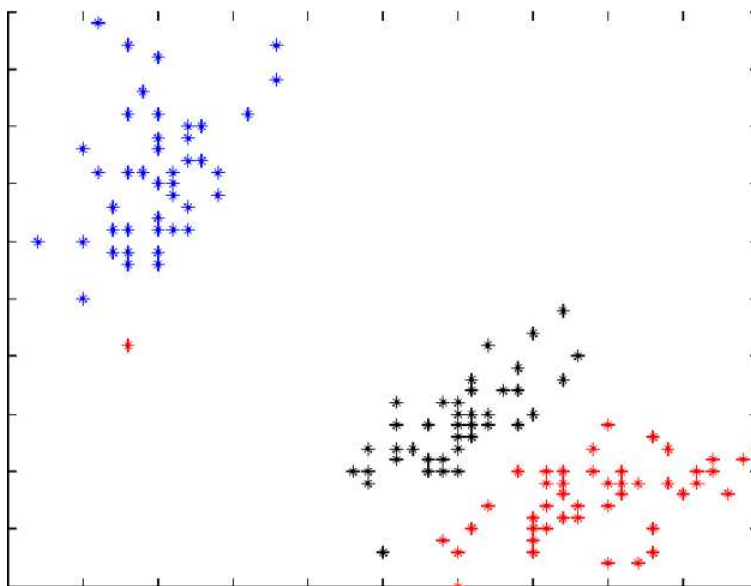


Figura 3.1: Exemplo de clusterização

A Figura 3.1 ilustra um processo de clusterização em que os pontos dos gráficos, que representam características de padrões, auto-organizam-se formando agrupamentos a partir

da proximidade desses pontos. O objetivo da clusterização é formar grupos caracterizados por alta homogeneidade entre padrões de um mesmo grupo e heterogeneidade entre padrões de grupos distintos (ALVES, 2007). Isso significa que os padrões devem ser semelhantes entre si dentro do mesmo grupo e diferentes em relação aos padrões de outros grupos

A principal diferença entre a clusterização e a classificação é que na classificação os padrões são reunidos por classes já conhecidas. Já na clusterização as características dos padrões são analisadas para a partir delas descobrir possíveis classes de padrões.

Uma típica atividade de clusterização deve envolver os seguintes passos (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999):

1. Representação de padrões
2. Definição de medidas de similaridade apropriadas para um domínio de dados
3. Agrupamento
4. Abstração de dados, se necessário
5. Avaliação da saída, se necessário

A *Representação dos padrões* envolve a definição do número, tipo e modo de apresentação dos atributos que descrevem cada padrão. Em geral, um padrão é representado por um vetor cujas dimensões representam atributos ou características desse padrão.

Na representação de padrões, pode haver seleção e extração de características. A seleção de características consiste em identificar um subconjunto dos atributos de um padrão para descrevê-lo. Já a extração de características consiste em realizar transformações nos atributos de entrada de um padrão para melhor descrever esse padrão.

A *Definição da medida de similaridade* é uma função de distância definida entre pares de padrões. São exemplos de medidas de similaridade as funções *coseno*, *coeficiente de Jaccard*, *coeficiente de correlação* e *distância euclidiana*. As descrições dessas medidas são apresentadas na Seção 3.2

O processo de *Agrupamento* pode ser realizado por diferentes métodos de clusterização. As abordagens hierárquica e particional são as mais comuns.

A *Abstração de dados* é o processo de extrair uma representação compacta de um conjunto de dados direcionada para análise automática ou para o usuário. Para a análise automática, deve ser uma representação que permita à máquina processar fácil e eficientemente. Já para o usuário, deve fornecer, preferencialmente, uma visualização gráfica que permita-lhe compreender facilmente os *clusters* formados e as suas relações. Na clusterização, uma típica abstração é uma descrição compacta de cada *cluster*, como a representação dos padrões de um *cluster* pelo seu centróide, por exemplo.

A *avaliação da saída* de um processo de clusterização geralmente se recorre a critérios de otimização, muitas vezes definidos de forma subjetiva. O fato é que os *clusters* são produzidos a partir dos dados de entrada. Desse modo, o processo de clusterização não pode ser validado como eficiente ou não caso os padrões de entrada em sua essência não se agrupam.

Uma grande vantagem da clusterização é facilitar a percepção e a extração de informações relevantes em grupos de padrões, principalmente em conjuntos muito grandes de dados.

3.1 Métodos de clusterização

Existem várias abordagens de clusterização para tratar problemas de agrupamento de padrões, cada uma mais adequada a determinados tipos de problemas (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999; ALVES, 2007). Mas neste trabalho apresentaremos apenas os principais métodos de clusterização, que são a clusterização hierárquica e a clusterização particional.

Um método hierárquico, segundo Alves (2007), fornece um conjunto de partições onde cada partição subsequente é descendente da anterior, formando uma estrutura hierárquica aninhada de agrupamentos. A ferramenta particional, por sua vez, fornece uma única partição dos dados agrupados em função de um número específico k de *clusters*, sem que haja uma hierarquia entre os agrupamentos formados.

Neste trabalho, a clusterização hierárquica foi aplicada para formar agrupamentos de

perguntas similares para envio automático de respostas. Já a clusterização particional foi utilizada para formar grupos de alunos e identificar suas características individuais que revelassem dificuldades de aprendizagem.

3.1.1 A clusterização hierárquica

O método de clusterização hierárquica organiza padrões hierarquicamente obedecendo à similaridade entre esses padrões. Os resultados de clusterização hierárquica, em geral, são apresentados em forma de dendrogramas, conforme a Figura 3.2. As raízes de um dendrograma representam *clusters* e as folhas, os padrões x_i desses *clusters*.

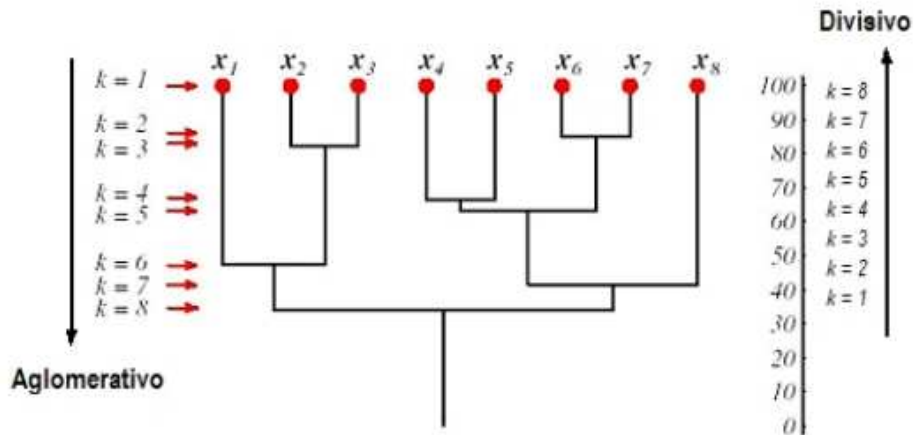


Figura 3.2: Exemplo de dendrograma (JUNIOR, 2006)

A Figura 3.2 é um dendrograma que representa as abordagens derivadas da clusterização hierárquica : a aglomerativa (*bottom-up*) e a divisiva (*Top-down*). Na primeira abordagem, cada padrão é considerado um *cluster* unitário. Esses padrões são mesclados recursivamente por alguma medida de similaridade até que todos os agregados fiquem fundidos em um único *cluster* (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008). Um algoritmo de clusterização hierárquica aglomerativa contém os seguintes passos (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999; JUNIOR, 2006):

1. Comece com N *clusters* cada um com um único padrão
2. Calcule a matriz de proximidade para os N *clusters*

3. Encontre a distância mínima $d_{min}(C_i, C_j)$ através da matriz de proximidade para formar um novo *cluster* a partir dos *clusters* C_i e C_j .

$$d_{min}(C_i, C_j) = \min(d(C_m, C_l)), 1 \leq m, l \leq N$$

4. Atualize a matriz de proximidade, calculando a distância dos novos *clusters*.
5. Repita os passos 3 e 4 até que todos os padrões estejam no mesmo *cluster*.

Há muitos algoritmos aglomerativos. Entre os mais simples e populares métodos estão a *ligação simples* e a *ligação completa*. Na *ligação simples*, a distância entre dois *clusters* é determinada por dois padrões, de *clusters* diferentes, mais próximos um do outro. A *ligação completa*, por sua vez, usa como distância entre dois *clusters* aquela entre os padrões nos diferentes *clusters* que estão mais afastados um do outro.

Ao contrário da abordagem aglomerativa, de acordo com a Figura 3.2, o processo da abordagem divisiva inicia-se com apenas um agrupamento contendo todos os padrões. Esse agrupamento é dividido recursivamente em cada etapa de execução de um algoritmo hierárquico divisivo até alcançar o número de padrões individuais x_i .

Os métodos divisivos tendem a ser menos utilizados que os métodos aglomerativos, pois não conseguem recuperar facilmente uma partição feita por uma má escolha.

3.1.2 A clusterização particional

Ao contrário de métodos hierárquicos, os métodos de partição associam um conjunto de padrões a K grupos sem criar uma estrutura hierárquica. Desse modo, os padrões deslocam-se entre *clusters* a cada etapa de execução de um algoritmo particional até que um critério de parada seja atingido. Esse critério pode ser a convergência dos *clusters* ou um número fixo de iterações. A convergência indica a estabilidade dos *clusters*, isto é, quando cada padrão encontra seu *cluster* mais adequado e não se desloca mais entre os demais *clusters*.

O problema de clusterização por particionamento pode ser definido formalmente da seguinte forma (JUNIOR, 2006): dado um conjunto de n dados caracterizados por d atributos

cada, determine uma partição do conjunto inicial em K *clusters*. A escolha do valor de K depende do problema abordado e pode interferir na eficiência do algoritmo.

A eficiência do algoritmo pode ser obtida com a otimização de uma função-objetivo para maximizar a similaridade entre elementos de um mesmo *cluster* e minimizar a similaridade entre elementos de *clusters* diferentes.

Entre os algoritmos de clusterização particional, apresentamos como exemplos o tradicional *K-means* e o *Bisecting K-means*.

O *K-means* é uma técnica que utiliza o algoritmo de agrupamento de dados por K-médias, onde K representa o número de agrupamentos ou *clusters*. A ideia do *K-Means* é criar pontos centrais, isto é, centróides que representem cada *cluster*. O centróide de um grupo é calculado pela média ou pela mediana de todos os pontos de um agrupamento (LOOKS et al., 2007). Os centróides são recalculados a cada iteração do *K-means* até haver convergência, isto é, até que todos os pontos estejam nos grupos de seus centróides mais próximos. De acordo com (LOOKS et al., 2007), o algoritmo *K-means* funciona da seguinte forma:

1. Selecionar K centróides aleatoriamente
2. Associar cada ponto de um conjunto de dados ao centróide mais próximo
3. Recalcular os centróides de cada *cluster* pela média ou mediana de seus pontos
4. Repetir os passos 2 e 3 até que os centróides não se alterem mais

O *K-means* tem como vantagens ser fácil de implementar e convergir rápido. A sua desvantagem é ser computacionalmente caro para grandes bases de dados (FAHIM et al., 2006).

O *Bisecting K-means* é uma variação do algoritmo *K-means*. Ele começa com um simples *cluster* e continuamente seleciona um *cluster* para dividir em dois *sub-clusters* até alcançar o número K de *clusters* desejados (LOOKS et al., 2007). O algoritmo *Bisecting K-means* funciona da seguinte forma (STEINBACH; KARYPIS; KUMAR, 2000)

1. Colocar um *cluster* para dividir

2. Dividir o *cluster* em dois *sub-clusters* utilizando o *K-means* tradicional.
3. Repetir o passo 2, que é o passo de bissecção, por um número I de vezes e escolher a divisão que produzir uma clusterização com maior similaridade.
4. Repetir os passos 1, 2 e 3 até alcançar o número de *clusters* desejado.

De acordo com (STEINBACH; KARYPIS; KUMAR, 2000), a técnica *Bisecting K-means* tem apresentado melhor performance do que o tradicional *K-means* devido ao fato de produzir *clusters* de tamanhos relativamente uniformes em vez de *clusters* de tamanhos variáveis.

A técnica *K-means* e suas extensões estão entre as técnicas de clusterização mais aplicadas em diversas áreas do conhecimento, entre elas, a recuperação de informação e a segmentação de imagens (FAHIM et al., 2006).

3.2 Medidas de similaridade

A similaridade entre padrões é uma medida de correspondência ou semelhança entre objetos a serem agrupados por um método de clusterização. As medidas de similaridade mais utilizadas são as seguintes: *coseno*, *distância euclidiana*, *coeficiente de Jaccard* e *coeficiente de correlação*.

Dados dois vetores, A e B , de características representando dois padrões, a medida de similaridade *coseno* é calculada pelo produto interno entre esses vetores da seguinte forma:

$$\text{Sim}(A, B) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|}$$

A similaridade *distância euclidiana* corresponde à distância d_p entre dois pontos x e y em um plano multidimensional.

$$d_p(x, y) = (\sum_{j=1}^p (x_j - y_j)^p)^{\frac{1}{p}}$$

O coeficiente de Jaccard (*jacc*) é uma medida estatística para comparar a similaridade e a dissimilaridade de amostras de conjuntos, sendo definido como o tamanho da interseção entre duas amostras A e B dividido pelo tamanho da união dessas duas amostras.

$$jacc(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

O coeficiente de correlação de Pearson é uma medida do grau de relação linear entre duas variáveis quantitativas. Este coeficiente varia entre os valores -1 e 1. O valor 0 (zero) significa que não há relação linear, o valor 1 indica uma relação linear perfeita e o valor -1 também indica uma relação linear perfeita mas inversa, ou seja quando uma das variáveis aumenta a outra diminui. Quanto mais próximo estiver de 1 ou -1, mais forte é a associação linear entre as duas variáveis. Dadas duas variáveis ou vetores x e y , o coeficiente de correlação de Pearson r é calculado da seguinte forma:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \text{ onde } \bar{x} \text{ e } \bar{y} \text{ são vetores-médias de } x, y$$

3.3 Avaliação de clusterização

Uma vez que a clusterização é um processo de auto-organização de padrões sem que haja exemplos e classes pré-definidas que orientem esse processo, a avaliação da clusterização torna-se uma tarefa difícil. Isso porque não se sabe que relações se deseja extrair para definir a qualidade de uma clusterização.

Segundo Junior (2006), apesar da importância da avaliação da clusterização, esta é raramente utilizada em aplicações de análise de *clusters*. As razões para isso incluem a falta de instruções sobre como a validação de clusterização deve ser feita e a necessidade de muitos recursos computacionais.

Existem vários critérios para avaliar a clusterização (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999; MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008). Mas, nesta seção apresentamos apenas as tradicionais

métricas *recall* e *precision* da área de recuperação da informação (BAEZA-YATES; RIBEIRO-NETO, 1998) e as métricas F_1 e *Rand Index* (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008). A seguir, descrevemos cada uma dessas métricas no contexto da clusterização.

Sejam :

- TP = Número de Verdadeiros Positivos. Dados dois documentos d_1 e d_2 e um agrupamento C , D é uma decisão TP se d_1 e d_2 são agrupados em C e, de fato, d_1 e d_2 pertencem a um mesmo grupo.
- TN = Número de Verdadeiros Negativos. Dados dois documentos d_1 e d_2 e um agrupamento C , D é uma decisão TN se d_1 e d_2 são agrupados em C e d_1 e d_2 não pertencem a um mesmo grupo.
- FP = Número de Falsos Positivos. Dados dois documentos d_1 e d_2 e um agrupamento C , D é uma decisão FP se d_1 e d_2 não são agrupados em C e d_1 e d_2 pertencem a um mesmo grupo.
- FN = Número de Falsos Negativos. Dados dois documentos d_1 e d_2 e um agrupamento C , D é uma decisão FN se d_1 e d_2 não são agrupados em C e, de fato, d_1 e d_2 não pertencem a um mesmo grupo.

Uma decisão D correta significa que um par de padrões é TP ou FN . Uma decisão D correta relevante significa que um par de padrões é TP . Já um decisão D é relevante se um par de padrões é TP ou FP .

O valor de *recall* é representado pela razão entre o número de decisões corretas relevantes e o número total de decisões corretas de clusterização, isto é, $TP + FN$. O valor de *precision*, por sua vez, é representado pela razão entre o número de decisões corretas relevantes e o número total de decisões relevantes de clusterização. Em resumo, calculamos *recall* (R) e *precision* (P), respectivamente, do seguinte modo:

$$R = \frac{TP}{(TP+FN)} \text{ e } P = \frac{TP}{(TP+FP)}$$

De acordo com (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008), uma simples medida que relaciona *Precision* e *Recall* é a métrica F_β , que é a média harmônica ponderada entre *Precision* (P) e *Recall* (R).

$$F_\beta = \frac{(\beta^2+1)PR}{\beta^2P+R}. \text{ Para } \beta = 1, \text{ temos } F_1 = \frac{2PR}{P+R}$$

A métrica *Rand Index* (RI) mede a fração de classificações corretas, isto é, a eficiência do clusterizador. De acordo com (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008), essa métrica pode não ser uma boa medida para a categorização de textos, pois os resultados podem ser ampliados se o número de decisões corretas mas não-relevantes, isto é, de verdadeiros negativos (TN), for alto.

$$RI = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)}$$

Neste trabalho, nós utilizamos as métricas apresentadas para avaliar a eficiência da clusterização em formar agrupamentos de perguntas semelhantes de uma base de perguntas já agrupadas por similaridade. No entanto, não aplicamos essas métricas para avaliar a clusterização dos alunos, pois não havia classes pré-definidas para esses alunos.

3.4 O Software Cluto

O *Cluto 2.1.2*¹ é um pacote de *software* para clusterização de conjuntos de dados de baixas e altas dimensões. O *Cluto* oferece três classes de algoritmos de clusterização que operam diretamente sobre o espaço de características de objetos ou no espaço de similaridades desses objetos. Esses algoritmos são baseados nas abordagens particional, hierárquica aglomerativa e de particionamento por grafos (KARYPIS, 2003).

A característica principal do *Cluto* é que seus algoritmos tratam o problema da clusterização como um processo de otimização que busca maximizar ou minimizar uma particular

¹Software e documentação disponíveis em : <http://glaros.dtc.umn.edu/gkhome/views/cluto>

função-objetivo de clusterização. O *Cluto* fornece sete funções-objetivos que podem ser aplicadas tanto nos algoritmos de clusterização aglomerativa quanto particional.

Os algoritmos de otimização de funções-objetivos do *Cluto* têm produzido soluções de clusterização de alta qualidade.

O *Cluto* também fornece ferramentas para descobrir *clusters* e compreender as relações entre os objetos associados a cada *cluster* assim como as relações entre diferentes *clusters*. O *Cluto* identifica ainda as características que melhor descrevem ou discriminam cada *cluster*.

Os resultados de clusterização podem ser compreendidos e analisados através dos recursos de visualização que o *Cluto* oferece.

A Figura 3.3 é um gráfico de visualização de clusterização emitido pelo *Software Cluto*. Nesse gráfico cada linha é uma folha ou padrão k_i de um dendrograma. Cada coluna representa cada característica desses padrões. Já os *Clusters* i são apresentados como uma hierarquia desses padrões com base em medidas de similaridades. As tonalidades de cores representam quanto cada característica descreve e discrimina cada padrão de um *cluster*. Cada valor não-nulo das características dos padrões é mostrado em diferentes tonalidades de vermelho. Os valores mais altos têm tonalidades mais fortes. Já para valores menores, essas tonalidades são mais fracas. A cor verde indica valores negativos e a cor branca, por sua vez, representa valores nulos (KARYPIS, 2003).

Os pacotes de distribuição do *Cluto* consistem de dois programas, o *vcluster* e o *scluster*, para clusterização e análise de *clusters*. Esses pacotes incluem uma biblioteca que permite outras aplicações acessarem diretamente os algoritmos implementados no *Cluto*.

Com todas as vantagens oferecidas pelo *Cluto* (STEINBACH; KARYPIS; KUMAR, 2000) tanto pela eficiência quanto pela robustez e usabilidade, optamos por utilizá-lo neste trabalho para a realização dos experimentos apresentados no Capítulo 5.

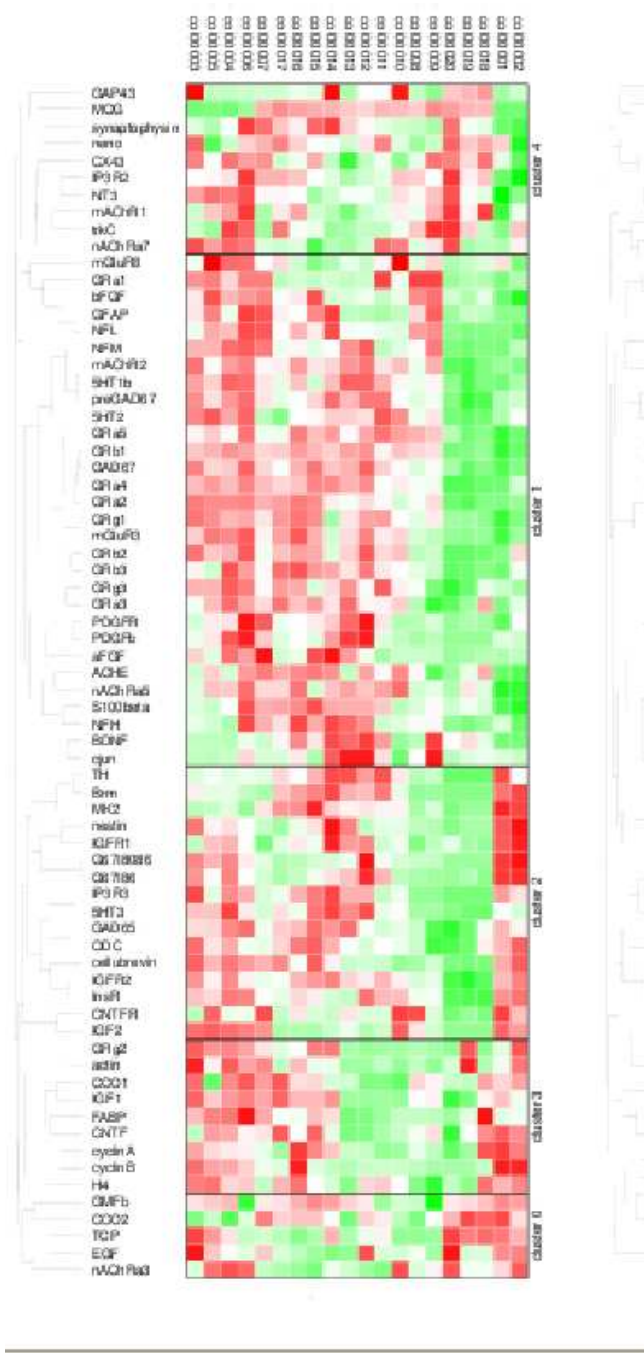


Figura 3.3: Visualização de padrões, características e *clusters* do *Software Cluto* (KARYPIS, 2003)

Capítulo 4

Os Sistemas SOAC e SOAD

Os sistemas *SOAC* (*Sistema Online de Atividades de Classificação*) e *SOAD* (*Sistema Online de Avaliação a Distância*) são dois sistemas de Internet desenvolvidos com os propósitos de apoiar o ensino, a aprendizagem e a avaliação de turmas de classificação bibliográfica.

O sistema *SOAC* implementa funções de avaliações diagnóstica e formativa com o objetivo de controlar um processo de aprendizagem para nivelar e formar aprendizes de classificação documentária (OLIVEIRA; OLIVEIRA, 2008).

O sistema *SOAD*, por sua vez, implementa funções de avaliações somativas *online*. O objetivo desse sistema consiste em aferir, através de provas *online*, a qualidade de um processo de ensino e de aprendizagem assim como apontar qualificações, isto é, competências de profissionais de classificação.

O *SOAC* foi desenvolvido na linguagem de programação PHP com bases de dados *Mysql*. O *SOAD* também está sendo implementado nessas mesmas tecnologias.

4.1 O sistema SOAC

O sistema *SOAC* está em funcionamento há um ano e está localizado no seguinte endereço: <http://www.informarcia.pro.br/soac>.

Para entrar no sistema *SOAC* é necessário passar por um processo de autenticação de usuários. Os usuários podem ser alunos, professores e administradores. Na Figura 4.1, apresentamos a tela inicial do *SOAC*.

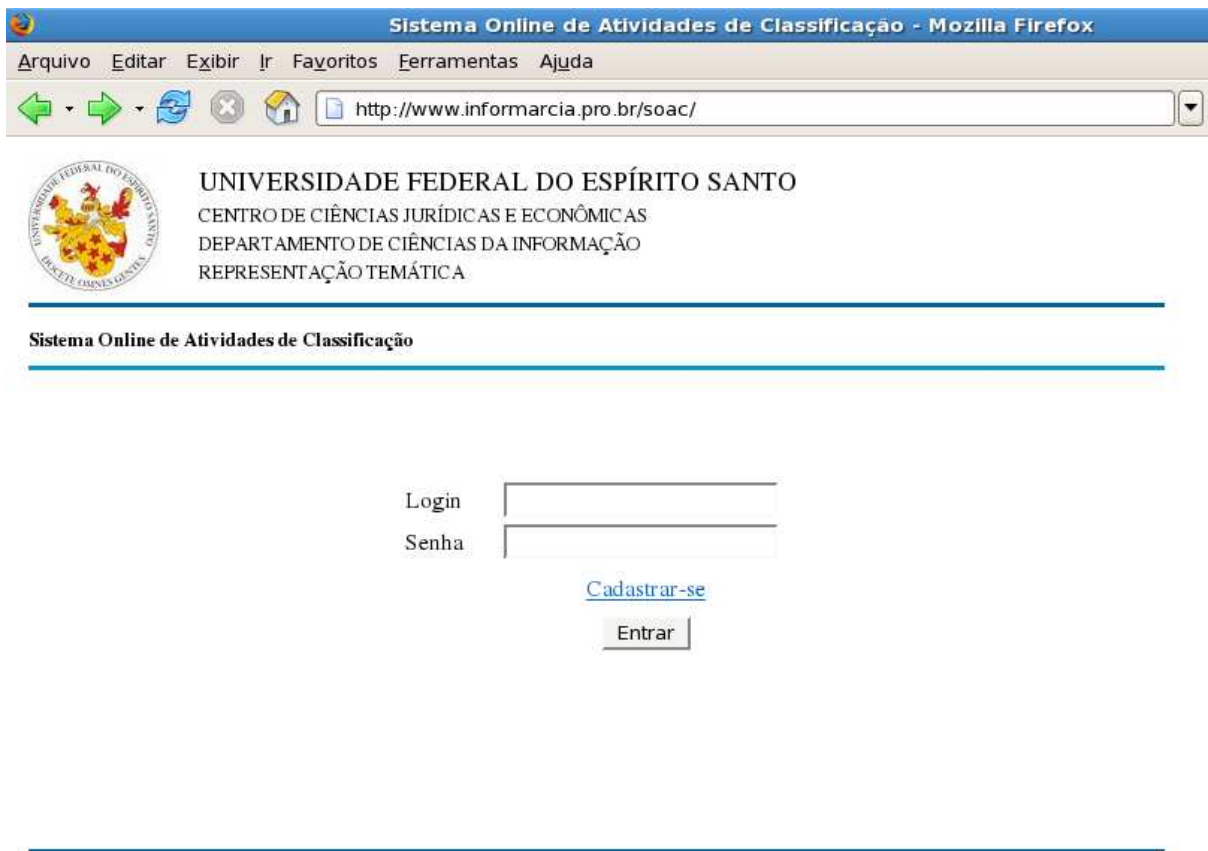


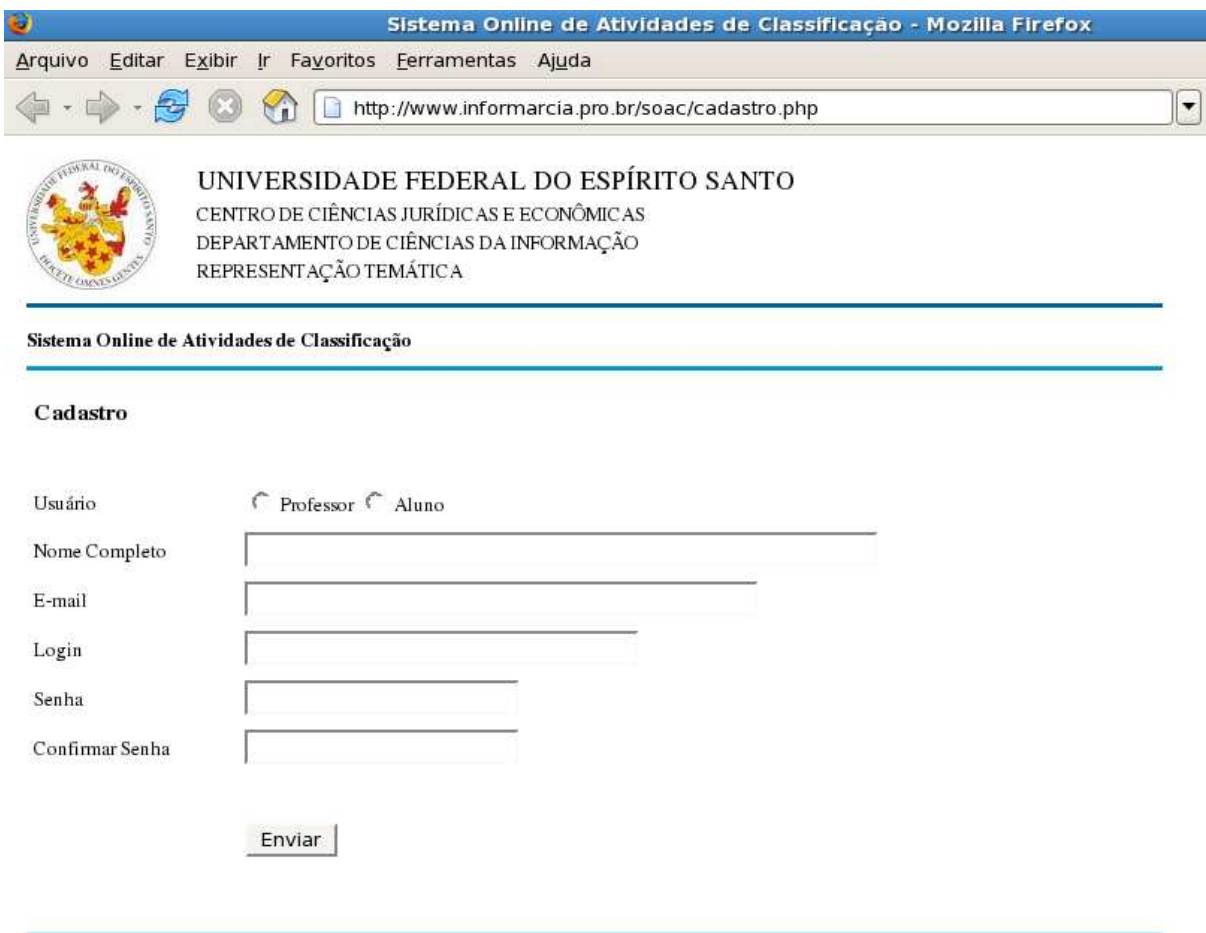
Figura 4.1: Autenticação de usuários

Caso um usuário não esteja cadastrado no sistema *SOAC*, ele poderá fazer um cadastro como aluno ou professor para ter acesso às funcionalidades do *SOAC*. Esse cadastro (ver Figura 4.2) é autorizado ou não pelo administrador do sistema.

4.1.1 Visão do aluno

As atividades do aluno no sistema *SOAC* consistem essencialmente de visualizar as tarefas especificadas pelo professor, resolver questões de classificação, acompanhar desempenhos e refazer questões erradas.

Quando um aluno entra no *SOAC* e o sistema o reconhece como usuário do tipo aluno,



The screenshot shows a Mozilla Firefox browser window with the address bar displaying `http://www.informarcia.pro.br/soac/cadastro.php`. The page header includes the logo of the Universidade Federal do Espírito Santo and the text: UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO, CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS, DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DA INFORMAÇÃO, REPRESENTAÇÃO TEMÁTICA. Below this, the page title is "Sistema Online de Atividades de Classificação". The main content area is titled "Cadastro" and contains a registration form with the following fields: "Usuário" (with radio buttons for "Professor" and "Aluno"), "Nome Completo", "E-mail", "Login", "Senha", and "Confirmar Senha". An "Enviar" button is located at the bottom of the form.

Figura 4.2: Cadastro de usuários

são apresentados para ele a última tarefa especificada pelo professor e *links* para as tarefas antigas. Ao iniciar as atividades de uma tarefa, é apresentada para o aluno um tela de resolução de questões de classificação como a da Figura 4.3.

As questões de classificação de uma tarefa são sorteadas e apresentadas ao aluno. Um *link* para o arquivo a ser classificado pelo aluno é mostrado, conforme a Figura 4.3. Esse arquivo pode ser uma figura, monografia, dissertação, capas de livros, textos ou qualquer outro objeto. Ao visualizar o arquivo a ser classificado, o aluno poderá atribuir um código de classificação escrevendo-o na caixa de texto para códigos e apertar o botão **Adicionar**. O aluno poderá adicionar mais de um código ao arquivo realizando o mesmo processo. Através do botão **Apagar** o aluno poderá apagar cada código selecionado na lista de códigos.

O aluno, ao resolver uma questão, poderá ainda escrever em uma caixa de texto (Figura 4.3) os principais assuntos do objeto que ele está classificando. Caso o aluno não queira

Sistema Online de Atividades de Classificação

Tarefa : 7 - Questão 26

Que código(s) de classificação de registro bibliográfico você atribuiria para a descrição a seguir?

[CDU CDD_T2_0066.pdf](#)

Código

869.91

Adicionar >>

869.1

Avançar

Finalizar

Apagar

Ajuda

Quais são os assuntos principais (em ordem)?

[Mostrar Tarefa](#)

Figura 4.3: Resolução de questões de classificação

resolver uma questão, ele poderá avançá-la sem que isso prejudique os seus desempenhos. No entanto, o professor tem conhecimento de todas as questões que cada aluno avança.

Para terminar uma questão, o aluno deve apertar o botão **Finalizar**. Ao apertá-lo, a questão, o *login* do aluno, as respostas que ele deu, a data, o horário de início e o horário de término da questão são armazenados em um banco de dados.

O aluno pode iniciar e terminar as atividades de uma tarefa sempre que desejar, desde que esteja no prazo de execução da tarefa estabelecido pelo professor.

Depois de algum tempo que os alunos começam a resolver as questões de uma tarefa, eles recebem um relatório de seus desempenhos informando erros, acertos, questões avançadas e

como estão indo nas atividades de classificação.

Quando os alunos recebem esse relatório, eles também ganham a oportunidade de refazer as questões que erraram. Para isso, o *SOAC* mostra para o aluno em uma página *web* a lista das questões que ele errou, o que errou, *links* para refazer essas questões e os comentários do professor. A Figura 4.4 apresenta a página *web* exibida para os alunos individualmente de acordo com os erros que eles cometeram.

Sistema Online de Atividades de Classificação - Mozilla Firefox

Arquivo Editar Exibir Ir Favoritos Ferramentas Ajuda

http://www.informarcia.pro.br/soac/refazererradas.php?aluno=gato&tarefa=6

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DA INFORMAÇÃO
REPRESENTAÇÃO TEMÁTICA

Sistema Online de Atividades de Classificação

Resolução de Questões Erradas - Tarefa 6

Questões	Respostas	Respostas Erradas	Refazer
o6-4-0	(1/9)	(1/9)	Refazer
o6-12-3	(0...)	(0...)	Refazer

[Comentários Gerais das Questões da Tarefa 6](#)

[Sair](#)

Figura 4.4: Lista de questões erradas

Ao clicar no *link* **Refazer** de uma questão errada, o aluno visualiza a tela da Figura 4.5.

A tela apresentada ao aluno para refazer questões na Figura 4.5 é um pouco diferente da tela para resolver questões da Figura 4.3, porque para um aluno refazer uma questão ele precisa ter um retorno do que errou exatamente. Dessa forma, quando um aluno atribui vários códigos de classificação a um arquivo, os códigos que ele atribuiu incorretamente aparecerão em vermelho na tela de refazer questões.

Sistema Online de Atividades de Classificação

Questão 1
Respostas Antigas : 025.1 Erradas : 025.1

Que código(s) de classificação de registro bibliográfico você atribuiria para a descrição a seguir?

[CDD - 138Inf.pdf](#)

Código

Adicionar >>

Gravar Finalizar

Apagar

Ajuda

[Visualizar todas](#) [Voltar](#) [Avançar](#) [Mostrar Tarefa](#)

[Comentários Gerais das Questões da Tarefa 3](#)

Figura 4.5: Refazer questões erradas

Uma outra opção da tela de refazer as questões erradas na Figura 4.5) é poder navegar entre todas as questões erradas através dos *links Voltar e Avançar*.

O botão **Gravar** na Figura 4.5 grava as novas respostas dadas pelos alunos em um banco de dados. O *SOAC* também registra em banco todas as respostas antigas dos alunos, de forma que é possível verificar quantas vezes um aluno tentou refazer cada questão.

O botão **Finalizar** na Figura 4.5 encerra o processo de refazer questões erradas. Mas o aluno poderá refazer as questões erradas em qualquer outro momento, desde que esteja no prazo de duração de uma tarefa.

4.1.2 Visão do professor

As tarefas do professor no sistema *SOAC* consistem essencialmente de especificar tarefas, enviar arquivos como questões de classificação, atualizar gabaritos e analisar desempenhos dos alunos. A Figura 4.6 é a tela inicial apresentada ao professor quando ele entra no *SOAC*.



Figura 4.6: Tela de apresentação do professor

A tela inicial do professor, na Figura 4.6, apresenta *links* para as principais atividades do professor no sistema *SOAC*. A primeira delas é **Especificar tarefa**. Para especificar um tarefa o professor deve apenas fornecer o título e o conteúdo de um contrato didático. No contrato didático, o professor estabelece quando, como e por que uma tarefa está sendo especificada. A tela de especificação de tarefa é apresentada na Figura 4.7.

Quanto ao envio de questões das tarefas, o professor poderá enviar para o banco de dados do sistema *SOAC* vários arquivos de uma vez para serem apresentados para os alunos como questões de classificação documentária.

Uma importante funcionalidade do *SOAC* para o professor é **Atualizar Gabaritos**. Atra-



Sistema Online de Atividades de Classificação

Arquivo Editar Exibir Ir Favoritos Ferramentas Ajuda

http://www.informarcia.pro.br/soac/tarefa.php

 UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DA INFORMAÇÃO
REPRESENTAÇÃO TEMÁTICA

Sistema Online de Atividades de Classificação

Especifique a tarefa que será apresentada ao aluno quando ele entrar no Sistema

Título

[Voltar](#)

Figura 4.7: Especificação de tarefas

vés dessa funcionalidade o professor corrige as questões de classificação resolvidas pelos alunos. Na Figura 4.8, podemos visualizar como ocorre essa atualização de gabaritos.

De acordo com a Figura 4.8, as duas primeiras colunas indicam, respectivamente, os códigos e os títulos dos objetos de classificação. Os títulos dos objetos possuem *links* para seus respectivos arquivos. A terceira coluna na Figura 4.8 exibe todos os gabaritos de cada questão. Quando o professor marca as caixas de seleção à esquerda das respostas dos gabaritos, ele está indicando que deseja remover essas respostas do gabarito. Na quarta coluna, são mostradas todas as respostas dadas por alunos para cada questão. Ao marcar as caixas de seleção das respostas dos alunos, o professor está informando que deseja adicionar as

Sistema Online de Atividades de Classificação

Resultados de Atividades
Tarefa 2

[Escolher outra Tarefa](#) [Voltar](#)

Códigos	Títulos	Remover Respostas do Gabarito	Adicionar Respostas ao Gabarito	Atualizar
o2-0	Cutter - CDD_T2_0033.pdf	<input type="checkbox"/> 456	<input type="checkbox"/> G741 <input type="checkbox"/> G741c <input type="checkbox"/> G738c <input type="checkbox"/> F664c Outra <input type="text"/>	<input type="button" value="Atualizar"/>
o2-1	Cutter - CDD_T1_0036.pdf	<input type="checkbox"/> V648e	<input type="checkbox"/> V648e <input type="checkbox"/> V468 Outra <input type="text"/>	<input type="button" value="Atualizar"/>

Figura 4.8: Edição de gabaritos

respostas marcadas aos gabaritos das questões. Há ainda a opção do professor escrever uma nova resposta e marcá-la para ser adicionada aos gabaritos. Ao apertar o botão **Atualizar** nas questões que estão sendo alteradas, o professor confirma as atualizações que fez nos gabaritos. Uma vez que as atualizações dos gabaritos são concluídas, os desempenhos de uma turma são computados automaticamente pelo sistema *SOAC* e enviados para cada aluno individualmente e para o professor.

O professor recebe um relatório mais detalhado dos desempenhos dos alunos. Esse relatório gerado no formato de planilha do *Microsoft Excel* possibilita o professor visualizar todas as atividades resolvidas e avançadas de todos os alunos em uma determinada tarefa. Além de mostrar todas as respostas de todos os alunos, o relatório também envia o desempenho de cada aluno. A Figura 4.9 apresenta esse relatório.

	A	B	C	D	E
130					
131	Aluno	Questões	Titulos	Respostas	Gabaritos
132	GRACIELA MOREIRA		T3 - CDD_T3_0051.pdf	Avançou	869.4 b869.4
133	GRACIELA MOREIRA	o4-76	T3 - CDD_T3_0075.pdf	Avançou	888 b869.4
134	GRACIELA MOREIRA	o4-36	T3 - CDD_T3_0032.pdf	895.63	895.63 b869.4
135	GRACIELA MOREIRA	o4-21	T3 - CDD_T3_0017.pdf		856
136	GRACIELA MOREIRA	o4-27	T3 - CDD_T3_0023.pdf	869.6	b869.6 869.6
137	GRACIELA MOREIRA	o4-38	T3 - CDD_T3_0034.pdf		813 813 813.5
138	GRACIELA MOREIRA	o4-81	T3 - CDD_T3_0082.pdf		828 828 828.4
139	GRACIELA MOREIRA	o4-39	T3 - CDD_T3_0035.pdf		843 843 843.9
140	GRACIELA MOREIRA	o4-24	T3 - CDD_T3_0020.pdf		863
141	GRACIELA MOREIRA	o4-61	T3 - CDD_T3_0057.pdf	869.4	869.4
142	GRACIELA MOREIRA	o4-21	T3 - CDD_T3_0017.pdf		856
143	GRACIELA MOREIRA	o4-28	T3 - CDD_T3_0024.pdf	869.1	869.1 b869.1
144	GRACIELA MOREIRA	o4-58	T3 - CDD_T3_0054.pdf	Avançou	869.8
145					
146					
147					
148	Total de acertos:	10 de 10		100,00%	
149	Questões avançadas:		2		
150	Desempenho :	Satisfatório			

Figura 4.9: Relatório de desempenhos

As questões erradas dos alunos até então têm sido comentadas unicamente pelo envio de uma página *web* com comentários gerais do professor. No entanto, estamos desenvolvendo uma interface para o *SOAC* que permitirá o professor comentar cada erro dos alunos.

Essa interface mostrará para cada questão as respostas erradas dadas pelos alunos. O professor poderá, então, selecionar as respostas que deseja comentar e escrever os comentários para essas respostas. Os alunos que resolveram as questões que continham as mesmas respostas marcadas pelo professor receberão individualmente os comentários do professor em suas listas de questões erradas (Figura 4.4).

4.2 O sistema SOAD

O sistema *SOAD* ainda está em fase de desenvolvimento e está hospedado no seguinte endereço: www.informarcia.pro.br/soad.

Assim como no sistema *SOAC*, para entrar no *SOAD*, é preciso passar por um processo de autenticação. Os usuários autorizados para acessarem o sistema *SOAD* são os mesmos do

sistema *SOAC*: aluno, professor e administrador.

4.2.1 Visão do aluno

Quando um aluno entra no sistema *SOAD*, é mostrado para ele uma tela de apresentação com as especificações de uma prova *online*, de acordo com o modelo da Figura 4.10. O aluno tem as opções de **Iniciar** uma prova ou **Sair** dela. Mas, uma vez iniciada uma prova, o aluno não poderá mais desistir dela. Isso é informado na especificação da prova.

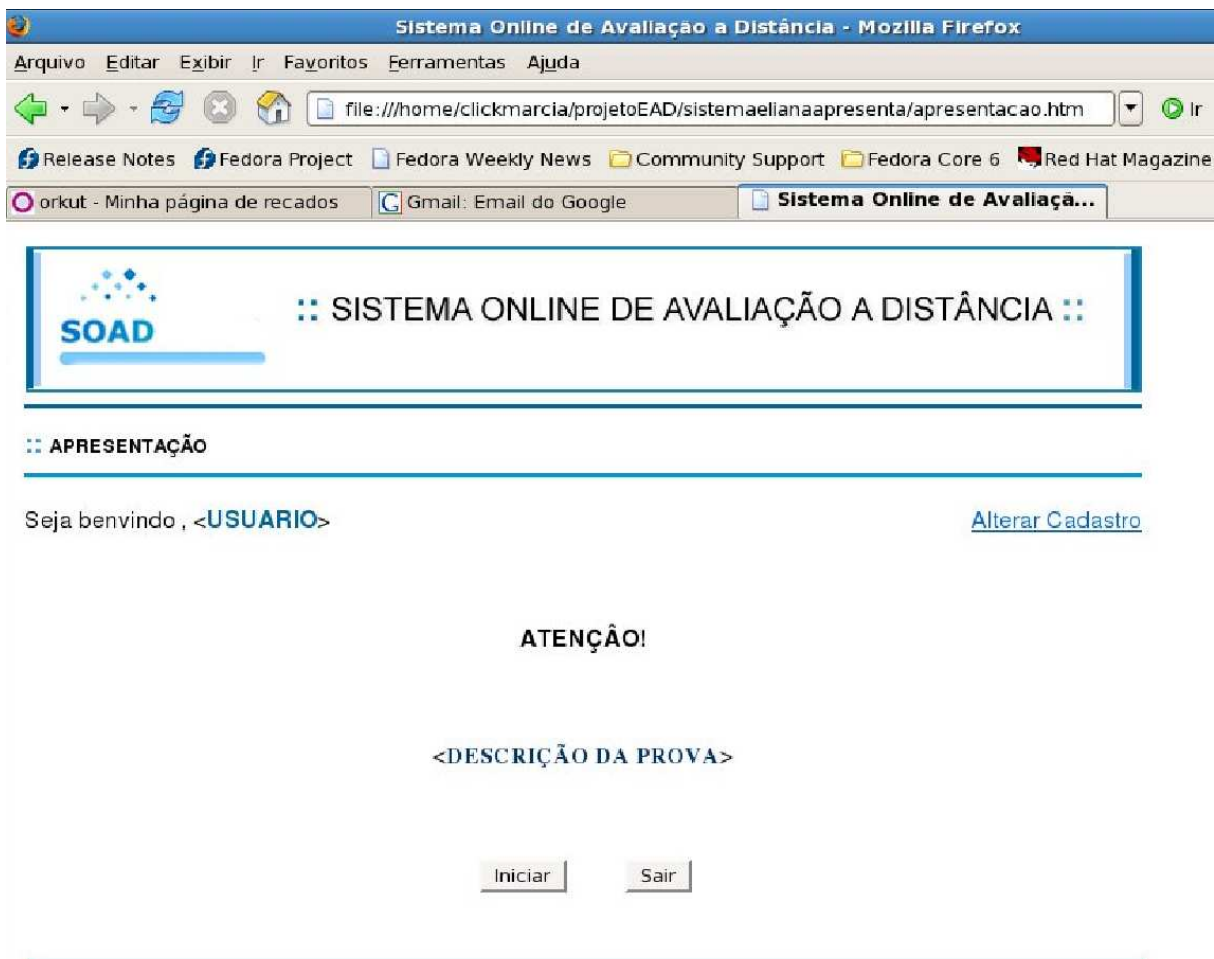


Figura 4.10: Tela de apresentação de uma prova

Os alunos que já fizeram prova uma vez não serão autorizados pelo sistema *SOAD* caso tentem iniciar uma outra prova.

Quando um aluno inicia uma avaliação *online*, as questões de sua prova serão sorteadas

por critérios definidos pelo professor através do sistema *SOAD*. Aparecerá para o aluno a tela da Figura 4.11.

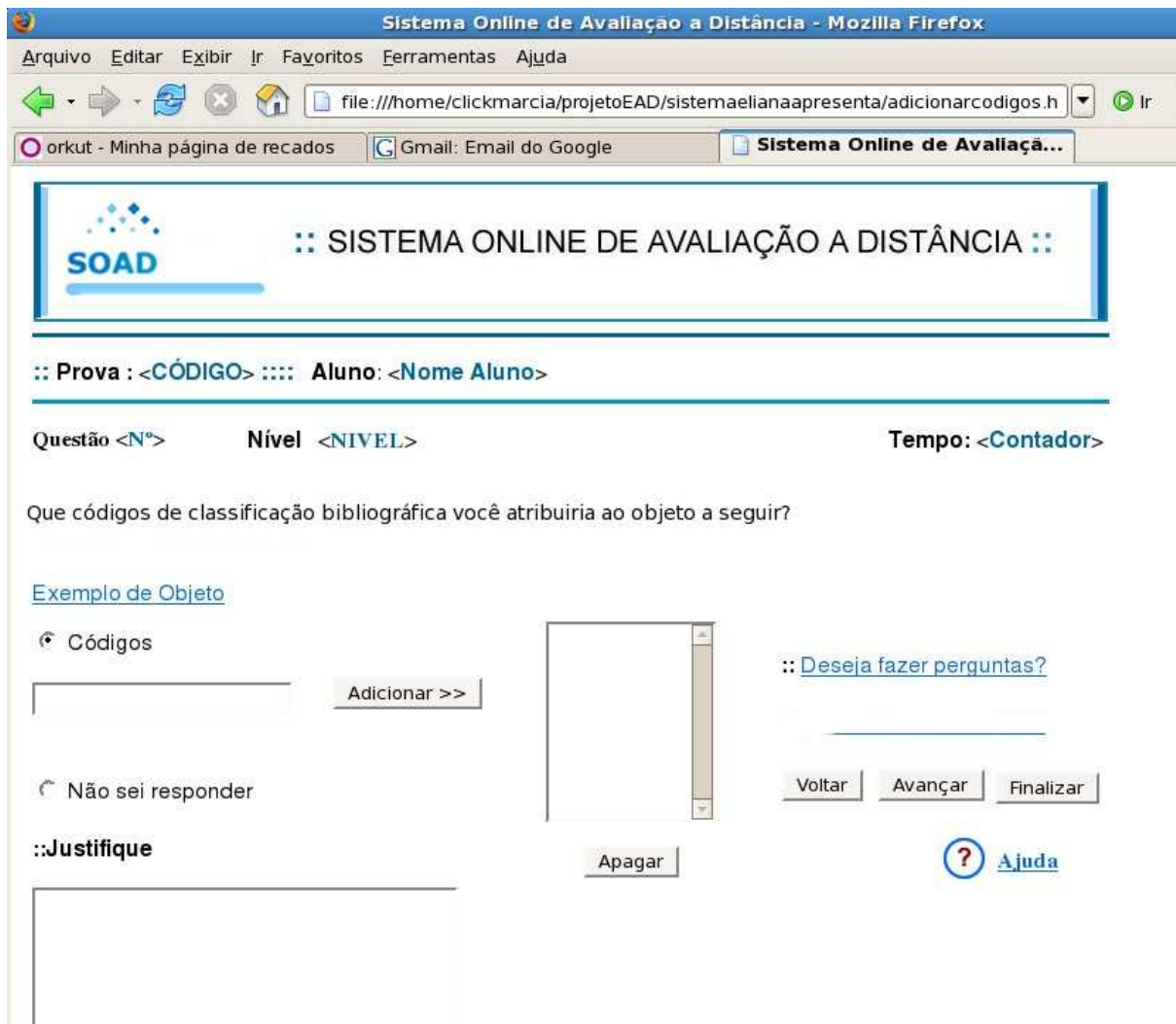


Figura 4.11: Resolução das questões de uma prova

De acordo com a Figura 4.11, o aluno visualiza o código da prova e a contagem do tempo, que é definido pelo professor na especificação da prova. O aluno visualiza também o nível de dificuldade de cada questão. Durante a prova, o aluno poderá navegar livremente por todas as questões através das opções **Voltar** e **Avançar** (ver Figura 4.11). Sempre que o aluno sai de uma questão para outra, as últimas alterações da questão em que o aluno estava são gravadas. O botão **Finalizar** significa encerrar a prova, isto é, entregá-la para correção. Ao encerrar uma prova, as últimas alterações também são salvas.

Quando o aluno finaliza uma prova, o sistema retorna à tela de apresentação (Figura

4.10). O aluno poderá, se quiser, **Iniciar** a prova de novo, desde que ainda esteja dentro do tempo de duração da prova.

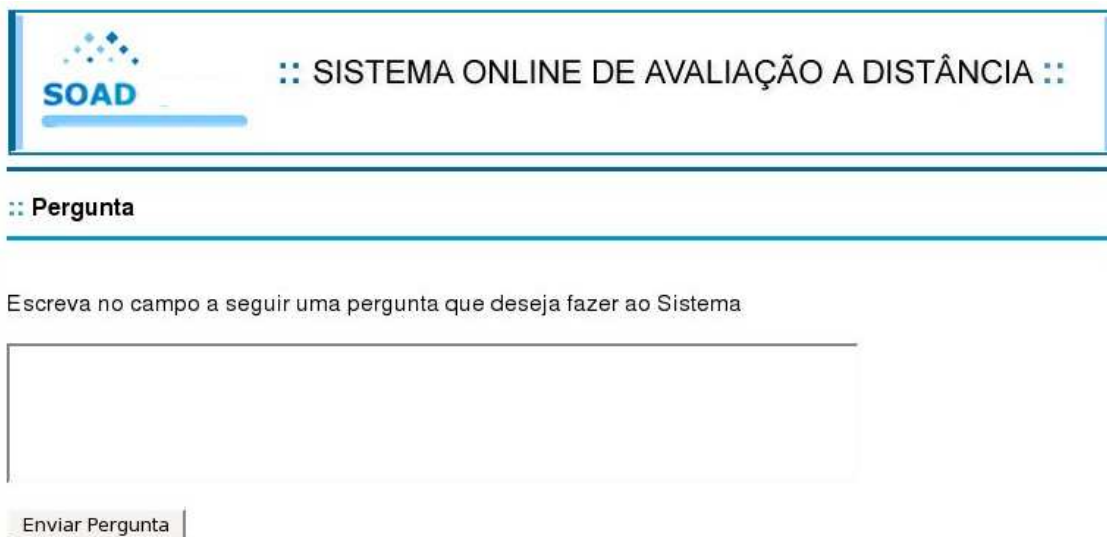
Para cada questão de classificação da prova, o processo de resolução é como o do sistema *SOAC*: atribuir um ou mais códigos a um objeto de classificação, podendo apagar os códigos atribuídos incorretamente. No entanto, como se trata de uma prova e não de uma tarefa, o aluno deve refletir sobre suas respostas, pois uma das métricas de cálculo da pontuação de atribuir códigos é a precisão. Isso significa que o número de códigos atribuídos corretamente é dividido pelo número de códigos que o aluno atribuiu para um objeto de classificação. Dessa forma, o aluno é penalizado pelas questões que "chuta".

No *SOAD*, todas as questões sorteadas para uma prova devem ser resolvidas, pois, ao contrário do que ocorre no *SOAC*, as questões avançadas são pontuadas com zero. Mas, caso o aluno não consiga atribuir códigos a um objeto de classificação, ele poderá informar **Não sei responder** (ver Figura 4.11) e apresentar uma justificativa que será analisada pelo professor ao corrigir a prova.

Na resolução de uma questão, de acordo com a Figura 4.11, o aluno também poderá fazer perguntas sobre um objeto de classificação clicando em **Perguntar**. Quando um aluno faz uma pergunta (ver Figura 4.12) sobre um objeto de classificação, essa pergunta será comparada com outras perguntas associadas a esse mesmo objeto no sistema *SOAD*. Caso seja similar a uma delas, o sistema envia a resposta da pergunta para o aluno. Caso contrário, a pergunta é arquivada no sistema para ser analisada, e talvez respondida, pelo professor.

Quando o tempo de uma prova está próximo de esgotar-se, o sistema *SOAD* envia uma mensagem para o aluno informando-lhe quanto tempo ainda resta para ele terminar a prova. Caso o tempo se encerre enquanto o aluno está resolvendo uma questão da prova, as últimas alterações feitas por ele serão salvas.

Para cada questão que o aluno resolve, são considerados na avaliação de desempenho a atribuição de códigos de classificação e as perguntas feitas pelo aluno. Caso o aluno tenha optado por não atribuir códigos, a sua justificativa, ao ser analisada pelo professor, poderá também ser pontuada.



The screenshot shows the SOAD system interface. At the top, there is a header with the SOAD logo on the left and the text ":: SISTEMA ONLINE DE AVALIAÇÃO A DISTÂNCIA ::" in the center. Below the header, there is a section titled ":: Pergunta". Underneath this title, there is a text prompt: "Escreva no campo a seguir uma pergunta que deseja fazer ao Sistema". Below the prompt is a large, empty rectangular text input field. At the bottom left of the input field, there is a button labeled "Enviar Pergunta".

Figura 4.12: Fazer perguntas

4.2.2 Visão do professor

Quando um professor acessa o sistema *SOAD*, ele tem as opções de criar provas e corrigir provas de alunos. A criação de provas consiste em dizer quantas questões uma prova terá assim como o número de questões por cada nível de dificuldade. Na criação de uma prova, o professor poderá especificar também o tempo e um texto com as regras da prova que serão apresentados aos alunos quando eles entrarem no sistema *SOAD*.

Quanto à correção de provas, o *SOAD* corrige as provas automaticamente e atribui uma nota. Mas é o professor quem valida a avaliação, mantendo ou alterando a nota atribuída pelo sistema para um aluno.

Na Figura 4.13, visualizamos um modelo da tela de correção de uma prova pelo professor. Nessa tela, o professor confere as questões da prova de um aluno. Para cada questão, é apresentado o número, o título, as respostas dadas pelos alunos, os gabaritos. São também apresentados o número de perguntas certas, a pontuação atribuída pelo *SOAD*, o horário de início da questão e o tempo que o aluno demorou em cada questão.

De acordo com a Figura 4.13, cada resposta errada do aluno aparece em vermelho com uma caixa de seleção à esquerda para o professor marcá-la, caso considere a resposta correta, isto é, não concorde com a correção do sistema. As respostas *não sei* com suas justificati-


:: SISTEMA ONLINE DE AVALIAÇÃO A DISTÂNCIA ::

:: Desempenho de Avaliação Somativa

Código : <Codigoaluno> Aluno : <Nome do Aluno> Turma : <Nome Turma>
 Prova <CodigoProva> Data : <datadaprova> Rendimento : <Nota>
 Professor: <nomeprofessorqueaplicou>

Análise de Resultados- As respostas em vermelho são consideradas erradas. Caso DISCORDE, marque-as e justifique.

Questão	Titulo	Respostas (Códigos)	Gabaritos	Perguntas Certas	Pontuação	Horário	Tempo (min)
1	Objeto	<input type="checkbox"/> Respostal Resposta2 <input type="checkbox"/> Não sei + Justificativa	Gabarito 1 Gabarito 2 Gabarito 3	<No. Certas de <No. Feitas> Visualizar Perguntas			
2							

[Visualizar Histórico de Aprendizagem do Aluno](#)

Observações sobre a prova

Outros comentários da prova


[Códigoquestao - Professor-Data](#)
[Códigoquestao - Professor-Data](#)
[Códigoquestao - Professor-Data](#)

Figura 4.13: Correção de questões

vas aparecem da mesma forma que as questões erradas e, marcando as caixas de seleção à esquerda, o professor confirma as justificativas do aluno como respostas das questões. Caso seja necessário, o professor poderá **Visualizar o histórico de aprendizagem de um aluno** para melhor analisar as respostas desse aluno.

Para visualizar as perguntas feitas pelos alunos, o professor deverá clicar em **Visualizar perguntas** (Figura 4.13). Ao clicar nesse *link*, aparecerá a tela da Figura 4.14.

A tela da Figura 4.14 apresenta para o professor as perguntas feitas pelos alunos. As perguntas que o sistema não conseguiu responder, isto é, para as quais não conseguiu encontrar perguntas similares, aparecem em vermelho com uma caixa de seleção à esquerda. Marcando as caixas de seleção das perguntas não respondidas pelo sistema, o professor estará informando que essas perguntas feitas por um aluno são relevantes. O professor poderá


:: SISTEMA ONLINE DE AVALIAÇÃO A DISTÂNCIA ::

:: Desempenho de Avaliação Somativa

Código : <Codigoaluno> Aluno : <Nome do Aluno>
Turma : <Nome Turma>
Prova <CodigoProva> Data : <datadaprova>
Professor: <nomeprofessorqueestacorrigindo>

Perguntas Feitas pelo Aluno para objeto de classificação <Titulo do Objeto>

As perguntas em vermelho não têm respostas.. Caso considere-as RELEVANTES, marque-as. Você poderá também adicionar respostas às perguntas feitas.

Perguntas do Aluno	Respostas	Adicionar respostas a perguntas	
<input type="checkbox"/> Pergunta 1	<Não Há>	<input type="text"/>	<input type="button" value="Enviar"/>
Pergunta 2	Resposta 2	<input type="text"/>	<input type="button" value="Enviar"/>
<input type="button" value="Confirmar perguntas"/>			

Figura 4.14: Correção de perguntas

também digitar as respostas para essas perguntas. Caso ele as digite, então essas perguntas serão armazenadas pelo *SOAD* para o sistema responder automaticamente outras perguntas similares a essas.

O professor poderá ainda comentar as questões das provas e apresentar justificativas das questões que ele discordou da correção automática.

Quando o professor aperta o botão **Confirmar avaliação**, o sistema *SOAD* recalcula a nota da prova analisada de acordo com as alterações do professor. Em seguida, a nota é enviada para o aluno que fez essa prova.

As métricas para melhor calcular a nota final do aluno, de acordo com os códigos de classificação atribuídos e as perguntas feitas, ainda estão em fase de pesquisas. Isso porque vários fatores devem ser considerados, uma vez que pretendemos identificar competências através das provas *online* do sistema *SOAD*.

Capítulo 5

Experimentos e Resultados

Para o desenvolvimento deste trabalho foram realizados três experimentos computacionais. Os dois primeiros foram realizados em turmas da disciplina Representação Temática III do curso de Biblioteconomia do Departamento de Ciências da Informação da Universidade Federal do Espírito Santo. Ambos tinham como objetivo demonstrar a eficácia das avaliações diagnóstica e formativa para promover sucessos de aprendizagem. O terceiro experimento foi realizado com o objetivo de validar um sistema computacional para responder automaticamente às perguntas feitas por alunos em avaliações somativas do sistema *SOAD*

Nos três experimentos utilizamos os algoritmos de clusterização automática do *Software Cluto*. Nos dois primeiros estudos de casos (Seções 5.1 e 5.2), aplicamos o algoritmo de clusterização particional *Bisecting K-means* com a medida de similaridade *coseno* para agrupar alunos. No terceiro experimento (Seção 5.3), utilizamos o algoritmo de clusterização hierárquica aglomerativa com as medidas de similaridades *coseno* e *coeficiente de correlação* para agrupar perguntas. Os algoritmos de clusterização automática e as medidas de similaridades mencionados foram apresentados no Capítulo 3 deste trabalho.

Apresentamos, a seguir, os detalhes de cada um dos experimentos realizados e as discussões dos resultados obtidos.

5.1 Estudo de caso I

O nosso primeiro experimento ocorreu durante o primeiro semestre de 2008 no início da disciplina de Representação Temática III do curso de Biblioteconomia da Universidade Federal do Espírito Santo.

Na disciplina de Representação Temática III aprendem-se os fundamentos da classificação de documentos e sistemas de codificação bibliográfica, como a CDD (*Classificação Decimal de Dewey*) e a CDU (*Classificação Decimal Universal*).

A turma em que principiamos nossos experimentos continha cerca de 25 alunos que frequentavam regularmente as aulas de Representação Temática III. Participaram desse experimento os 25 alunos, o professor dessa turma e a tutora *online* da disciplina.

5.1.1 Metodologia experimental

Para a aplicação das avaliações diagnóstica e formativa nessa turma, na primeira tarefa de classificação foram utilizadas notícias de jornal para os alunos classificarem-nas. Essa tarefa de classificação de notícias foi introduzida por nós na turma de Representação Temática III com autorização do professor.

A importância das atividades de classificação de notícias de jornal é justificada pela possibilidade de, já no início de um curso de Representação Temática III, promover o desenvolvimento de habilidades. Segundo Faria (1996), os efeitos mais gerais do trabalho com jornal em aula levam o aluno a desenvolver operações e processos mentais que concorrem para a construção da inteligência, tais como:

- identificar, isolar/relacionar, combinar, comparar, selecionar, classificar, ordenar
- induzir e deduzir
- levantar hipóteses e verificá-las
- codificar, esquematizar

- reproduzir, transformar, transpor conhecimentos, criar
- conceituar
- memorizar, reaplicar conhecimentos

Para a realização dos nossos experimentos na tarefa de classificação de notícias, cerca de 2700 notícias do Jornal *A Tribuna*, um jornal do Estado do Espírito Santo, foram selecionadas e disponibilizadas em um banco de dados do sistema *SOAC*.

Essas notícias estavam pré-classificadas em nove classes: *Cidades*, *Miscelânea*, *Especial*, *Política*, *Economia*, *Televisão*, *Família*, *AT2* e *Informática*. No sistema *SOAC*, essas classes foram representadas, respectivamente, por valores de 1 a 9.

A classe *Cidades* reúne notícias que tratam de assuntos específicos de cidades, sejam elas do Estado do Espírito Santo ou não. A classe *Especial* representa as notícias mais importantes dos dias em que elas foram publicadas. A classe *Política* caracteriza assuntos relacionados aos poderes executivos, legislativo e judiciário. A classe *Economia* reúne notícias sobre negócios, empregos, consumo, investimentos e sobre assuntos financeiros, em geral. A classe *Televisão* representa notícias de domingo sobre programas de televisão. A classe *Família* engloba notícias, também de domingo, sobre lazer, beleza, saúde, entretenimento e vida familiar. A classe *AT2* representa assuntos sobre cinema, literatura, televisão, sociedade e cultura, em geral. A classe *Miscelânea* agrupa as notícias que não estão em nenhuma das oito classes anteriores.

Uma vez disponíveis no banco de dados do sistema *SOAC* os objetos de classificação, isto é, as notícias do jornal *A Tribuna*, o professor especificou, através do *SOAC*, a tarefa de classificação de notícias.

Nessa especificação, o professor estabeleceu um contrato didático (BALLESTER, 2003), onde informou o prazo, o número mínimo de questões que os alunos deveriam resolver e os objetivos da tarefa. Além disso, foram informadas as classes do jornal *A Tribuna* e a numeração associada a cada uma dessas classes para orientar os alunos no momento de atribuí-las aos objetos de classificação. A Figura 5.1 apresenta a tarefa de classificação de notícias conforme a especificação do professor.

Seja bem vindo, aluno [Alterar Cadastro](#)

Tarefa 1 :

Classifique as notícias do Jornal A Tribuna de acordo com com as seguintes especificações de classes:

- 1 - Cidades
- 2 - Miscelânea
- 3 - Especial
- 4 - Política
- 5 - Economia
- 6 - Televisão
- 7 - Família
- 8 - AT2
- 9 - Informática

Prazo : 08/04/2008

O desempenho nas atividades desta tarefa deverá ser de pelo menos 70%.

Figura 5.1: Tarefa de classificação de notícias

Etapa de avaliação diagnóstica

Antes da primeira tarefa ser liberada para os alunos da turma de Representação Temática III de nosso estudo de caso, a tutora *online* da disciplina realizou uma sessão de demonstração do sistema *SOAC* para essa turma. Nessa demonstração, a tutora primeiro fez alguns exemplos de classificação de notícias para os alunos visualizarem como fazer as questões propostas no sistema. Em seguida, foram escolhidos alguns alunos, especialmente os que demonstraram já no início da disciplina mais dificuldades com o uso do computador, segundo o professor da turma. Esses alunos cadastraram-se no sistema *SOAC* e com ele interagiram. Em seguida, resolveram algumas questões de classificação de notícias sorteadas e apresen-

tadas pelo sistema *SOAC*. Os alunos que participaram da demonstração do sistema *SOAC* consideraram-no um sistema bem fácil de se utilizar.

Concluída a etapa de treinamento de uso do *SOAC*, a primeira tarefa foi liberada para os alunos resolverem as questões de classificação de notícias de jornal.

Os alunos deveriam resolver no mínimo vinte questões de classificação, podendo avançar as questões sorteadas que não quisessem resolver. As questões avançadas não foram contabilizadas como desempenhos, mas o professor, por meio de relatórios emitidos pelo sistema *SOAC*, tinha acesso às questões que os alunos tinham avançado para identificar possíveis dificuldades de aprendizagem.

Ao resolverem as questões, os alunos poderiam visualizar na apresentação da tarefa o número de questões que já tinham feito, mas não o número de questões que tinham acertado. Como os alunos sabiam que os seus desempenhos seriam medidos em termos de precisão, isto é, pela razão entre o número de acertos e o número de questões que eles fizeram, empenharam-se mais na tarefa. Dessa forma, os alunos foram motivados implicitamente pelo próprio sistema a fazerem mais exercícios de forma a melhorarem cada vez mais os seus desempenhos na tarefa proposta.

Além disso, não permitir que os alunos visualizassem de imediato os seus desempenhos tinha como propósito impedir que os alunos interrompessem uma tarefa tão logo tivessem alcançado o desempenho mínimo.

Uma vez encerrado o prazo da tarefa proposta, os desempenhos dos alunos na classificação de notícias foram contabilizados pelo sistema *SOAC* e apresentados ao professor, à tutora da disciplina e aos alunos, de acordo com a planilha da Figura 5.2.

Na planilha da Figura 5.2, cada linha representa cada aluno da turma de Representação Temática III em estudo. Os nomes de alunos são fictícios. As colunas dessa planilha representam os desempenhos de cada aluno em cada uma das nove classes de notícias C_i (para $i=1,2,\dots,9$) que representam, respectivamente, as classes *Cidades*, *Miscelânea*, *Especial*, *Política*, *Economia*, *Televisão*, *Família*, *AT2* e *Informática*.

Os valores dos resultados variam de 0 a 1. O valor zero em uma classe C_i indica que

**Resultados de Desempenho dos Alunos em
Atividades de Classificação de Notícias**

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
Joao	0.5	0	0	1	0	0	0	0.33	0.40
Pedro	0.33	1	0.46	1	0	1	0	0.42	0
Andre	0.33	0.2	0.11	0.33	0.2	0.92	0	0.34	0.83
Luiz	0	0	0	0	0	0	0	0.7	1
Maria	0.14	0	0	0.40	0.50	0.66	0	0.62	0.68
Carlos	0.5	0	0.08	0	0	0	0	0.18	0.33
Marcos	0.66	0	0.46	0.5	0.25	0.66	0	0.55	0.80
Alex	0.66	0	0.30	0	0	0	0	0.87	1
Ana	0	0.5	0.08	0	0	0	0	0.36	1
Carla	0.57	0	0	0.75	0	0.7	0	0.7	1
Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0.7	0
Lara	0	0.17	0.12	0	0	0	0	0.8	0
Antonio	0.12	0	0	0.67	0	1	0.16	1	0.73
Heloisa	1	0	0	0	0	0	0	0.55	0.50
Marcelo	0.5	0	0	0	0	0	0	0.77	0
Miriam	0.11	0	0.53	0	0	0	0	0.88	0.75
Vitor	0	0	0	0.9	0.50	0	0.14	1	0.50
Selma	1	0	0	0	0	0	0	0.56	0.50
Sofia	0.75	0	0.09	0	0	0	0	0.61	0
Alan	0.75	0	0.05	0	0	0	0	0.96	0.50

Figura 5.2: Desempenhos de alguns alunos na tarefa de classificação de notícias na etapa de avaliação diagnóstica

o aluno não acertou ou não fez qualquer questão relativa a essa classe. O valor 1 em uma classe indica que o aluno acertou 100% das questões sorteadas dessa classe. Já valores como 0.85 e 0.75 representam, respectivamente, 85% e 75% de acertos em questões da classe C_i .

A planilha com os desempenhos dos alunos foi submetida aos algoritmos de clusterização automática do *Software Cluto*. Foi também fornecido como entrada para esses algoritmos o número de *clusters*, isto é, de grupos de alunos, que deveriam ser formados no processo de clusterização. O nosso critério de escolha do número de *clusters* foi dividir o número de alunos da turma por cinco. O objetivo era formar pequenos grupos para facilitar o trabalho do professor em gerenciar grupos de alunos no processo de avaliação formativa.

Através do relatório de diagnóstico obtido da clusterização automática, foi possível para

o professor e para a tutora reconhecerem claramente perfis de alunos, assim como as dificuldades e deficiências de cada um desses alunos. O gráfico da Figura 5.3 representa a parte visual desse relatório de diagnóstico em uma mapa de aprendizagens.

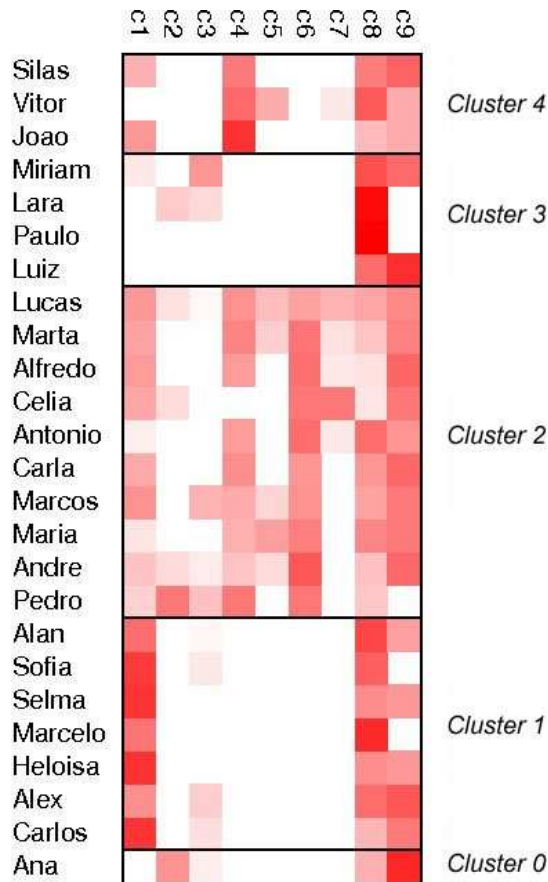


Figura 5.3: Mapa de aprendizagens da classificação de notícias - Avaliação Diagnóstica

No gráfico da Figura 5.3, os alunos são representados por linhas e as colunas por classes de notícias C_i ($i = 1, 2, 3, \dots$). Os valores de desempenhos dos alunos nas atividades de cada classe de notícias C_i são representados pelas tonalidades de uma cor. Desse modo, quanto mais intensa for a tonalidade dessa cor em uma classe C_i , melhor desempenho um aluno obteve nas questões dessa classe em relação às outras classes. Da mesma forma, quão mais próximos forem as tonalidades da cor branca nas classes de notícias, menores os índices de desempenho de um aluno nas atividades dessas classes. A cor branca, por sua vez, indica desempenho nulo.

Analisando os resultados apresentados no gráfico da Figura 5.3, observamos que os alunos foram auto-organizados por dificuldades de aprendizagem que apresentam em determi-

nadas classes de notícias. Há ainda uma grande concentração de áreas brancas, com predominância nas classes *C2*, *C3* e *C7*. Isso indica dificuldades comuns da turma em classificar notícias das classes *Miscelânea*, *Especial* e *Família*, respectivamente.

Pelas características particulares dessas classes, os insucessos de aprendizagem nelas identificados sugerem dificuldades dos aprendizes na etapa de indexação, a etapa que antecede a fase de classificação de documentos.

A indexação é definida como o ato de descrever ou identificar um documento em termos de seu conteúdo. Para indexar documentos, são necessárias a leitura documentária e a análise do assunto para a extração de termos significativos em textos (FUJITA, 1999).

As deficiências em reconhecer a classe *C2* sugerem dificuldades de análise do assunto pois essa classe é representada por assuntos que não se enquadram nas outras oito classes.

A classe *C7* pode ser também um indicador de deficiências de análise de assunto pois os termos que representam as notícias dessa classe, em geral, estão também associados a outras classes. Desse modo, exige-se que o classificador analise esses termos em conjunto e verifique se eles se aplicam a um contexto de família.

Já as grandes áreas brancas na classe *C3* podem estar revelando deficiências na leitura documentária e, por conseguinte, na análise de assuntos e na extração de termos representativos. Isso porque as notícias da classe *C3* são grandes e seus termos podem representar qualquer classe. Desse modo, pode ser um indicador de incompreensão de texto não reconhecer as notícias da classe *C3* como "especiais".

De acordo com os gráficos da Figura 5.4, as dificuldades de uma turma em classificar notícias com textos grandes, como as da Classe *C3*, podem estar diretamente relacionadas a deficiências na habilidade de leitura documentária.

Considerando ser grande um texto com mais de 1000 palavras, o primeiro gráfico da Figura 5.4 indica que os alunos classificaram corretamente as notícias cujos textos eram pequenos, isto é, com menos de 1000 palavras. Da mesma forma, o segundo gráfico da Figura 5.4 indica que os alunos avançaram e erraram mais as questões de classificação cujos textos continham uma grande quantidade de palavras.

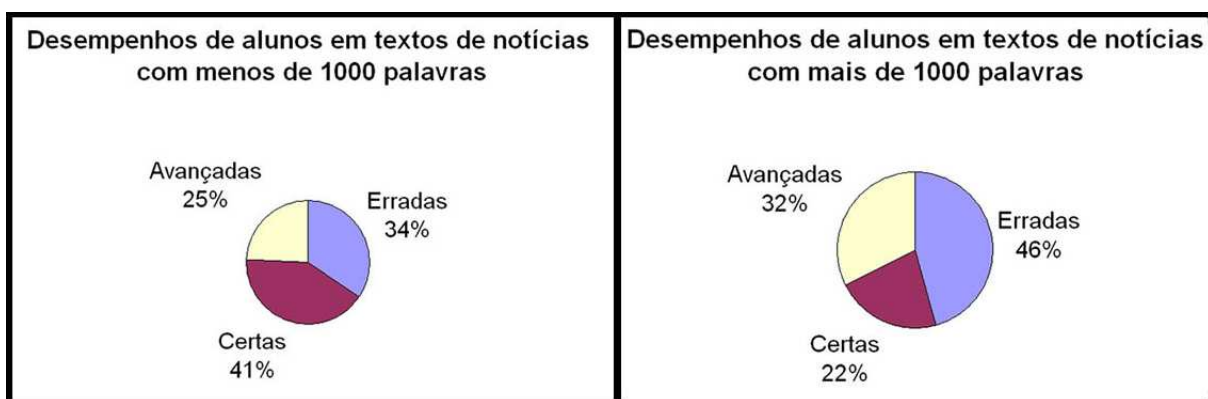


Figura 5.4: Comparação dos desempenhos dos alunos em relação às quantidades de palavras dos textos de notícias

Em relação à classe C3, ou *Classe 3* no gráfico da Figura 5.5, observamos que, entre as questões erradas com textos longos, as questões da classe C3 são predominantes.

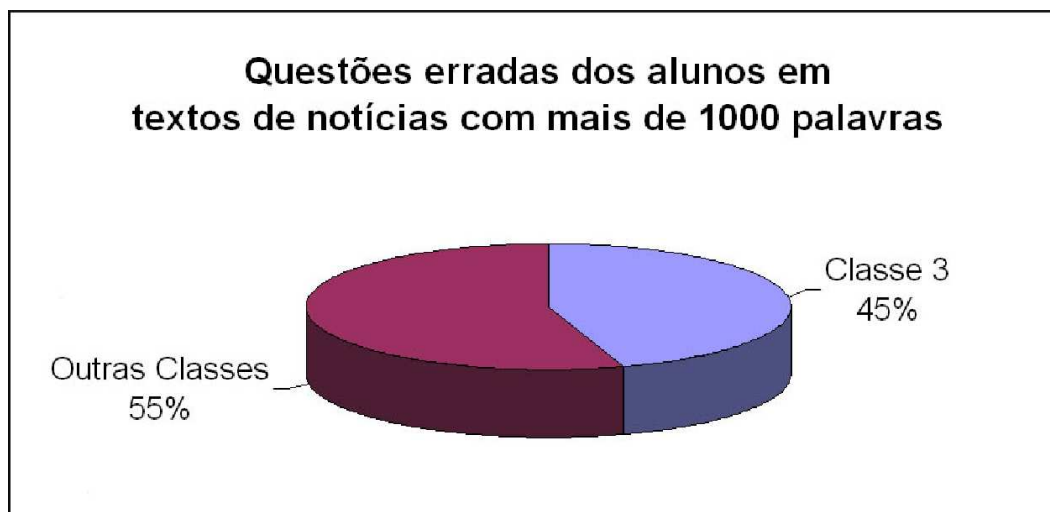


Figura 5.5: Erros de classificação relacionados à Classe 3 (*Especial*) em textos de notícias com mais de 1000 palavras

A análise das respostas de cada aluno por classes de notícias permitiu identificar os itens de classificação que os alunos, no conjunto, apresentaram maior dificuldade, ou seja, menor grau de certeza. Ao reconhecer esses problemas, a tutora da disciplina consultou um ex-jornalista da redação do jornal *A Tribuna* sobre os critérios de classificação de notícias. Segundo esse jornalista, não seria tão trivial para pessoas leigas classificarem corretamente as notícias desse jornal, pois exige-se uma análise mais aprofundada dos assuntos.

No entanto, os alunos que realizaram a tarefa de classificação de notícias, para estarem

em uma turma de Representação Temática III, passaram por turmas de Representação Temática I e II. Nessas turmas eles aprenderam técnicas de leitura documentária e de tratamento temático da informação, isto é, a indexação. Logo, a classificação de notícias deveria ser para eles uma tarefa trivial, o que não foi, conforme apresentamos.

Avaliação diagnóstica

Classes	Resultado	Média	N	DP	Teste-t	p-valor
C1	erro	918.8	23	197.3	-1.14	0.2666
	acerto	1012.4		265.7		
C2	erro	783.8	9	183.7	0.52	0.6167
	acerto	732.9		247.5		
C3	erro	1068.8	16	138.6	0.00	0.9979
	acerto	1068.6		241.1		
C4	erro	580.5	14	198.9	1.16	0.2685
	acerto	497.7		141.1		
C5	erro	577.5	10	60.7	-3.21	0.0106
	acerto	681.1		127.3		
C6	erro	580.3	15	182.1	-0.93	0.3685
	acerto	631.5		87.4		
C7	erro	619.6	18	77.7	-2.36	0.0305
	acerto	729.2		176.4		
C8	erro	809.7	24	321.3	1.86	0.0758
	acerto	670.0		276.0		
C9	erro	619.1	18	152.3	1.35	0.1934
	acerto	561.1		79.4		
Total	erro	790.9	25	73.5	-4.73	0.0001
	acerto	679.1		85.4		

Tabela 5.1: Erros e acertos em relação à média de palavras em notícias

Na Tabela 5.1, apresentamos os resultados de um estudo realizado nessa primeira tarefa para verificar uma possível relação entre o número de erros dos alunos e o tamanho dos textos de notícias que foram classificados por eles.

Na Tabela 5.1, a coluna *Assunto* indica as classes de notícias. Na coluna *Resultado* estão os possíveis resultados da atribuição de classes de notícias, isto é, acerto ou erro. Na coluna *Média*, são apresentadas as médias de palavras das notícias classificadas com erros e acertos, respectivamente. O valor *N* indica quantos alunos da turma fizeram questões das classes indicadas na primeira coluna. A coluna *DP* indica o desvio padrão.

O teste-*t* de amostra pareada da Tabela 5.1 testa se a hipótese de diferença média de erros e acertos é significativa ou nula. Quanto mais distante de 0 for o valor do teste-*t*, mais significativa é essa diferença. Um *valor-p* próximo de 0, por sua vez, indica que a hipótese nula é falsa. Um *valor-p* próximo de 1 indica que não há evidência suficiente para rejeitar a hipótese nula. Um *valor-p* de 0.05, em geral, é indicado como patamar de *valor-p* para estimar a hipótese nula.

Os resultados da Tabela 5.1 apontam para diferença estatisticamente significativa entre as médias de palavras de notícias classificadas certas e erradas para as classes *Economia* e *Família*. Nessas classes, acertam-se mais os textos maiores, isto é, com maior número médio de palavras. Já, de acordo com o valor *Total*, os alunos acertam mais os textos com menor quantidade de palavras. Demonstra-se estatisticamente que há uma forte correlação entre o número de palavras de um texto e a facilidade ou dificuldade de compreensão textual (ALLIENDE; CONDEMÁRIN, 2005). A relação entre o número de erros e o tamanho dos textos das notícias, conforme a Tabela 5.1, revela, portanto, dificuldades de compreensão textual para algumas classes de notícias.

Ainda que os resultados apresentados na Tabela 5.1 revelem que, em geral, há dificuldades dos alunos em classificar textos longos, esse problema não pode ser tratado de forma generalizada, mas sim de forma individualizada. Isso significa que deve-se identificar por avaliação diagnóstica os alunos que manifestam de forma mais expressiva as dificuldades de leitura para atendê-los e regulá-los de acordo.

Etapa de avaliação formativa

Uma vez conhecidos os perfis dos alunos e suas dificuldades, a tutora *online*, sob supervisão do professor da turma em estudo, interviu no processo de ensino-aprendizagem oferecendo um atendimento individualizado para os alunos. Para isso, foram enviadas mensagens

eletrônicas para cada aluno informando-lhes seus desempenhos, as suas falhas e como iriam fazer mais atividades de classificação de notícias.

Para a fase de regulação, foram apresentados e explicados a toda a turma, de forma presencial e por envio de mensagens eletrônicas, os critérios de classificação das notícias do *Jornal A Tribuna*.

De acordo com alguns alunos, a apresentação desses critérios foi muito importante para o esclarecimento de algumas dúvidas que eles tiveram ao atribuir classes às notícias, em especial, às notícias das classes *Especial*, *Miscelânea* e *Família*.

Após realizar as fases de diagnóstico, individualização e regulação do processo de ensino-aprendizagem, foi adicionado ao banco de dados um novo conjunto de 105 notícias com uma distribuição uniforme das classes. Em seguida, a tarefa de classificação de notícias foi liberada novamente para os alunos refazerem-na.

Após concluir as intervenções de avaliação formativa, novas mensagens eletrônicas foram enviadas aos alunos motivando-os a fazerem novos exercícios da tarefa de classificação de notícias. A tutora continuou tirando dúvidas das atividades através de mensagens eletrônicas até o término da tarefa.

Após as avaliações diagnóstica e formativa, os alunos já tinham classificado cerca de 2570 notícias do *Jornal A Tribuna*, o que representa, em média, 98 notícias para cada aluno. Um número bastante alto, uma vez que antes da implantação do sistema *SOAC* no curso de Representação Temática III, cada aluno não resolvia mais do que vinte exercícios por tarefa.

5.1.2 O Antes e o Depois da Avaliação Formativa

Depois de alguns dias, uma planilha com os novos resultados de desempenhos dos alunos na tarefa de classificação de notícias foi submetida aos algoritmos do *Software Cluto* para a recriação dos cinco grupos de perfis de alunos. O novo relatório fornecido pelo *Cluto* apontou para resultados visíveis de progressos de aprendizagem. Os gráficos desse relatório, na Figura 5.6, apresentam os resultados dos desempenhos dos alunos *Antes* e *Depois* da avaliação formativa em mapas de aprendizagens.

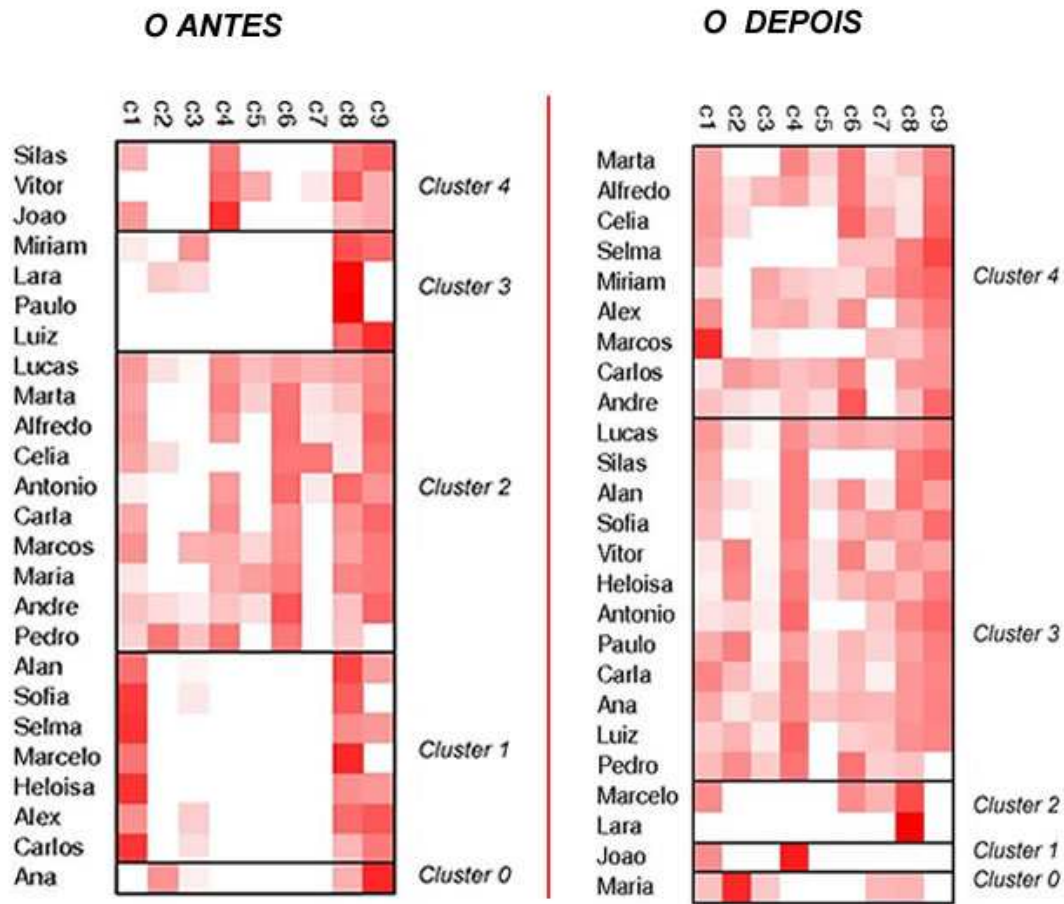


Figura 5.6: Mapas de aprendizagens da tarefa de classificação de notícias - *Antes* e *Depois* da avaliação formativa

Vale ressaltar que os *clusters* se auto-organizam em um processo de clusterização automática. Dessa forma, as identificações dos *clusters* dos dois gráficos na Figura 5.6 não possuem relação entre si pois os gráficos são resultantes de dois processos diferentes de clusterização. Isso significa que o *cluster* i (para $i = 0, \dots, 7$) no *Antes* não é o mesmo *cluster* i no *Depois* da avaliação formativa.

Analisando o *Antes* e o *Depois* da avaliação formativa, de acordo com gráfico da Figura 5.6, percebe-se claramente que antes havia uma distinção mais visível entre os cinco grupos formados, ou seja, as desigualdades eram mais explícitas. Além disso, antes havia várias lacunas, isto é, áreas brancas, apontando para insucessos principalmente nas classes de notícias C3, C2 e C7.

Por outro lado, observamos no segundo gráfico da Figura 5.6, no *Depois* da avaliação formativa, que as áreas brancas, antes em grandes concentrações, reduziram-se consideravelmente. Por conseguinte, os cinco novos grupos de alunos formados tornaram-se menos distintos entre si. Isso nos leva a concluir que já na primeira etapa de um processo formativo, as desigualdades de desempenhos entre os grupos de alunos reduziram-se.

Na Tabela 5.2 apresentamos os resultados de clusterização automática fornecidos pelo *Software Cluto* que confirmam a eficácia do processo de avaliação formativa realizado.

Avaliação Formativa					
ANTES			DEPOIS		
Cluster	Tamanho	ISIM	Cluster	Tamanho	ISIM
0	1	100%	0	1	100%
1	7	89.1%	1	1	100%
2	10	82.7%	2	2	85.1%
3	4	79.9%	3	12	87.0%
4	3	88.4%	4	9	79.8%

Tabela 5.2: Tarefa de classificação de notícias: resultados de clusterização automática Antes e Depois da avaliação formativa

Na Tabela 5.2, os *clusters*, ou grupo de alunos, são numerados de 0 a 4 e visualizados na Figura 5.6 de baixo para cima nos dois gráficos. O valor *ISIM* indica o índice de similaridade interna entre os elementos, isto é, alunos, de um mesmo *cluster*.

No primeiro gráfico da Figura 5.6, no *Antes* da avaliação formativa, observamos que o grupo de dez alunos do *Cluster 2*, que apresentaram os melhores desempenhos, possuía 82.7% de *ISIM*. Por outro lado, os alunos mais semelhantes entre si, isto é, com maior valor de *ISIM*, no *Antes*, estavam nos grupos com desempenhos mais fracos, isto é, nos *Clusters* 0, 1, 3 e 4. Isso indica que a maior parte da turma apresentou dificuldades de aprendizagem na execução da tarefa de classificação de notícias.

Ainda na Figura 5.6, no *Depois*, visualizamos êxitos de aprendizagem da maioria dos alunos e uma redução de desigualdades entre eles. Podemos constatar isso através dos tamanhos dos clusters formados e dos valores de *ISIM* dos *Clusters* 3 e 4 no *Depois* da Tabela 5.2. Eles

revelam um número maior de alunos nos grupos com melhores desempenhos. Além disso, os tamanhos dos *Clusters* 0, 1 e 2, no *Depois* da Tabela 5.2, indicam reduções dos grupos de alunos com baixos desempenhos.

O valor menor de *ISIM* de 79.8% no *Cluster 4* no *Depois* da Tabela 5.2, pode ser explicado pela presença ainda marcante de áreas brancas nos desempenhos dos alunos Célia, Selma e Marcos.

Esses resultados nos levam a concluir que, de fato, houve redução de desigualdades e êxitos coletivos de aprendizagem foram alcançados após a avaliação formativa.

Mostramos, assim, com os procedimentos e resultados desse primeiro experimento, os ganhos que a avaliação formativa, auxiliada por avaliação diagnóstica, poderá alcançar em favor da aprendizagem. Entendemos, dessa forma, que a metodologia utilizada neste trabalho pode ser uma importante contribuição para o sucesso da aprendizagem de classificação bibliográfica em cursos de Biblioteconomia e em outros cursos também.

5.2 Estudo de caso II

O segundo experimento foi realizado em outra turma de Representação Temática III durante o segundo semestre de 2008. Essa turma continha cerca de 40 alunos, um número maior do que do experimento anterior. Participaram desse experimento o professor da disciplina, os alunos, duas alunas de iniciação científica do Departamento de Ciências da Informação da Universidade Federal do Espírito Santo e a tutora *online* da disciplina.

Ao contrário do primeiro experimento, esse segundo experimento foi realizado no final da disciplina de Representação Temática III. Além disso, os procedimentos de avaliação formativa foram realizados praticamente por autorregulação, isto é, por regulações dos próprios alunos em seus processos de aprendizagens e não apenas pelo professor como no primeiro estudo de caso.

5.2.1 Metodologia experimental

Para a execução desse novo experimento, planejamos as atividades sobre os conteúdos de codificação CDU. Essas atividades, porém, não foram diretamente de classificação, mas sim de aplicação das Tabelas auxiliares da CDU, compostas por sinais e auxiliares comuns (MELRO, 2006). O objetivo era utilizar os sinais e auxiliares da CDU para os alunos analisarem documentos e para identificarem e relacionarem assuntos desses documentos.

A CDU subdivide os assuntos detalhadamente e, usando as tabelas auxiliares, é possível uma maior minuciosidade de combinações de números e sinais para classificar documentos. Na Figura 5.7, apresentamos as Tabelas Auxiliares da CDU.

TABELAS AUXILIARES
Secção I: Sinais e subdivisões auxiliares comuns +, /, :, [,], ::, =...
Tabela 1 a. Adição. Extensão +, /
Tabela 1 b. Relação. Subgrupos. Ordenação :, [...], ::
Tabela 1 c. Auxiliares comuns de língua =...
Tabela 1 d. Auxiliares comuns de forma (0...)
Tabela 1 e. Auxiliares comuns de lugar (1/9)
Tabela 1 f. Auxiliares comuns de raça, grupo étnico e nacionalidade (=...)
Tabela 1 g. Auxiliares comuns de tempo "..."
Tabela 1 h. Especificação de assunto através de notações que não pertencem à CDU *, A/Z
Tabela 1 i. Auxiliares comuns de características gerais -0... Auxiliares comuns de propriedades -02 Auxiliares comuns de materiais -03 Auxiliares comuns de pessoas e características pessoais -05
Secção II: Subdivisões auxiliares especiais -1/-9, .01/.09, '0/'9

Figura 5.7: Tabela de sinais e auxiliares comuns da CDU. Fonte: (MELRO, 2006)

As Tabelas Auxiliares da Figura 5.7, segundo Melro (2006), abarcam especificações de lugar ("(1/9)"), de tempo ("..."), de forma ("(0...)"), de língua ("=...") e de outros assuntos. Os sinais indicam assuntos e suas relações. Por exemplo, o sinal "+" indica assuntos compostos e o sinal ":", assuntos compostos e relacionados entre si. Já o sinal "::" indica assuntos compostos, relacionados e também ordenados.

Para as atividades com os sinais e auxiliares comuns da CDU, foram escolhidos 233

arquivos em mídia digital. Esses arquivos eram monografias, dissertações de mestrado, teses de doutorado, *e-books*, manuais e outros arquivos que permitissem aos alunos exercitarem de forma mais realística o tratamento temático de informações.

A finalidade da escolha das atividades de CDU foi realizar uma avaliação formativa pela ideia de mapas conceituais (RAPHAEL; CARRARA, 2002), isto é, pela identificação e relação de assuntos. De acordo com Favero (2005), atividades com essa ideia favorecem a compreensão de leitura.

Entendemos, portanto, que as atividades com o uso das Tabelas Auxiliares da CDU possibilitam exercitar as habilidades de identificar e relacionar assuntos e, por conseguinte, da compreensão de textos. Essas habilidades, conforme já apresentamos, são habilidades fundamentais para a prática da classificação.

Etapa de avaliação diagnóstica


Para o início da etapa de avaliação diagnóstica, o professor especificou a tarefa de atribuição dos sinais da CDU através do sistema *SOAC*. Os alunos poderiam dar como respostas mais de um sinal, desde que esses sinais estivessem na ordem definida na especificação da tarefa, de acordo com a Figura 5.8.


Assim como no primeiro experimento, durante a etapa de avaliação diagnóstica, os alunos resolveram os exercícios através do sistema *SOAC* durante um período de duas semanas.

Após o término do prazo de resolver os exercícios, o professor corrigiu as atividades a partir das respostas dadas pelos alunos através da interface de atualização de gabaritos do sistema *SOAC*, apresentada no Capítulo 4.

Uma vez corrigidas as atividades, os alunos foram informados de seus desempenhos de forma individual através de um relatório emitido pelo sistema *SOAC*. O relatório informava ao aluno o número de questões corrigidas e não corrigidas assim como o número de questões que o aluno acertou, errou e avançou.

Caso o aluno não tivesse resolvido o número mínimo de questões estabelecido pelo professor ou não tivesse alcançado um desempenho superior a 70%, recebia a mensagem "De-





UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
 CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS
 DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DA INFORMAÇÃO
 REPRESENTAÇÃO TEMÁTICA

Sistema Online de Atividades de Classificação

Seja bem vindo, aluno [Alterar Cadastro](#)

Tarefa 6 :

Determine pelo menos um sinal ou uma pontuação usada para representar os conceitos presentes nos documentos apresentados. Apenas especifique o(s) sinal(s) de acordo da legenda a seguir e seguindo esta ordem quando especificar os sinais (quando houver mais de um):

0...	.0	-1/-9	-02	-03						
-04	-05	A/Z	*	"..."	(=...)	(1/9)	(0...)	=...	::	
: [...]	/	+	N							

Iniciar
Sair

Figura 5.8: Especificação da tarefa sobre os sinais da CDU

sempenho insatisfatório". Caso contrário, ele recebia a mensagem "Desempenho satisfatório". A Figura 5.9 é um exemplo desse relatório enviado pelo sistema *SOAC* aos alunos.

Ao final das atividades, observamos pelos relatórios de desempenhos emitidos para o professor que foram muitas questões avançadas, principalmente as questões que combinavam mais de um sinal da CDU. Isso, de certa forma, poderia indicar dificuldades dos alunos em relacionar assuntos.

Mas, como as questões avançadas não são contabilizadas como desempenhos, realizamos as nossas análises sobre o que temos de concreto, isto é, sobre as questões que de fato foram resolvidas pelos alunos.



Avaliação de Desempenho - Tarefa 6	
Total de Questões Sorteadas	20
Questões Resolvidas	19
Questões Avançadas	1
Questões Corrigidas	19
Questões Não corrigidas	0
Questões Certas	17
Questões Erradas	2
Desempenho	89.5 %
Avaliação	Satisfatório. Mas pode fazer mais refazendo as erradas.

[Refazer Questões Erradas da Tarefa: 6](#)

Figura 5.9: Relatórios individuais de desempenhos

Das questões que os alunos resolveram, 64% foram com os sinais “:”, “(0...)” e “(1/9)”. Como o uso desses sinais nos possibilitam ter uma visão das habilidades de identificar e relacionar assuntos, optamos por eles para a realização dos experimentos. Além disso, achamos conveniente tratar a dificuldade de relacionar assuntos na sua forma mais básica, isto é, nas próprias questões com o sinal “:”, que indica relação entre assuntos.

De acordo com os resultados de avaliação diagnóstica obtidos nas questões de “:”, “(0...)” e “(1/9)”, a turma de Representação Temática III desse nosso estudo de caso alcançou, em média, 41% de desempenho. Consideramos um resultado insatisfatório, uma vez que se

exige de cada aluno um desempenho mínimo de 70% nessa tarefa.

Enviamos, então, os resultados de desempenhos dos alunos nesses três tipos de questões para os algoritmos de clusterização automática do *software Cluto* afim de obtermos um mapa das aprendizagens dos alunos na tarefa proposta. Através desse mapa poderíamos verificar, por grupos de alunos, quais as dificuldades comuns entre esses alunos. A Figura 5.10 apresenta o mapa de aprendizagens da avaliação diagnóstica emitido pelo *software Cluto*.

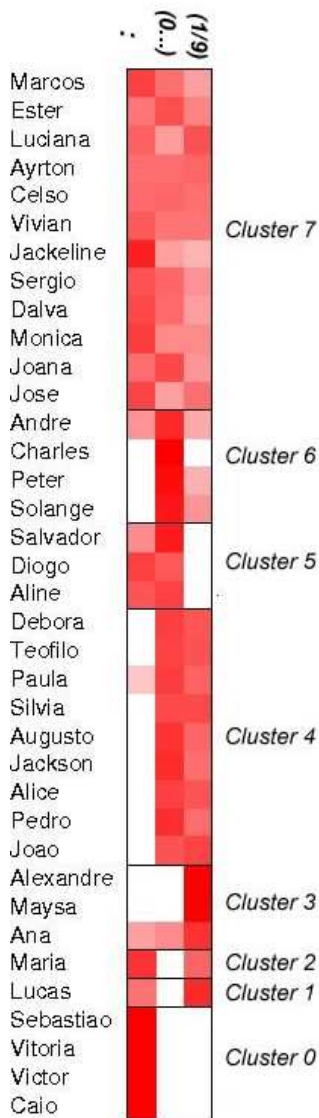


Figura 5.10: Mapa de aprendizagens dos sinais da CDU - Avaliação diagnóstica

No gráfico da Figura 5.10, assim como no primeiro experimento, as linhas representam os alunos com nomes fictícios e as colunas, os domínios de conteúdos de uma tarefa que, nesse caso, são os sinais “:”, “(0...)” e “1/9”. As tonalidades de cores mais fortes representam bons

desempenhos dos alunos em cada domínio de conteúdo. A cor branca indica que não houve desempenhos.

Assim como no primeiro experimento, escolhemos o número de *clusters* dividindo o número de alunos da turma por cinco, resultando em oito *clusters*, isto é, grupos de alunos, numerados de 0 a 7.

No gráfico da Figura 5.10, há uma predominância de áreas brancas em relação ao sinal ":". Isso significa que os alunos presentes nessas áreas erraram todas as questões do sinal ":" ou não fizeram questões desse tipo. Para esse último caso, no entanto, o sistema *SOAC* foi programado para sortear um tipo de questão para cada exercício a ser resolvido pelos alunos. Logo, todos alunos tiveram a oportunidade de exercitar todos os tipos de questões.

Ainda no gráfico da Figura 5.10, observamos áreas brancas e mais claras nas questões do tipo "(1/9)", apontando para fracos desempenhos em identificar assuntos sobre lugares.

De acordo com a Figura 5.10, os alunos que estão principalmente nos *Clusters* 3, 4 e 6 têm maiores dificuldades em relacionar assuntos. Os alunos dos *Clusters* 0, 1, 2 e 3, em geral, têm mais dificuldades em identificar assuntos de forma "(0...)". Já os alunos dos *Clusters* 0, 5 e 6 têm mais dificuldades em reconhecer assuntos de lugares "(1/9)". Os alunos dos *Clusters* 0 e 3 são os que apresentam maiores problemas de aprendizagem.

Depois que os erros dos alunos foram analisados e discutidos, os alunos tiveram a oportunidade de refletir e corrigir os seus erros através da funcionalidade do sistema *SOAC* que possibilita refazer as questões erradas. A partir dessa oportunidade, os próprios alunos assumiram o controle de seus desempenhos para os melhorarem, exercendo eles mesmos as regulações de avaliação formativa conforme apresentamos a seguir.

Etapa de avaliação formativa

Os alunos tiveram que refazer cerca de 42% das questões dos tipos ":", "(0...)" e "(1/9)" que resolveram da tarefa de atribuir sinais da CDU a documentos. Para isso, eles foram orientados pela tutora *online* como deveriam refazer as questões e como acompanhar seus desempenhos através do sistema *SOAC*.

Para acompanhamento dessa etapa de avaliação formativa, contamos com a ajuda de duas alunas da iniciação científica, que também eram alunas da turma em estudo. Através dessas alunas, obtínhamos conhecimento das dificuldades e reclamações dos alunos e realizávamos ajustes no sistema *SOAC* para melhor atender às necessidades da turma. Essas alunas também muito contribuíram para esclarecer dúvidas dos alunos e para intermediar as interações tutor-aluno, professor-aluno e tutor-professor.

Ao final da etapa de avaliação formativa, todos os alunos que refizeram as questões erradas alcançaram desempenhos de 100% e o desempenho médio da turma subiu de 41% para 81%. Vale ressaltar que, mesmo sendo exigido um mínimo de 70% de desempenho, os alunos esforçaram-se para refazer todas questões que erraram.

No final da tarefa, os alunos já tinham resolvido 1224 questões de identificação dos sinais da CDU, sendo que dessas, 783 eram dos tipos “:”, “(0...)” e “(1/9)”. Temos, portanto, cerca de 30 exercícios resolvidos por aluno. É um número alto, considerando que antes não se fazia mais do que dez exercícios desse tipo em aula presencial.

5.2.2 O Antes e o Depois da avaliação formativa

Uma vez concluída a etapa de avaliação formativa, os novos resultados de desempenhos dos alunos foram submetidos aos algoritmos de clusterização automática do *software Cluto*.

No gráfico da Figura 5.11, apresentamos os mapas de aprendizagens resultantes da clusterização automática *Antes* e *Depois* da aplicação da avaliação formativa. Inserimos um terceiro gráfico que representa o esforço dos alunos, isto é, o número de tentativas, para refazer cada um dos três tipos de questões. Assim como nos outros gráficos, as linhas representam os alunos e as colunas, os tipos de questões.

As tonalidades de cores nos dois primeiros gráficos da Figura 5.11 continuam representando os desempenhos dos alunos em cada domínio de conteúdo, isto é, quanto mais cor, melhor desempenho.

No terceiro gráfico, as tonalidades mais fortes representam menor esforço, isto é, menos tentativas para melhorar os desempenhos. As cores muito claras nesse mesmo gráfico, re-

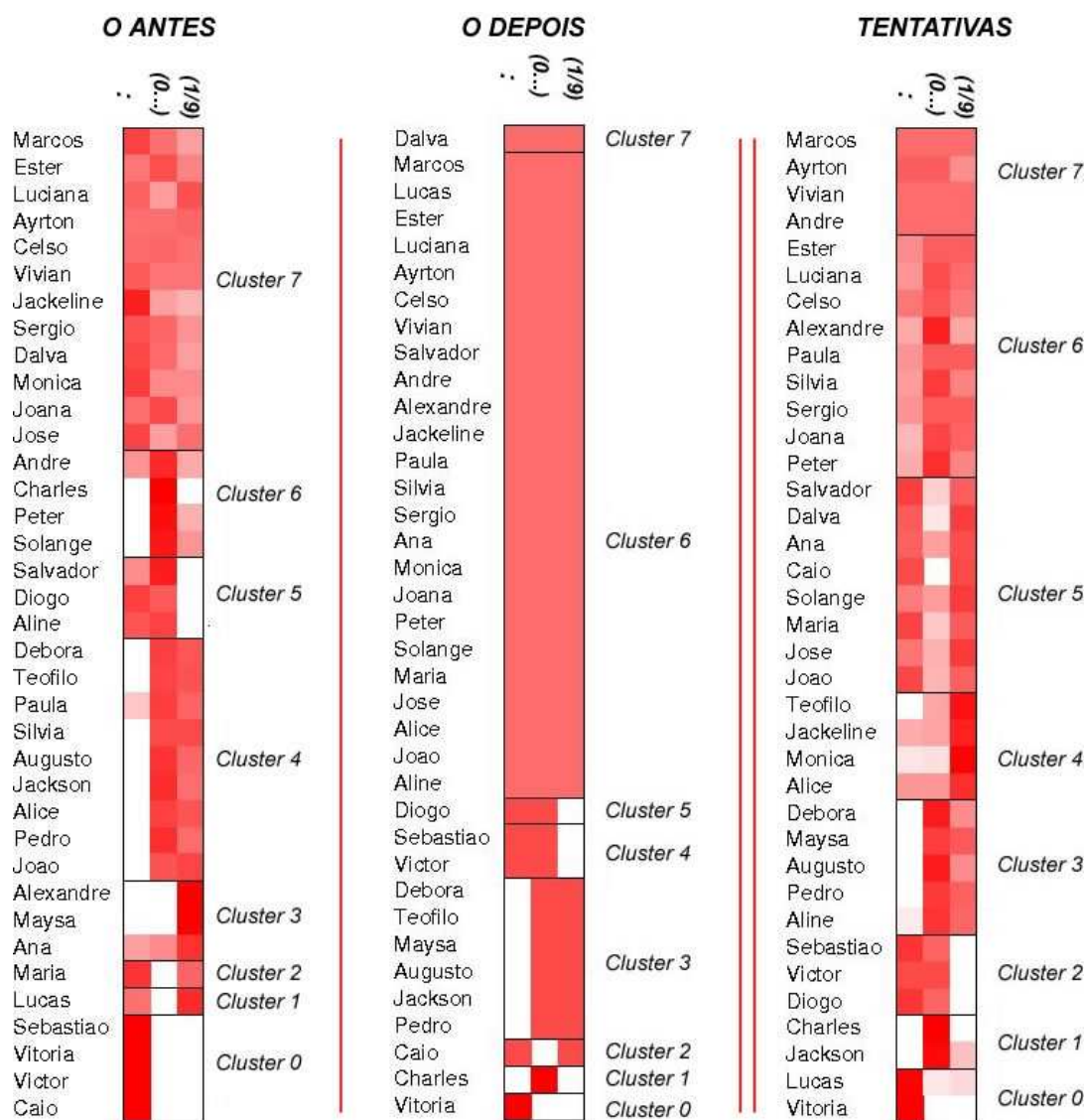


Figura 5.11: Mapa de aprendizagens dos sinais da CDU - *Antes e Depois* da avaliação formativa

presentam maior esforço, isto é, um número grande de tentativas. Já a cor branca indica que não houve qualquer tentativa de refazer questões de um determinado tipo.

Observamos no primeiro gráfico da Figura 5.11, grupos de alunos bastante desiguais e com diferentes tipos de dificuldades principalmente em relacionar assuntos através do sinal ":", conforme indicam os *Clusters* 3,4 e 6.

Por outro lado, no segundo gráfico da Figura 5.11, observamos justamente o contrário. Nesse gráfico, os grupos de alunos tornaram-se menos desiguais e os resultados nos três tipos de questões, mais homogêneos e melhores.

O que mais chama a atenção no *Depois* da Figura 5.11 são os *Clusters* 6 e 7, pois neles está o maior número de alunos com os melhores desempenhos em todos os tipos de questões. Esse número era bem menor, de acordo com o *Cluster 7* do *Antes* da Figura 5.11.

Os alunos que já estavam no grupo com bons desempenhos, isto é, no *Cluster 7* do *Antes* na Figura 5.11, melhoraram ainda mais seus desempenhos em cada tipo de questão, conforme indicam os *Clusters* 6 e 7 no *Depois* da avaliação formativa.

Ainda na Figura 5.11, observamos que a maioria dos alunos que obtiveram desempenhos em áreas brancas no primeiro gráfico melhoraram esses desempenhos no segundo e no terceiro gráficos neles apresentando tonalidades mais fortes. Isso indica que esses alunos não precisaram refazer as questões erradas várias vezes até achar a resposta certa. Entendemos, com isso, que houve uma reflexão dos erros por esses alunos e, por conseguinte, autorregulação de aprendizagens.

Os resultados do terceiro gráfico da Figura 5.11 também confirmam que os alunos que mantiveram as áreas brancas do primeiro gráfico no segundo gráfico não tentaram refazer as questões erradas ou não fizeram questões dessas áreas em branco. Isso pode ser facilmente verificado, pois as áreas brancas comuns nos dois primeiros gráficos coincidem fielmente também no terceiro gráfico, indicando ausência de tentativas. Para esses casos não houve, portanto, autorregulação de aprendizagens.

Para os casos de alunos que não realizaram autorregulação de aprendizagens, isto é, que não resolveram questões de alguns tipos, deveria haver intervenções individualizadas do professor para que esses alunos também melhorassem os seus desempenhos.

Na Tabela 5.3, apresentamos os resultados de clusterização automática emitidos pelo *software Cluto*.

Conforme a Tabela 5.3 e a Figura 5.11, no *Antes*, o grupo de alunos com bons desempenhos em todos os tipos de questões, isto é, o *Cluster 7*, continha doze alunos. No *Depois*, os grupos de alunos com os melhores desempenhos, isto é, os *Clusters* 6 e 7, continham 25 alunos 100% similares entre si, conforme os valores de *ISIM* desses *clusters*.

Conseguimos com os procedimentos de autorregulação de aprendizagens, de acordo com

Avaliação Formativa					
ANTES			DEPOIS		
Cluster	Tamanho	ISIM	Cluster	Tamanho	ISIM
0	4	100%	0	1	100%
1	1	100%	1	1	100%
2	1	100%	2	1	100%
3	3	91.4%	3	6	100%
4	9	99%	4	2	100%
5	3	97.3%	5	1	100%
6	4	93.8%	6	24	100%
7	12	96.7%	7	1	100%

Tabela 5.3: Tarefa sobre sinais da *CDU*: Resultados de Clusterização automática *Antes* e *Depois* da Avaliação Formativa

a Tabela 5.3, colocar cerca de 67.5% dos alunos da turma em estudo em níveis muito bons de aprendizagem com 100% de similaridade entre esses alunos.

Observamos também que, no *Depois* da Tabela 5.3, todos os *clusters* tornaram-se mais homogêneos, isto é, os alunos desses *clusters* são 100% similares entre si, de acordo com os valores de *ISIM*.

Os alunos que têm, principalmente, dificuldades em relacionar assuntos, de acordo com os *Clusters* 1 e 3 do *Depois* da Figura 5.11, não realizaram regulações das próprias aprendizagens. Esses alunos precisariam, desse modo, de intervenções formativas do próprio professor (PERRENOUD, 1999).

Acreditamos, portanto, que um processo de avaliação formativa será verdadeiramente eficaz, isto é, garantirá melhor qualidade de aprendizagem, se for realizado por regulação e por autorregulação das aprendizagens.

No final dessa tarefa de atribuir sinais da *CDU*, 82% dos alunos conseguiram mais de 80% de desempenhos em todas as questões da tarefa proposta. Os resultados estão de acordo com o que foi demonstrado por Bloom (1979), que, em situações adequadas de aprendizagem, 80% das pessoas podem dominar 80% de um programa curricular.

Os resultados demonstram mais uma vez a eficácia da avaliação formativa auxiliada pela avaliação diagnóstica para favorecer êxitos coletivos de aprendizagem. Apresentamos, dessa forma, uma solução possível para reduzir as desigualdades de níveis de aprendizagem e principalmente para favorecer uma melhor qualidade de aprendizagem.

5.3 Experimentos de *QAsystem*

O sistema de avaliação somativa deste trabalho, o *SOAD*, terá como um dos principais recursos um sistema de *QAsystem*, isto é, um sistema que responderá automaticamente a perguntas feitas por usuários.

O nosso *QAsystem* funcionará da seguinte forma: um aluno fará uma pergunta sobre um objeto de classificação no sistema *SOAD*. Caso o sistema tenha em suas bases uma pergunta similar à pergunta do aluno sobre o objeto de classificação questionado, ele enviará a resposta da pergunta para o aluno.

Para avaliar se o aluno fez a pergunta certa, torna-se necessário utilizar uma técnica que verifique a similaridade entre a pergunta do aluno e outras perguntas já feitas sobre um objeto de classificação. Para isso, nós realizamos testes utilizando a clusterização automática para formação de agrupamentos de perguntas similares. Os resultados obtidos com as métricas apresentadas no Capítulo 3 demonstraram que a clusterização automática pode ser uma boa solução para o desenvolvimento de nosso *QAsystem*.

5.3.1 Metodologia

A nossa metodologia de desenvolvimento do *QAsystem* para o sistema *SOAD* consistiu das seguintes etapas:

Escolha do conjunto de dados

Para este experimento utilizamos o conjunto de perguntas da base *TREC-9*¹. Essa base

¹Disponível em : http://trec.nist.gov/data/qa/T9_QAdata/variants.key

contêm 247 perguntas e é de língua inglesa. Escolhemos as perguntas dessa base porque elas são perguntas construídas por assessores humanos para serem semanticamente idênticas, mas sintaticamente diferentes (ACHANANUPARP et al., 2008), isto é, são paráfrases. Desse modo, como aponta Achananuparp et al. (2008), esse conjunto de dados é compatível suficiente para experimentos por conter diferentes tipos de paráfrases.

Pré-processamento dos dados

Para serem submetidos ao processo de clusterização automática, a base de perguntas *TREC-9* passou pelas seguintes etapas de pré-processamento: separação em arquivos, retirada de *stopwords* e indexação.

A etapa de separação em arquivos foi realizada pela colocação de cada pergunta da base *TREC-9* em arquivos do tipo texto.

A etapa de retirada *stopwords* consistiu em retirar palavras que são irrelevantes para a representação de informações textuais. Nessa etapa, retiramos dos arquivos da base de perguntas *TREC-9* as palavras que continham apenas duas letras e as palavras que contivessem até cinco letras e começassem com *th*, como, por exemplo, *then*, *that* e *this*. Não retiramos, porém, as palavras que caracterizassem perguntas como as palavras *who*, *what* e *when*.

Os arquivos da nossa coleção de perguntas foram representados vetorialmente através de uma matriz M . Nessa matriz, as linhas indicavam cada documento da coleção e cada coluna, a frequência de um termo ou palavra em todos os documentos dessa coleção. Em seguida, colocamos em um arquivo, o número de documentos (*ndocs*) e o número de termos (*ntermos*) da coleção assim como a matriz M , conforme o exemplo da Figura 5.12.

Execução de Testes

Para a realização dos testes, submetemos a matriz M construída na etapa de indexação aos algoritmos de clusterização automática do *Software Cluto*. Escolhemos o método de clusterização hierárquica aglomerativa e realizamos os testes com as medidas de similaridade *cosseno* e *coeficiente de correlação*. O método de clusterização escolhido e as medidas de similaridade foram apresentados no Capítulo 3.

	ndocs	ntermos
0	2	1
2	2	1
1	1	0

Figura 5.12: Arquivo de representação de uma coleção de documentos

5.3.2 Resultados

Para Achananuparp et al. (2008), apenas as tradicionais técnicas de similaridades de documentos não são eficazes quando o tamanho de uma sentença é muito curto e possui poucas palavras em comum com outras sentenças. No entanto, utilizando a mesma base de testes de Achananuparp et al. (2008), a *TREC-9*, aplicamos as tradicionais técnicas de similaridades de sentenças (BAEZA-YATES; RIBEIRO-NETO, 1998) e alcançamos resultados muito bons, conforme apresentaremos a seguir.

A Tabela 5.4 apresenta os resultados obtidos com a aplicação da clusterização automática sobre as perguntas da base *TREC-9* para formar agrupamentos de perguntas similares.

<i>QASystem</i>				
	Recall	<i>Precision</i>	F_1	<i>Rand Index</i>
cos	88.4%	87.3%	87.8%	99.6%
corr	86.5%	86.7%	86.6%	99.6%

Tabela 5.4: Resultados dos experimentos de *QASystem*

De acordo com a Tabela 5.4, as métricas de *Precision*, *Recall*, F_1 e *Rand Index* revelam bons resultados de clusterização automática para as medidas de similaridade de *coseno* (*cos*) e *coeficiente de correlação* (*corr*).

O alto valor da métrica *Rand Index* na Tabela 5.4 aponta para a eficácia do clusterizador em não juntar nos mesmos *clusters* perguntas que de fato não pertencem a um mesmo grupo, isto é, não são similares entre si.

Em todas as métricas e com as duas medidas de similaridade, *cos* e *corr*, os resultados foram bem superiores ao limiar de desempenho de 60% aceitável para um *QASystem*, segundo Achananuparp et al. (2008).

Nas métricas de *Precision*, *Recall* e F_1 , os resultados por medida de similaridade *cos* foram ligeiramente superiores aos resultados por *coeficiente de correlação*. Esses resultados revelam que as palavras, independente da ordem que são colocadas, são importantes indicadores de similaridades entre perguntas.

Com os resultados obtidos, concluímos que a clusterização automática hierárquica aglomerativa, com as medidas de similaridades *cos* e *corr*, pode ser um bom método para a construção do *QASystem* do sistema *SOAD*.

O próximo passo de nossas pesquisas será realizar esses experimentos sobre uma base de perguntas em língua portuguesa.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou uma metodologia apoiada por tecnologias computacionais para acompanhamento e controle do processo de ensino e de aprendizagem de classificação bibliográfica. Os resultados obtidos demonstram que é possível, mesmo em turmas numerosas e bastante heterogêneas, promover êxitos coletivos de aprendizagem.

Para o desenvolvimento deste trabalho, realizamos várias pesquisas nas áreas de Ciência da Informação, Educação e Ciência da Computação com os objetivos de compreender o ensino-aprendizagem de classificação e desenvolver soluções. Com base nessas pesquisas, planejamos e desenvolvemos uma solução computacional de avaliações diagnóstica, formativa e somativa para atender às necessidades educacionais em cursos de classificação bibliográfica. Para isso, utilizamos tecnologias computacionais de Internet e de reconhecimento de padrões como apoio ao ensino, à aprendizagem e à avaliação.

No entanto, para nós, a tecnologia não é um fim em si, mas um meio de alcançar nossos objetivos educacionais. Dessa forma, nós nos preocupamos com o uso inteligente do computador, deslocando o foco do objeto computador para a metodologia, para o ambiente cognitivo e, principalmente, para o desenvolvimento de habilidades e competências (LÉVY, 1993). Defendemos assim uma abordagem de Educação na Informática em vez de Informática na Educação com os propósitos de favorecer uma aprendizagem coletiva e de qualidade.

Para nós, não faria sentido, portanto, desenvolver, testar e enfatizar uma sofisticada ferramenta computacional se não pudéssemos contar o *Antes* e o *Depois* da sua aplicação, isto

é, as mudanças que ela promoveu para um processo educacional tornar-se melhor. Neste trabalho podemos, desse modo, contar o que nossa metodologia computacional promoveu em favor da aprendizagem e contra as desigualdades e o fracasso escolar (PERRENOUD, 1999).

6.1 O Antes

No segundo semestre do ano de 2007, realizamos um estágio de seis meses em um turma de Representação Temática III do curso superior de Biblioteconomia da Universidade Federal do Espírito Santo. Durante esse período presenciamos a realidade de um complexo contexto de ensino e de aprendizagem da classificação bibliográfica.

Considerando que a classificação é um conhecimento que se molda com o desenvolvimento de várias habilidades, compreendemos que as condições de ensino e de aprendizagem de classificação não favoreciam uma aprendizagem significativa e muito menos coletiva.

Foram vários os problemas que identificamos durante o estágio que fizemos nessa turma. Havia quase trinta alunos com níveis de aprendizagem bastante desiguais, pois esses alunos chegavam ao curso com diferentes bagagens de conhecimentos. Alguns alunos já tinham bastante experiência em classificação e atuavam profissionalmente. Outros não tinham experiência alguma, mas com esforços, obtinham resultados medianos. Mas a grande maioria dos alunos tinha grandes dificuldades de aprendizagem, pois muitos deles tinham uma formação anterior muito deficiente e um histórico de fracasso de escolar.

As desigualdade se refletiam também nos desempenhos dos alunos nas provas aplicadas durante o curso. Os desempenhos desses alunos passavam por altos e baixos a cada prova e poucos alunos alcançavam mais de 70% de desempenhos em todas as provas aplicadas.

O ensino diferenciado e individualizado que contemplasse as necessidades individuais de aprendizagem dos alunos era praticamente inviável. Isso porque os conteúdos do curso de Representação Temática III eram extensos, a carga horária era pequena (de quatro horas semanais), o número de alunos era grande e as dificuldades de aprendizagem eram diversas.

Das quatro horas semanais de aulas presencias, duas eram para exercícios e tira-dúvidas.

Não se faziam e nem se corrigiam em aula mais do que trinta exercícios de classificação por aluno durante um semestre. Como não havia tempo para a correção de todos os exercícios em aula, o gabarito desses exercícios era enviado para a lista de discussão da turma. Havia, portanto, pouca prática de exercícios e poucas discussões e reflexões dos erros cometidos, sendo que essas ações são tão fundamentais para a aprendizagem de classificação.

A avaliação consistia de três avaliações somativas. Duas sobre conteúdos da classificação CDD e uma sobre conteúdos da codificação CDU. Depois dessas provas, que eram praticamente a única forma de avaliação, 60% dos alunos não conseguiram desempenho mínimo de 70% e tiveram que fazer prova final de recuperação. Dos alunos que foram aprovados, a maioria ficou no patamar mínimo de 70% de desempenhos. Foram raros os alunos que atingiram desempenhos superiores a 80% no final do curso.

No final da disciplina de Representação Temática III, as desigualdades de níveis de aprendizagem em vez de serem reduzidas, permaneceram e até foram ampliadas. O gráfico da Figura 6.1 é o retrato do final de um processo de ensino-aprendizagem em um curso de classificação, revelando uma formação deficiente dos futuros profissionais de classificação.

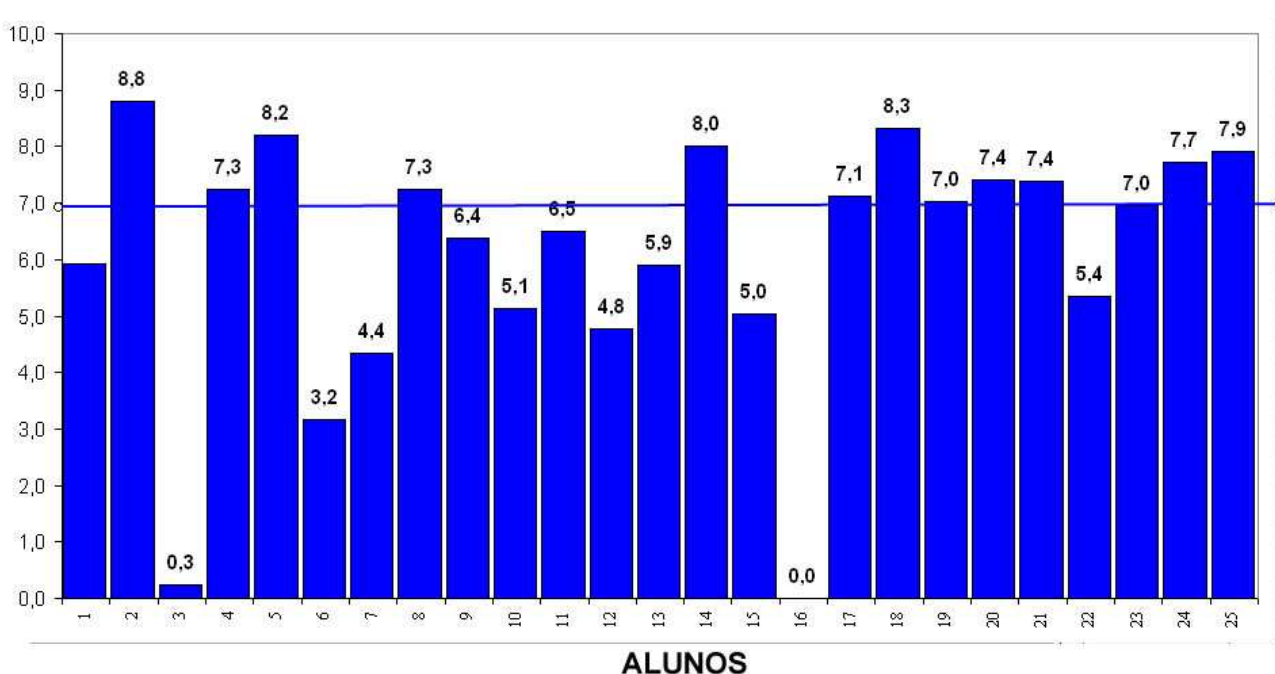


Figura 6.1: O Antes de uma turma de Representação Temática III

De acordo com a Figura 6.1, as desigualdades permaneceram até o final de um processo educacional. Os desempenhos finais praticamente se estabilizaram em um patamar próximo

ou abaixo de 70%, e isso depois de uma prova de recuperação. Visualizamos, portanto, um grande desafio promover nivelamento de aprendizagens e desenvolvimento de habilidades nessa complexa realidade de ensino e de aprendizagem.

6.2 O Depois

Para atender às necessidades do ensino-aprendizagem de classificação bibliográfica na disciplina de Representação Temática III, utilizamos técnicas de clusterização automática e desenvolvemos um Sistema *Online* de Atividades de Classificação, o *SOAC*. Essas tecnologias foram utilizadas para aplicação das avaliações diagnóstica e formativa, respectivamente.

De fato, após a implantação dessas tecnologias, significativas mudanças ocorreram no ensino-aprendizagem de classificação. Duas turmas de Representação Temática III do curso de Biblioteconomia da Universidade Federal do Espírito Santo foram contempladas por essas tecnologias no ano de 2008 e os resultados alcançados foram bastante satisfatórios.

Antes as turmas de Representação Temática III eram grandes e bastante heterogêneas, hoje, as turmas são maiores e mais heterogêneas. No entanto, os desempenhos dos alunos são cada vez melhores.

Na primeira turma de nossos experimentos, no final da disciplina de Representação Temática III, apenas um aluno precisou fazer prova de recuperação final e isso porque esse aluno não fez qualquer atividade de classificação no sistema *SOAC*.

Já na segunda turma, no final da disciplina, mais de 70% dos alunos alcançaram mais de 80% de desempenhos e nenhum aluno que concluiu o curso fez prova final de recuperação.

Hoje, os alunos fazem muito mais exercícios e têm a oportunidade de refletir e corrigir os seus erros através do sistema *SOAC*. Além disso, podem ter seus erros comentados pelo professor. Enquanto antes não se faziam e nem se corrigiam mais do que trinta exercícios por aluno, na última turma foram resolvidas e corrigidas 10.057 questões de classificação, o que significa cerca de 250 questões por aluno.

Uma vez que as atividades de classificação foram disponibilizadas *online*, os alunos ganharam mais tempo para resolver os exercícios. Com a correção automática dos exercícios pelo sistema *SOAC*, o professor também ganhou mais tempo para ministrar os conteúdos da disciplina e melhor atender seus alunos.

Embora os conteúdos da disciplina de Representação Temática III, continuassem extensos, hoje, o tempo, tem sobrado para o professor ministrar conteúdos extras. Nesse último semestre de 2008, antes de terminar o ano letivo, o professor já tinha ministrado todos os conteúdos e ainda apresentou mais alguns sistemas de classificação.

De todas as mudanças promovidas até agora no ensino-aprendizagem de classificação, por certo, as mais importantes foram favorecer o desenvolvimento de habilidades nas atividades propostas e criar condições adequadas de aprendizagem em turmas de classificação.

Para as próximas turmas, pretendemos utilizar o sistema *SOAD* para as avaliações somativas *online*. Embora nas turmas em que aplicamos a avaliação formativa, praticamente todos os alunos foram dispensados da avaliação somativa presencial, entendemos que a avaliação somativa também tem um papel importante no ensino-aprendizagem. Isso porque através dela podemos aferir a qualidade de um processo educacional e avaliar em alto nível, isto é, por habilidades e não apenas por conteúdos.

O gráfico da Figura 6.2 é o retrato atual do final de um processo de ensino e de aprendizagem em um curso de classificação, revelando uma melhor formação de aprendizes.

No gráfico da Figura 6.2 são apresentados os resultados de todas as tarefas de todos os alunos da última turma de Representação Temática III em que realizamos nossos experimentos. Quanto mais forte for a tonalidade de uma cor em uma Tarefa T_i (para $i=1,\dots,7$) melhor o desempenho de um aluno nessa tarefa em relação às outras tarefas. A cor branca em uma tarefa indica que um aluno não alcançou um desempenho mínimo de 70% ou não fez as atividades dessa tarefa.

Observamos que, antes da avaliação formativa, conforme o primeiro gráfico da Figura 5.6, os grupos de alunos eram mais distintos e havia grandes concentrações de áreas brancas em cada tarefa T_i , indicando deficiências de aprendizagem. No entanto, depois das ações

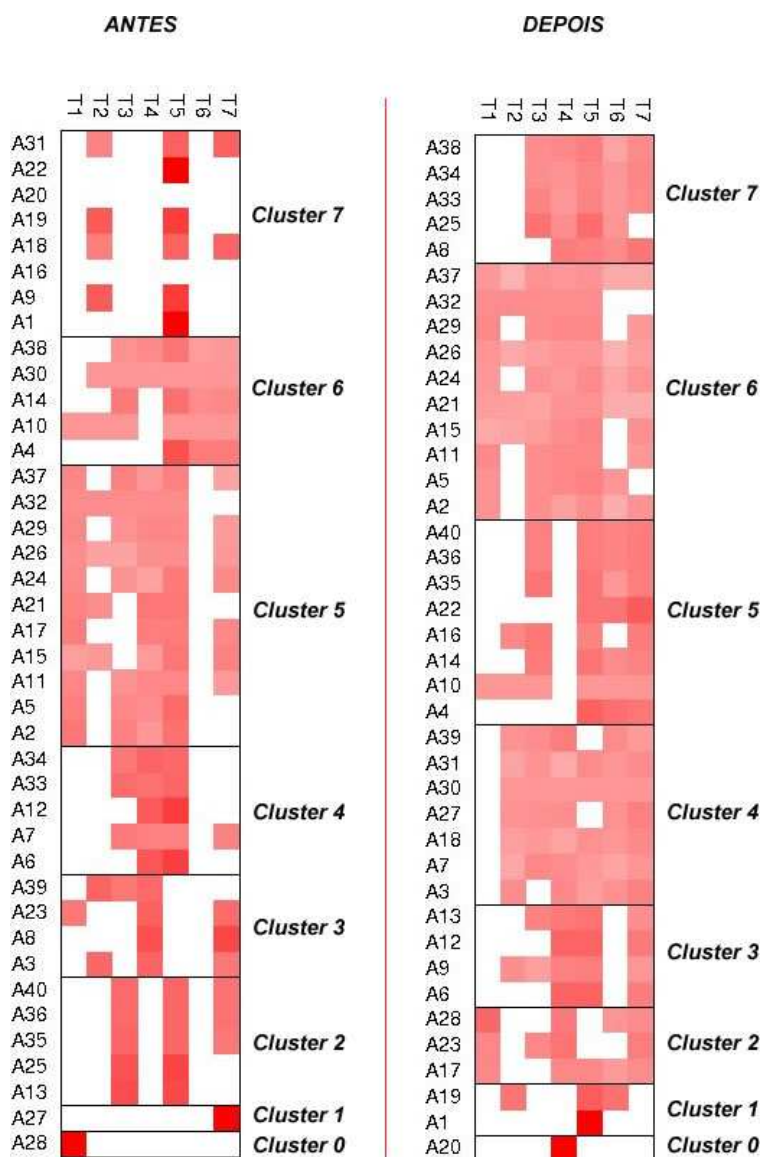


Figura 6.2: Resultados finais de uma turma *Antes* e *Depois* da Avaliação Formativa

de regulação e autorregulação de avaliação formativa, de acordo com o segundo gráfico da Figura 6.2, observamos grupos menos distintos e com menor concentração de áreas brancas. Observamos também que, as áreas brancas reduzem-se a cada tarefa T_i e, nas últimas tarefas (as mais difíceis), há as menores concentrações de áreas brancas, indicando reduções das diferenças entre os alunos e melhores desempenhos. Esses resultados apontam para um nivelamento progressivo da turma, o que revela a eficácia da avaliação formativa em um processo de ensino e de aprendizagem.

Mostramos com os resultados apresentados e demonstrados que o problema do fracasso

escolar não está nas desigualdades em si, mas na prática pedagógica e em como essas desigualdades por ela são tratadas. É possível, portanto, promover nivelamento e qualidade de aprendizagens se mudarmos a prática pedagógica, isto é, o que e como se ensina e se avalia (BALLESTER, 2003).

6.3 Trabalhos futuros

Para a continuação das pesquisas deste trabalho, propomos alguns trabalhos futuros para os sistemas *SOAC* e *SOAD*.

Entre esses trabalhos, para o sistema *SOAC*, sugerimos um classificador automático para composição dos gabaritos das atividades de classificação e um tutor inteligente para automatizar ações formativas do professor. O objetivo dessas duas propostas seria reduzir o esforço do professor automatizando parte do seu trabalho para que ele possa ter maior disponibilidade para melhor acompanhar e controlar as aprendizagens de seus alunos.

Uma terceira proposta de trabalho futuro é definir métricas de avaliação para o sistema *SOAD* com o objetivo de aferir competências de alunos formados em classificação.

Em resumo, pretendemos estender as idéias deste trabalho em trabalhos futuros que contribuam cada vez mais para o desenvolvimento de aprendizagens.

6.3.1 Um classificador automático para construção de gabaritos

A avaliação formativa é dependente da ação reguladora do professor, no entanto, muitos dos esforços desse professor, que deveriam ser para as ações de avaliação formativa, têm sido na correção de exercícios de classificação. Conforme já apresentamos, o sistema *SOAC* corrige automaticamente os exercícios de todos os alunos, mas a correção só é feita quando o professor fornece os gabaritos para o sistema. Como são muitos exercícios de classificação e a classificação exige esforço mental, é um grande trabalho para o professor a composição desses gabaritos.

Para resolver esse problema, a nossa proposta de trabalho futuro é utilizar um classificador automático para geração de gabaritos.

Os classificadores automáticos baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA) poderiam ser uma solução para esse problema. Esses classificadores são reconhecidos como soluções robustas e eficazes em diferentes tipos de problemas (SCHUTZE; HULL; PEDERSEN, 1995; TOWELL; SHAVLIK, 1994; OLIVEIRA et al., 2007).

6.3.2 Um tutor inteligente para avaliação formativa metacognitiva

Um problema marcante nas universidades tem sido o ingresso, a cada ano, de alunos com níveis de aprendizagens cada vez mais desiguais. Esse problema se ampliou com o aumento do número de alunos por turma nos últimos anos e a implantação do sistema de cotas em muitas universidades.

Uma nova proposta a partir deste trabalho consiste de uma metodologia computacional para nivelamento de alunos através de avaliações diagnóstica e formativa sob uma abordagem metacognitiva, isto é, que contemplem a trajetória e os processos de aprendizagem dos alunos ao longo de um curso.

A ideia é monitorar e regular as aprendizagens individuais de alunos no processo de resolução de problemas de classificação por avaliações diagnósticas e formativa metacognitivas *online* a partir das habilidades de compreensão textual e de raciocínio lógico.

Nessa proposta, a avaliação diagnóstica seria realizada por clusterização automática e a avaliação formativa, por um tutor inteligente baseado em redes neurais. A Figura 6.3 é uma síntese dessa ideia em um modelo de avaliação metacognitiva.

Na Figura 6.3, o *Objeto de Aprendizagem de Algoritmos* aplicará atividades voltadas para a compreensão de enunciados de problemas e para a construção de trajetórias de resolução de problemas. O *Módulo AD*, de avaliação diagnóstica, deverá receber do *Objeto de Aprendizagem* uma planilha com os resultados de desempenhos dos alunos. Por técnicas de clusterização automática, o *Módulo AD* deverá agrupar alunos por perfis similares e relatar

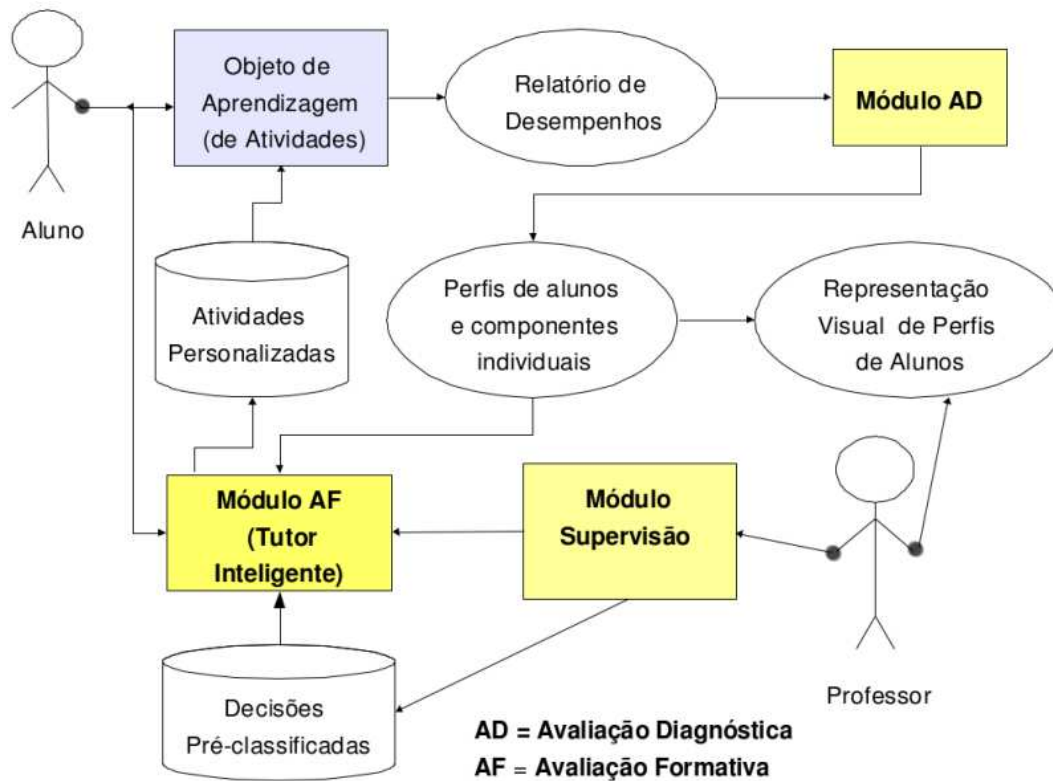


Figura 6.3: Modelo de avaliação metacognitiva

as características individuais de desempenhos metacognitivos de cada aluno. Uma representação visual dos perfis cognitivos de alunos e de suas características individuais deverá ser apresentada ao professor.

De acordo com a Figura 6.3, o *Módulo AF*, de avaliação formativa deverá orientar as ações formativas de um Tutor Inteligente. Esse tutor será construído por redes neurais para tomar decisões de regulações metacognitivas (ALLAL; SAADA-ROBERT, 1992; KIRCHNER; STOLZ, 2008). Essas decisões serão tomadas a partir de uma base de conhecimento de decisões pré-classificadas e dos resultados do *Módulo AD*.

Finalmente, o *Módulo de Supervisão* da Figura 6.3 será um módulo de interação entre o Tutor Inteligente e o professor. Essencialmente esse módulo permitirá ao professor ajudar o tutor "aprender" os casos mais difíceis de avaliar para que esse tutor se torne cada vez mais autônomo nas tomadas de decisões de avaliação formativa.

O objetivo dessa nova proposta seria oferecer uma metodologia de nivelamento não apenas focada no comportamento, isto é, em erros e acertos, mas no desenvolvimento das habili-

dades essenciais de um conhecimento e nos processos da aprendizagem desse conhecimento. Sendo assim, essa metodologia poderia ser aplicada em qualquer área de conhecimento.

6.3.3 Métricas para avaliar competências

Neste trabalho os desempenhos dos alunos foram medidos apenas por precisão no sistema *SOAC*. Mas, para o sistema *SOAD*, como se pretende medir habilidades para identificar competências, torna-se necessário definir outras métricas que capturem com mais rigor diferentes capacidades dos alunos.

Como os alunos atribuem vários códigos para um item informacional em uma atividade de classificação, a avaliação deve contemplar fatores como, por exemplo, a alternância entre erros e acertos de cada código atribuído pelo aluno e a capacidade de acertar o primeiro código. Outras capacidades como atribuir classes raras e ordená-las por importância também deveriam ser aferidas em um processo avaliativo.

Essas capacidades que citamos já são aferidas por métricas que avaliam classificadores automáticos (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008). Uma sugestão de pesquisa seria, portanto, testar essas métricas apontadas por (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008) para avaliar também classificadores humanos com o objetivo de medir habilidades.

Quanto à avaliação da habilidade de perguntar do sistema *SOAD*, para aferi-la, uma sugestão seria pontuar pelo nível de similaridade entre a pergunta feita pelo aluno para um objeto de classificação e as perguntas já armazenadas no sistema *SOAD* para esse objeto.

Em resumo, propomos a criação de um critério de avaliação que contemple, em uma abordagem multidimensional, medidas de diferentes habilidades do conhecimento de classificação e possibilite a formação de um mapa de competências dos alunos formados.

Referências Bibliográficas

ACHANANUPARP, P. et al. Utilizing sentence similarity and question type similarity to response to similar questions in knowledge-sharing community. In: *17th international conference on World Wide Web*. Beijing, China: International workshop on question answering on the web (QAWeb2008), 2008.

ALLAL, L.; SAADA-ROBERT, M. La métacognition: cadre conceptuel pour l'étude des régulations en situation scolaire. *Archives de Psychologie*, n. 60, p. 265–296, 1992.

ALLIENDE, F.; CONDEMÁRIN, M. *A Leitura: teoria, avaliação e desenvolvimento*. Porto Alegre: Artmed, 2005. 116 p. 8a. Edição.

ALVES, V. *Um algoritmo evolutivo rápido para agrupamento de dados*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Católica de Santos, Santos, SP, 2007.

ANDERSON, J. *Cognitive psychology and its implications*. New York and Basingstoke: Worth Publishers, 2000. 181-183 p.

ANTUNES, C. *Trabalhando habilidades: construindo idéias*. São Paulo, SP: Scipione, 2001.

AQUINO, M. A. As contribuições da educação aos processos formativos na ciência da informação. *Transinformação Jan/Abr*, Campinas, SP, v. 20, n. 1, p. 59–71, 2008.

BAEZA-YATES, R.; RIBEIRO-NETO, B. *Modern Information Retrieval*. 1. ed. New York: Addison-Wesley, 1998.

BALLESTER, M. *Avaliação como apoio à aprendizagem*. Porto Alegre, RS: Artmed, 2003. Trad. Valério Campos.

- BARBOSA, R. Perspectivas profissionais e educacionais em biblioteconomia e ciência da informação. *Ci. Inf.[Online]*, v. 27, n. 1, 1998.
- BEHRENS, M. *A formação continuada dos professores e a prática pedagógica*. Curitiba: Universitária Champagnat, 1996.
- BLOOM, B. *Caractéristiques individuelles et apprentissages scolaires*. Bruxelles, Labor, Paris, Nathan: Artmed, 1979.
- BUCHANAN, B. *Theory of library classification*. London: Clive Bingley, 1979.
- CASTELLANO, M. et al. Neural techniques to improve the formative evaluation procedure in intelligent Tutoring Systems. In: *IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Application (CIMS2007)*. Ostuni, Italy: [s.n.], 2007. p. 27–29.
- CHAN, M.; SMITH, A. Computer-assisted instruction in ddc. *Journal of Education for Librarianship*, v. 16, n. 1, p. 33–40, 1975.
- COSTA, J. da; OLIVEIRA, M. *Novas linguagens e novas tecnologias: educação e sociabilidade*. Petrópolis, RJ: Vozes, 2004.
- DAL'EVEDOVE, P.; FUJITA, M. O estudo da cognição profissional pelo protocolo verbal de catalogadores de assunto em contexto de biblioteca universitária: uma abordagem sóciocognitiva pela análise de domínio. *Revista de Iniciação Científica da FFC*, v. 8, n. 2, p. 249–262, 2008.
- DAVIS, C.; ESPÓSITO, Y. Papel e função do erro na avaliação escolar. *Cadernos de Pesquisa*, n. 74, p. 71–75, 1990.
- FAHIM, A. et al. An efficient enhanced K-means clustering algorithm. *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, v. 7, n. 10, p. 1626–1633, 2006. ISSN 1673-565X.
- FARIA, M. *Como usar o jornal na sala de aula*. São Paulo: Contexto, 1996. (Coleção Repensando o Ensino).
- FARRADANE, J. The psychology of classification. *Journal of documentation*, v. 11, n. 4, p. 187–201, 1955.

FAVERO, M. *Psicologia e conhecimento: subsídios da psicologia do desenvolvimento para análise de ensinar e aprender*. Brasília, Brasil: Editora UNB, 2005.

FERREIRA, D. Profissional da informação: perfil de habilidades demandadas pelo mercado de trabalho. *Ci. Inf.[Online]*, v. 32, n. 1, p. 42–49, 2003.

FONTANA, R.; CRUZ, N. *Psicologia e trabalho pedagógico*. São Paulo: Atual, 1997.

FUJITA, M. A leitura do indexador: estudo de observação. In: . Belo Horizonte: Perspectivas em Ciência da Informação, 1999. v. 4, n. 1, p. 101–116.

HAYDT, R. *Avaliação do processo ensino-aprendizagem*. São Paulo: Ática, 2002.

JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. *ACM Comput. Surv.*, ACM, New York, NY, USA, v. 31, n. 3, p. 264–323, 1999. ISSN 0360-0300.

JUNIOR, N. *Clusterização baseada em algoritmos fuzzy*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, 2006.

KARPUK, D. Visual approaches to teaching classification. In: . Breitenstein, Mikel, Eds. Proceedings , Providence, Rhode Island: Workshop of the American Society for Information Science and Technology Special Interest Group in Classification Research, 2004.

KARYPIS, G. *CLUTO - A clustering toolkit*. 2003. Dept. of Computer Science, University of Minnesota. Disponível em: <<http://glaros.dtc.umn.edu/gkhome/views/cluto>>.

KIRCHNER, R.; STOLZ, T. Tomada de consciência e conhecimento metacognitivo. Editora UFPR, Curitiba, Brasil, 2008.

LÉVY, P. *As tecnologias da inteligência*. Rio de Janeiro, RJ: Editora 34, 1993.

LÉVY, P. *Cibercultura*. São Paulo, SP: Editora 34, 1999.

LOOKS, M. et al. Streaming Hierarchical Clustering for Concept Mining. *Aerospace Conference, 2007 IEEE*, p. 1–12, 2007. ISSN 1095-323X.

MAIA, R. *Safes: um servidor de avaliações formativas e somativas para o ensino online via web*. Tese (Doutorado) — Scipione, São Paulo, SP, 2001.

- MANNING, C.; RAGHAVAN, P.; SCHUTZE, H. *Introduction to information retrieval*. Cambridge University Press: Editora Thomson, 2008.
- MARINAGI, C.; KABURLASOS, V. Work in progress: practical computerized adaptive assessment based on bayesian decision theory. In: *ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, 36th Annual*. San Diego, CA: Frontiers in Education Conference, 36th Annual, 2006. p. 23–24.
- MAZZA, R.; DIMITROVA, V. CourseVis: A graphical student monitoring tool for supporting instructors in web-based distance courses. In: *International Journal of Human-Computer Studies*. London, ROYAUME-UNI: Elsevier, 2007. v. 65, p. 125–139.
- MELRO, M. A Classificação Decimal Universal (CDU), uma prática na Biblioteca da UFP. *Revista da Faculdade de Ciências Humanas e Sociais*, Edições Universidade Fernando Pessoa, Porto, n. 3, p. 101–109, 2006.
- MIZUKAMI, M. *Ensino: as abordagens do processo*. São Paulo: EPU, 1986.
- MORETTO, V. *Construtivismo, a produção do conhecimento em aula*. Rio de Janeiro: DP A, 2003. 4a. Edição.
- NAIR, M. *A organização da informação e do conhecimento a partir do conhecimento explícito de classificadores*. 2006. Monografia de Especialização em Gestão Estratégica do Conhecimento e da Inovação . Departamento de Ciências da Informação, Universidade Federal do Espírito Santo(UFES), ES.
- NETTO, H.; MENEZES, C.; PESSOA, J. AmCora: uma experiência com construção e uso de ambientes virtuais no Ensino Superior. In: *XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*. UFRJ, Rio de Janeiro: Anais do XIX SBIE, 2003. v. 14.
- OLIVEIRA, E. et al. Intelligent classification of economic activities from free text descriptions. In: . Rio Janeiro, RJ: Anais do XXVII Congresso da SBC. V Workshop em Tecnologia da Informação e da Linguagem Humana (TIL), 2007.
- OLIVEIRA, M.; OLIVEIRA, E. Avaliar para nivelar e formar: um sistema online de avaliação formativa para alunos de biblioteconomia. In: *Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2008)*. Fortaleza: SBC, 2008.

OLIVEIRA, M.; ZANDONADE, E.; OLIVEIRA, E. Uma metodologia para avaliação formativa em um ambiente de ensino e aprendizagem de classificação em biblioteconomia. In: *Anais do IX ENANCIB : Encontro Nacional de Pesquisa em Ciência da Informação*. São Paulo: ENANCIB, 2008.

OLIVEIRA, R. Web semântica: novo desafio para os profissionais da informação. In: *Seminário nacional de bibliotecas universitárias*. PUCCAMP, SP: SNBU2002, 2002. Disponível em: <www.sibi.ufrj.br/snbu/snbu2002/oralpdf/124.a.pdf>.

PACHECO, R. *Avaliação formativa continuada do processo educativo em engenharia usando mapas cognitivos difusos*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2005.

PAZIN, R. Metodologia e didática da classificação decimal de dewey. In: *Anais da Conferência Brasileira de Classificação Bibliográfica*. Rio de Janeiro: IBICT, 1976. p. 448–473.

PERRENOUD, P. *Avaliação: da excelência à regulação das aprendizagens – Entre Duas Lógicas*. Porto Alegre, RS: Artmed Editora, 1999.

PIEIDADE, M. A. R. *Introdução à teoria da classificação*. 2. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 1977.

PIMENTEL, E. et al. Avaliações adaptativas baseadas no nível de aquisição de conhecimentos do aprendiz. In: *Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*. São Paulo: Editora e Gráfica Vida, 2007. p. 566–575.

PIMENTEL, E.; FRANÇA, V.; OMAR, N. A caminho de um ambiente de avaliação e acompanhamento contínuo de aprendizagem em programação de computadores. In: *II Workshop de Educação em Computação e Informática do Estado de Minas Gerais (WEIMIG 2003)*. Poços de Caldas, MG: Anais do II WEIMIG, 2003. p. 212–213.

PIMENTEL, E.; FRANÇA, V.; OMAR, N. A identificação de grupos de aprendizes no ensino presencial por técnicas de clusterização. In: *XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*. Rio de Janeiro, RJ: Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2003. p. 523–532.

- POMBO, O. Da classificação dos seres à classificação dos saberes. *Revista Leituras da Biblioteca Nacional de Lisboa*, Lisboa, Portugal, n. 2, p. 19–33, 1998.
- RAPHAEL, H.; CARRARA, K. *Avaliação sob exame*. Campinas: Autores Associados, 2002.
- SANTOS, L. Auto-avaliação regulada: por quê, o quê e como? In: *Avaliação das aprendizagens. Das concepções às práticas*. Paulo Abrantes e Filomena Araújo (Orgs.). Lisboa: Ministério da educação, Departamento do Ensino Básico, 2002.
- SCHUTZE, H.; HULL, D. A.; PEDERSEN, J. O. A comparison of classifiers and document representations for the routing problem. In: *Annual ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval - ACM SIGIR*. Seattle, USA: ACM, 1995. p. 229–237.
- SETZER, V. Dado, informação, conhecimento e competência. *Datagramazero - Revista de Ciência da Informação*, Rio de Janeiro, n. 0, 1999. Disponível em: <<http://www.dgz.org.br/dez99/Art01.htm>>.
- SOARES, A.; VELLOSO, A. Entrevista: Phillippe Perrenoud. In: . UFRJ, RJ: Revista EmFormação, 2007. v. 2, p. 6.
- SOARES, J. et al. Instrumentação computacional e realimentação no processo de avaliação para o ensino de matemática: o conhecimento de função real como estudo de caso. In: *Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*. Fortaleza: SBC, 2008.
- STEINBACH, M.; KARYPIS, G.; KUMAR, V. A comparison of document clustering techniques. In: . KDD workshop on text mining, 2000. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/steinbach00comparison.html>.
- STRAIOTO, A. *A análise em facetas como dimensão teórica e prática na organização do conhecimento*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista, Marília, SP, 2001.
- TARDIF, J. *Le transfert de compétences analysé à travers la formation de professionnels*. Lyon: Centre Regional de Documentation Pédagogique de l'Académie de Lyon: In: MEIRIEU, Ph.; DEVELAY, M.; DURAND, C., 1996.

TOWELL, G. G.; SHAVLIK, J. W. Knowledge-based Artificial Neural Networks. *Artificial Intelligence*, v. 70, n. 1-2, p. 119–165, 1994. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/article/towell94knowledgebased.html>.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)