SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito: 25/04/2000

Assinatura:

Pré-processamento para extração de conhecimento de bases textuais¹

Cristiane Yae-Mi Imamura

Orientadora: *Profa. Dra. Solange Oliveira Rezende*

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências de Computação e Matemática Computacional.

USP – São Carlos
Setembro/2001

zado com o apoio da CAPES

A Comissão Julgadora:

Profª. Dra. Solange Oliveira Rezende

Profª. Dra. Maria Carolina Monard

Prof. Dr. Nelson Francisco Favilla Ebecken

Este documento foi preparado com o formatador de textos $\text{\LaTeX}$. O sistema de citações de referências bibliográficas utiliza o padrão *Apalike* do sistema BibTeX.

Dedicatória

Aos meus pais
Ioshique e Odinez.

Agradecimentos

Agradeço a todos os que contribuíram para que este trabalho pudesse ser concretizado, seja através de ensinamentos sobre a pesquisa ou de palavras de incentivo.

Em especial, agradeço primeiramente a minha orientadora Solange, cuja orientação excedeu o escopo deste trabalho e influenciou no meu engrandecimento profissional e pessoal. Meus sinceros agradecimentos também à professora Maria Carolina, que em sua curiosidade sobre o andamento deste sempre contribuiu com algum aspecto necessário para esta pesquisa.

Muito obrigada à professora Maria das Graças Volpe Nunes, que permitiu a utilização de recursos para realização de grande parte deste trabalho. Agradeço ainda a todos os meus professores que não se limitaram a ensinar apenas os conceitos de suas disciplinas, mas lições para uma vida inteira.

E em se tratando de questões de vida, agradeço aos meus queridos pais, que são meus eternos mestres e que não medem esforços para que eu possa alcançar meus objetivos, e foram imprescindíveis para que eu pudesse chegar até aqui. Agradeço também ao Danival pelo companheirismo, compreensão e infinita paciência nos momentos difíceis, e por ter me oferecido a oportunidade de vivenciar os momentos mais ternos.

À Jaque, Lea, Adriano Pila, Claudinha, Katti, Walter, Valéria, Patricia, Werley, Adriano Cabrera, Rogério, Evely, Nâni, Tati, Gerson, Robson, Valmir, Marcos Paula, Daniel e amigos do Labic, muitíssimo obrigada pela amizade sincera e apoio em todas as situações. Obrigada também ao Ricardo Hasegawa, Debora, Daniela Godoy e Maria Célia (Coppe - UFRJ), por serem sempre atenciosos.

Obrigada a CAPES, pelo apoio financeiro.

Sobretudo, agradeço a Deus, pois sem Ele tudo isso não seria possível.

Sumário

1	Introdução	1
2	Visão Geral sobre <i>Text Mining</i>	4
2.1	Algumas Aplicações	4
2.1.1	Classificação Automática de Texto	5
2.1.2	Extração de Resumos	6
2.1.3	Tarefas de Apoio à Inteligência Competitiva	7
2.2	Etapas do Processo <i>Text Mining</i>	8
2.3	Coleta de Documentos	10
2.4	Pré-processamento de Textos	12
2.5	Extração de Conhecimento	14
2.5.1	Algoritmos de Aprendizado de Máquina	15
2.5.2	Outros Algoritmos Comumente Utilizados	18
2.6	Avaliação e Interpretação do Conhecimento	20
2.7	Algumas Ferramentas de Apoio ao <i>Text Mining</i>	24
2.8	Considerações Finais	29
3	Representação de um Documento	32
3.1	Identificação dos Atributos	33
3.1.1	A Lista de <i>Stopwords</i>	33
3.1.2	Normalização de Palavras	35
3.1.3	Outras Operações	37
3.2	Atribuição de Pesos aos Atributos	39

3.3	Redução da Representação	46
3.3.1	Seleção de Atributos	47
3.3.2	Indução Construtiva	49
3.4	Considerações Finais	50
4	Módulo de Pré-processamento de Texto	52
4.1	Lista de <i>Stopwords</i>	54
4.2	Abordagens para Normalização das Palavras	55
4.3	<i>Scripts</i> para Identificação dos Atributos	58
4.3.1	<i>Scripts</i> ScpDStem e ScpDCan	58
4.3.2	<i>Scripts</i> ScpKStem e ScpKCan	61
4.3.3	<i>Scripts</i> ScpNStem e ScpNCan	64
4.4	<i>Scripts</i> para Atribuição de Pesos	67
4.5	<i>Scripts</i> para Redução do Número de Atributos	68
4.6	Considerações Finais	69
5	Validação do Módulo de Pré-processamento de Textos Através de Estudo de Casos	71
5.1	Estudo de Caso 1 - Categorização de Textos sobre Aquisição de Conhecimento e Redes Neurais	72
5.1.1	Coleta de Documentos	73
5.1.2	Preparação de Documentos	74
5.1.3	Experimentos Realizados e Resultados	78
5.1.4	Algumas Considerações	81
5.2	Estudo de Caso 2 - Análise de Patentes Farmoquímicas	84
5.2.1	Coleta de Documentos	85
5.2.2	Preparação de Documentos	86
5.2.3	Experimentos Realizados e Resultados	88
5.2.4	Algumas Considerações	90
5.3	Considerações Finais	90
6	Conclusões	92

Lista de Figuras

2.1	Etapas do processo <i>Text Mining</i>	9
2.2	Algumas atividades realizadas no pré-processamento de texto	13
2.3	Ilustração das superfícies que separam duas classes com SVM	19
3.1	Exemplo de uma representação <i>bag-of-words</i> usando pesos correspondentes a frequência dos termos no documento	32
3.2	(a) Distribuição das palavras de um documento segundo a lei de Zipf (b) Resultado da associação da lei de Zipf à ideia de Luhn	35
3.3	Seleção de atributos para reduzir a representação em <i>Text Mining</i>	48
3.4	Relação entre o tamanho do vocabulário e o tamanho do texto, segundo a lei de Zipf	51
4.1	Visão geral do ambiente computacional Discover	53
4.2	Estrutura do módulo de pré-processamento de texto	53
4.3	<i>Scripts</i> que integram o módulo de pré-processamento de texto do Ambiente Computacional Discover	70
5.1	Resultado da aplicação dos <i>scripts</i> para identificação de atributos	75
5.2	Esquema para preparação de textos utilizada para categorização de textos dos domínios de Redes Neurais e Aquisição de Conhecimento realizado durante o estudo de caso	77
5.3	Exemplo de um documento de patente disponível no <i>site</i> do INPL.	85

Lista de Tabelas

2.1	Representação dos documentos no formato atributo-valor para a construção de um classificador supervisionado	6
2.2	Matriz de confusão para uma tarefa com classe bi-valorada.	22
2.3	Informações genéricas sobre algumas ferramentas de apoio a <i>Text Mining</i>	29
3.1	Algumas regras usadas no algoritmo de Porter para o inglês	36
3.2	Relação entre documentos, palavras e classes, usada para exemplificação das medidas de atribuição de pesos	40
3.3	Palavras e correspondentes rótulos	41
3.4	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando peso booleano	42
3.5	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando a frequência do atributo como peso	42
3.6	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando peso $tf \times idf$	43
3.7	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando peso $tf \times idf$ normalizado	44
3.8	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando $\log tf \times idf$ normalizado como peso	45
3.9	Representação <i>bag-of-words</i> utilizando peso baseado na entropia	46
4.1	Exemplificação da saída do algoritmo para <i>stemming</i> baseado no algoritmo de Porter	57
4.2	Exemplificação da saída do etiquetador	57
4.3	Exemplificação da saída dos <i>scripts</i> ScpDStem e ScpDCan	61
4.4	Exemplificação da saída do <i>script</i> ScpKStem	63
4.5	Exemplificação da saída do <i>script</i> ScpKCan	64
4.6	Exemplificação da saída dos <i>scripts</i> ScpNStem e ScpNCan	66

5.1	Algumas informações sobre os arquivos gerados pelos <i>scripts</i> de identificação de atributos.	76
5.2	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto DStem_Set	79
5.3	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto DCan_Set	79
5.4	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto KStem_Set	79
5.5	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto KCan_Set	79
5.6	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto NStem_Set	80
5.7	Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto NCan_Set	80
5.8	Valores obtidos para a medida <i>accuracy</i>	82
5.9	Valores obtidos para a medida precisão	83
5.10	Valores obtidos para a medida <i>recall</i>	83
5.11	Valores obtidos para a medida F_1	84
5.12	Algumas regras extraídas do título e resumo das patentes farmoquímicas .	88
5.13	Algumas regras extraídas da representação híbrida	89

Resumo

A descoberta de conhecimento em bases de dados é uma área de pesquisa que tem crescido rapidamente, e cujo desenvolvimento tem sido dirigido ao benefício das necessidades práticas, sociais e econômicas, entre outras. Entretanto, mesmo em bases de dados podem estar presentes campos importantes que não são considerados na análise, como aqueles preenchidos com informações textuais. Essas informações não estão presentes apenas em tabelas, mas também em diversos documentos que são disponibilizados e acessados através da Internet. Para tornar a descoberta de conhecimento em textos possível, tem-se associado estratégias de preparação/pré-processamento de textos e técnicas utilizadas no processo *Data Mining*. Essa associação vem sendo denominada de processo *Text Mining*. Tendo em vista a importância da preparação dos textos, neste trabalho foi projetado e construído um módulo de pré-processamento de textos, com a finalidade de tornar possível a realização do processo *Text Mining* considerando textos em português. Devido ao fato de que muitas estratégias e/ou ferramentas estarem disponíveis somente para o inglês, a possibilidade de realizar a descoberta de padrões em textos em português pode significar o alcance de novos horizontes em termos de oportunidades e informações desconhecidas.

Abstract

The knowledge discovery in data bases is a research area that have been increasing quickly, and which development has been driven to the practical, social and economical needs. However, even data bases can have important fields that are not considered in the analysis, such as those which are fulfill with textual information. This information is not present only in tables, but also in several documents that are available through the Internet. To be possible the knowledge discovery in text, text preparation/preprocessing strategies are associated with technics used in the Data Mining process. This association have been called Text Mining. Considering the importance of texts preprocessing, in this work was planned and built a module of texts pre-processing, with the objective to make possible the realization of the Text Mining process for Portuguese texts. Due to the fact that many strategies and tools are available only for English, the possibility of realize the pattern discovery in Portuguese texts come to be useful to reach new goals in terms of unknown opportunities and information.

Capítulo 1

Introdução

A descoberta de conhecimento em bases de dados é um campo de pesquisa que tem crescido rapidamente, e cujo desenvolvimento tem sido dirigido ao benefício das necessidades práticas, sociais e econômicas, entre outras. A grande motivação para esse crescimento está ligada, principalmente, à existência de uma poderosa tecnologia para coleta e gerenciamento de grande quantidade de dados.

De posse de tal tecnologia, depara-se com a recente “Era da Informação”, em que a cada momento mais dados estão sendo computados e acumulados. Muitos desses dados possuem informações valiosas, como tendências e padrões, que poderiam ser usadas para melhorar as decisões de negócios, além de outras aplicações (Goebel and Gruenwald, 1999).

Considerando-se que, em geral, as bases contêm muitos dados a ponto de tornar inviável a análise manual, tornou-se necessário o desenvolvimento de processos de análise automática, como o Processo *Data Mining* (DM). Esse processo tem despontado por seu desempenho em diversos domínios, na extração de padrões válidos, novos, e potencialmente úteis dos dados (Fayyad et al., 1996).

Contudo, foi percebido que mesmo nas bases de dados podem estar presentes campos que não são considerados na análise, como aqueles preenchidos com informações textuais. Essas informações não estão presentes apenas em tabelas, mas também em diversos documentos que são disponibilizados, acessados e armazenados com grande frequência, principalmente, por meio da Internet.

A dificuldade de analisar textos provém do fato de que os eles são tipos de dados que possuem uma estrutura interna limitada, sendo portanto considerados pouco ou mesmo não estruturados. Tal limitação implica no fato de que esses dados não podem ser diretamente manipulados pelas técnicas de extração de conhecimento usuais de DM.

Contudo, há estratégias para preparação, ou pré-processamento, de textos que permitem que as técnicas utilizadas no processo DM possam ser aplicadas. A associação dessas estratégias ao processo DM é conhecida como processo para Mineração de Textos, também chamado de *Text Mining* (Tan, 1999), *Text Data Mining* (Hearst, 1999), ou *Knowledge Discovery in Texts* (Feldman and Dagan, 1995).

O pré-processamento de textos consiste em um conjunto de ações realizadas sobre alguma coleção de textos com o objetivo de fazer com que estes passem a ser estruturados em uma representação atributo-valor. A obtenção da representação atributo-valor pode envolver aspectos utilizados em Processamento de Língua Natural (PLN), Recuperação de Informação (RI), entre outras áreas.

Por envolver aspectos inter-disciplinares, a fase de preparação dos textos é bastante interessante, porém não é tão simples. Grande parte dos resultados obtidos ao fim do processo pode depender de quão bem a representação atributo-valor descreve o contexto dos textos. Como nem todas as técnicas utilizadas são adequadas para todos os domínios, a obtenção de uma representação satisfatória pode depender de diversas experimentações e observações empíricas, o que pode ocasionar no despendimento de grande parte do tempo de todo o processo.

Dessa forma, por ser uma das principais etapas do processo *Text Mining*, esse trabalho está voltado ao estudo das principais técnicas utilizadas no pré-processamento de textos. Para tanto, no trabalho aqui apresentado, incluem-se investigações sobre métodos e/ou ferramentas que possibilitem converter os documentos em uma representação com a qual possam ser empregadas as técnicas utilizadas em DM.

Dentre as técnicas utilizadas na preparação dos textos, algumas são conhecidas como dependente do idioma. Por esse motivo, a maioria dos trabalhos, mencionados na literatura consultada, é voltada à análise de textos escritos em inglês. Entretanto, a mineração de documentos em outros idiomas pode ser interessante para alcançar no-

vos horizontes em termos de oportunidades e informações anteriormente desconhecidas. Assim, neste trabalho, além das técnicas para textos em inglês, também são abordadas possíveis estratégias para os textos escritos em português.

Em virtude da não disponibilidade de implementações de algumas estratégias, ou por ser necessário combinar algumas já existentes, como parte deste trabalho foi projetado e construído um módulo de pré-processamento de texto. Esse módulo faz parte do Ambiente Computacional para Extração de Conhecimento em Dados e Textos, chamado Discover.

Para a construção do módulo, foram implementados *scripts* em Perl envolvendo estratégias comumente empregadas combinadas com alguns recursos para apoiar o processamento de textos em português. As técnicas e abordagens, comumente referenciadas e utilizadas no módulo, são discutidas ao longo deste trabalho que está organizado como segue.

No Capítulo 2 é abordado o estado da arte sobre *Text Mining*, incluindo algumas das principais atividades relacionadas a mineração de texto, aplicações e ferramentas de apoio. Os detalhes sobre as técnicas envolvidas na preparação de textos, que consiste no foco deste trabalho, são apresentados no Capítulo 3.

No Capítulo 4 são detalhados os *scripts* que compõem o módulo de pré-processamento para textos em português, sendo a avaliação desses mostrada no Capítulo 5 através de alguns experimentos e estudos de casos. Por fim, algumas considerações finais sobre esta dissertação são abordadas no Capítulo 6.

Capítulo 2

Visão Geral sobre *Text Mining*

Como mencionado no capítulo anterior, o processo de descoberta de conhecimento em textos¹ pode ser visto como uma associação de técnicas para preparação de textos ao processo de *Data Mining*. Pela natureza dos dados e pelas aplicações a que está frequentemente relacionado, o processo *Text Mining* combina muitas das técnicas de Recuperação de Informação e pode também contar com a utilização de algumas estratégias de Processamento de Língua Natural, ao longo de suas etapas.

Para compreender a razão do emprego de certas atividades no processo de extração de conhecimento de textos, bem como facilitar o entendimento de como as técnicas de diferentes áreas se interagem, primeiramente, neste capítulo são abordadas algumas aplicações de *Text Mining*. Nas seções subsequentes são então descritas as principais etapas do processo e algumas ferramentas de apoio.

2.1 Algumas Aplicações

Tendo em vista o grande volume de informações disponíveis principalmente na *World Wide Web*² (WWW), o que se pode perceber é que grande parte das aplicações de *Text Mining* estão voltadas à construção de ferramentas que propiciem melhorias na recuperação de documentos, de forma a tornar esse processo mais preciso. Dessa forma, muitas pesquisas associam a realização desse processo à atividade de classificação de documentos.

¹As palavras texto e documento são usadas indistintamente, nesse trabalho.

²Nesse trabalho os termos WWW e *Web* são usados indistintamente.

Nessa seção, além da classificação de documentos, são abordadas as atividades de extração de resumos (normalmente referenciadas na literatura como *sumarization*) e de apoio à Inteligência Competitiva, que recentemente vem despertando interesse na comunidade científica.

2.1.1 Classificação Automática de Texto

A classificação automática de textos tem sido usada não somente para prover uma melhor organização ou facilidade na recuperação de documentos, mas também para dar suporte à realização de outras atividades, tais como, a extração automática de palavras chaves (Witten et al., 1999) e a filtragem de e-mail (Cohen, 1996).

De forma geral, a classificação de documentos é feita segundo duas abordagens de aprendizado: supervisionado e não supervisionado. Na abordagem de aprendizado supervisionado um documento novo é classificado de acordo com o resultado de um classificador que foi construído e treinado a partir de documentos rotulados, ou seja, que possuem as respectivas classes meta designadas. Em *Text Mining*, quando a classificação de texto utiliza esse tipo de abordagem e quando pode-se atribuir ao documento mais que uma classe meta, a tarefa é, geralmente, referenciada como categorização de texto (Loh, 1997).

Para construção do classificador, o conjunto de documentos exemplos que são utilizados para seu treinamento e teste devem estar dispostos em uma representação atributo-valor tal qual a mostrada na Tabela 2.1. Cada tupla da tabela contém informações sobre um documento d_j . Essas informações compreendem o peso, definido como a_{jk} , que cada termo $termo_k$ tem em relação a cada documento d_j . Tratando-se de um aprendizado supervisionado, cada documento d_j tem adicionado ainda a informação sobre sua respectiva classe c_i .

Utilizando essa representação, um classificador supervisionado é treinado e classifica um novo documento de acordo com o valor de seus atributos. Mas, há casos em que não se conhece previamente as classes a que os documentos estão associados.

Quando os documentos não estão rotulados, podem ser utilizados sistemas de aprendizado não supervisionado para verificar ou identificar quais documentos se relacionam e/ou poderiam ser agrupados. De acordo com essa abordagem não supervisionada,

	$term_1$	...	...	$term_k$	...	...	$term_n$	$classe$
d_1	a_{11}	...	...	a_{1k}	...	...	a_{1n}	c_i
...	...	...	...	...	...	...	...	...
d_j	a_{j1}	...	...	a_{jk}	...	...	a_{jn}	c_i
...	...	...	...	...	...	...	...	...
d_m	a_{m1}	...	...	a_{mk}	...	...	a_{mn}	c_i

Tabela 2.1: Representação dos documentos no formato atributo-valor para a construção de um classificador supervisionado

a coleção de documentos pode ser segmentada em subconjuntos, chamados *clusters*, cujos membros possuem alto grau de similaridade.

A medida de similaridade, no caso de conjunto de textos, pode ser obtida pela análise do vocabulário contido nos documentos. Contudo, vale ressaltar que o uso de uma medida baseada na simples comparação da igualdade (*match*) dos termos pode ser uma medida muito imprecisa e vaga devido à grande quantidade de ambigüidade léxica existente nas palavras. Idealmente, uma análise semântica dos documentos poderia ser usada para identificar os conceitos mencionados no texto como base para a realização de *clustering*. Porém, este tipo de análise é muito custosa e depende de grande conhecimento específico do domínio.

2.1.2 Extração de Resumos

Resumir documentos consiste em uma tarefa pertinente à criação de uma pequena síntese de um texto, preservando as principais informações nele contidas. Uma utilidade para tal tarefa poderia ser a verificação, de maneira rápida e fácil, do quão relevante é todo o conteúdo de um documento. Isto poderia favorecer, por exemplo, a descrição de documentos contidos na listagem resultante de uma consulta, a fim de auxiliar a escolha daqueles que são mais interessantes.

A realização dessa aplicação envolve o cálculo do grau de importância de cada sentença do texto e a seleção daquelas que obtiverem melhor classificação. O cálculo dessa importância envolve o uso de regras semânticas pré-definidas, índice de frases, frequência de palavras chave, estrutura de similaridade entre sentenças, e outras estratégias (Kupiec

et al., 1995; Martins et al., 2001).

Para calcular a probabilidade de uma sentença ser incluída no resumo, pode-se fazer uso de classificadores estatísticos. Este cálculo dependerá de quais atributos são considerados na representação do documento, levando-se em conta se esses fazem parte do tema, do título, ou de alguma outra parte específica do documento.

Para construir os classificadores, é necessário ainda fazer uso de amostras contendo a descrição de um documento e o seu respectivo resumo, geralmente, feito por um profissional, como o engenheiro de informação. A obtenção dessas amostras, porém, muitas vezes é a principal razão que faz com que o processo de extração de resumos seja considerado extremamente caro.

2.1.3 Tarefas de Apoio à Inteligência Competitiva

Uma das maiores aplicações de técnicas de inteligência computacional está relacionada ao suporte à descoberta de indicativos que auxiliem empresas e organizações a tomarem um posicionamento mais competitivo em relação a seus concorrentes.

Quanto melhor o acesso, a disponibilidade e a qualidade de informação, maior é a chance de acerto no processo de tomada de decisão e a competitividade das organizações capazes de utilizá-la. Desta maneira, as empresas deveriam ser capazes de obter rapidamente a maior quantidade de informações relevantes. Portanto, uma das tarefas que auxilia esse processo é a classificação de textos (Rizzi et al., 2000).

Além das atividades relacionadas à classificação de textos em categorias importantes a uma organização, outras técnicas utilizadas em *Data Mining* têm sido usadas para a análise de textos e para apoiar o processo de inteligência competitiva. No trabalho relatado em (Lent et al., 1997) é tratado o problema da identificação de tendências em textos, fazendo uso de documentos de patentes. Para isso os documentos são particionados de acordo com sua data (de criação, de disponibilidade, etc.), e métodos de mineração de padrões sequenciais (Agrawal and Srikant, 1995; Srikant and Agrawal, 1996) são utilizados para identificação de frases. As frases e seus indicadores de tempo são então analisados utilizando técnicas apresentadas em (Agrawal et al., 1995) para identificação de tendências.

O uso de técnicas de associação também tem sido explorado em *Text Mining*. Em (Loh et al., 2000), foram analisadas regras e associações encontradas em documentos disponíveis na *Web* em nove ferramentas de *Text Mining* e a distribuição de conceitos presentes nos textos, para ser possível analisar que técnicas disponíveis nas ferramentas são usadas para obter um certo benefício.

Em geral, nos trabalhos são encontradas associações de diversas técnicas utilizadas para descoberta de padrões em dados e de técnicas voltadas para a classificação de texto. Em (Thomas and Sycara, 1999), é descrita a aplicação de duas abordagens: algoritmos de classificação de textos e algoritmos genéticos baseados somente em dados numéricos com intuito de prover uma aplicação para predição sobre dados financeiros.

Independente de qual seja a finalidade do processo *Text Mining*, alguns conceitos em mais alto nível sobre suas etapas podem ser considerados os mesmos. Esses conceitos são abordados na próxima seção.

2.2 Etapas do Processo *Text Mining*

O processo *Text Mining*, como ilustrado na Figura 2.1, pode ser dividido em quatro etapas fundamentais: coleta de documentos, pré-processamento, extração de conhecimento e avaliação e interpretação dos resultados.

A coleta de documentos consiste no primeiro passo do processo e tem como função recuperar os documentos que possam ser relevantes para alcançar o objetivo almejado. Como mencionado, tais documentos precisam ser preparados para permitir a extração automática de conhecimento, e portanto, são submetidos a uma etapa de pré-processamento.

Como os documentos coletados podem estar em diferentes formatos, o pré-processamento pode envolver a padronização dos mesmos para um formato único³. Além disso, essa etapa é responsável por obter uma estrutura, tal qual uma tabela atributo-valor, que represente o conteúdo de uma coleção de documentos.

Com a representação de documentos na forma de atributo-valor, é possível aplicar as técnicas de extração de padrões. Para isso, na etapa de extração de conhecimento

³Neste trabalho, foi adotado como padrão os arquivos ASCII, em razão de serem aceitos por muitos métodos computacionais.

Figura 2.1: Etapas do processo *Text Mining*

pode ser feita a utilização de sistemas de aprendizado com a finalidade de encontrar padrões/tendências/similaridades de acordo com o objetivo e requisitos do usuário e/ou domínio da aplicação.

Na etapa de Avaliação e Interpretação dos Resultados, assim como no processo DM, os padrões encontrados podem ser analisados junto ao usuário final, ao especialista do domínio e ao analista de dados, que cumprem diferentes atividades importantes e não são necessariamente pessoas distintas. Essa avaliação é necessária, pois a partir da mesma pode ser constatado se o objetivo da aplicação foi alcançado, ou em caso contrário, pode ser realizada uma investigação de quais partes do processo colaboraram para um resultado não satisfatório.

Mediante algumas circunstâncias, como na obtenção de um resultado pouco significativo ao usuário, pode ser necessário que o processo seja refeito adequando-se algumas de suas etapas, seja para contar com uma gama mais informativa de documentos, ou mesmo com alguma estratégia que possa melhorar o desempenho do processo. E por essa razão, o processo pode contar com algumas iterações, como mostrado na Figura 2.1.

Nas seções subseqüentes, cada uma dessas etapas será abordada com mais detalhes.

2.3 Coleta de Documentos

Na etapa de coleta de documentos, é almejada a recuperação de documentos com descrições textuais que sejam relevantes ao domínio e aplicação do conhecimento a ser extraído. Mediante esse objetivo, podem ser consideradas diversas fontes, tais como, livros (cujas páginas possuem cópias eletrônicas ou pelo uso de um scanner), e documentos provenientes da *Web*

A *Web* é um dos principais meios para disponibilizar e acessar uma grande gama de documentos. Para facilitar o acesso a esses, muitas ferramentas de apoio têm sido construídas, geralmente fazendo uso de diversas técnicas de RI. A busca de documentos nesse meio pode ser realizada usando cinco abordagens diferentes: *Robotic Internet Search Engines*, *Mega-Indexes*, *Simultaneous Mega-Indexes*, *Subject Directories* e *Robotic Specialized Search Engines* (Peterson, 1997).

1. Os *Robotic Internet Search Engines* usam uma arquitetura *Web* robô, também chamado de *spider*, *Web wanderers* ou *Web worms* (Koster, 1997), e percorrem todo o domínio da WWW enviando páginas novas ou adaptadas ao servidor a que eles estão indexados (Baeza-Yates, 1998).

Procedendo dessa forma, esses *search engines* indexam toda a WWW como um completo banco de dados de textos. A recuperação de um número significativo de documentos da WWW, geralmente, é dada por meio da coincidência entre as palavras da consulta e as palavras das páginas WWW indexadas (Weiss, 1996).

Dentro dessa categoria, fazem parte os seguintes sistemas de busca: Altavista⁴, Excite⁵, Lycos⁶, The Open Text Index⁷, InfoSeek Guide⁸, InfoSeek Ultra⁹, WebCrawler¹⁰, ALIWEB¹¹, HotBot¹², entre outros.

⁴<http://www.altavista.com>

⁵<http://www.excite.com>

⁶<http://www.lycos.com>

⁷<http://index.opentext.net>

⁸<http://guide.infoseek.com>

⁹<http://ultra.infoseek.com>

¹⁰<http://webcrawler.com>

¹¹<http://aliweb.emnet.co.uk>

¹²<http://www.hotbot.com>

2. A abordagem *Mega-Indexes* é caracterizada por não possuir seu próprio banco de dados. Ao invés disso, mantém *links* para os *Robotic Search Engines*. De acordo com esse conceito, páginas pessoais com indicação de *links* para sistemas de busca podem ser consideradas um *Mega-Indexes*. Além dessas páginas, alguns sistemas de busca que podem ser considerados *Mega-Indexes* são: Galaxy¹³ e Magellan¹⁴.
3. Os *Simultaneous Mega-Indexes* fazem uso de diversos *Robotic Search Engines* paralelamente, que colaboram para apresentar um pacote correspondente a um resultado unificado. Como exemplo dessa abordagem, pode ser citado o buscador MetaCrawler¹⁵.
4. Os *Subject Directories*, também chamados de catálogos, mantém a indexação das páginas de acordo com uma organização conceitual, que é mantida geralmente de forma manual. A arquitetura de diretórios pode ser vista como uma árvore de taxonomias hierárquicas, que classifica o conhecimento humano. O exemplo mais conhecido para essa categoria é o Yahoo!¹⁶.
5. Os *Robotic Specialized Search Engines* são *Robotic Search Engines* que cobrem uma pequena ou especializada porção da *Web*, que é o caso de listas de discussão, *Yellow Pages*, *White Pages*, etc.

Na realidade, essas cinco abordagens podem ser, de forma geral, classificadas em apenas dois grandes grupos: os *search engines* (tais como *Robotic Search Engines* e suas variações: *Mega-Indexes*, *Simultaneous Mega-Indexes* e *Robotic Specialized Search Engines*) e os *WWW directories* (*Subject Directories*).

O principal problema relacionado aos *search engines* é a manutenção de páginas novas e modificadas, pois em função da natureza altamente dinâmica da *Web* os *links* de comunicação dos servidores de páginas podem se tornar saturados. Já a principal desvantagem dos *WWW directories* está relacionada ao processo de classificar as páginas na hierarquia, que freqüentemente é realizada por um número limitado de pessoas, e por

¹³<http://www.galaxy.com>

¹⁴<http://www.mckinley.com/magellan/>

¹⁵<http://www.metacrawler.com/index.html>

¹⁶<http://www.yahoo.com>

esse motivo não conseguem classificar todas as páginas *Web*, cujo volume de documentos tem crescido muito (Baeza-Yates, 1998). Problemas como esses podem contribuir para a busca resultar em uma grande lista de páginas que muitas vezes não são do interesse do usuário.

Para tornar as buscas mais eficientes, algumas técnicas de outras áreas também têm sido empregadas, como as de PLN e Aprendizado de Máquina (AM). As técnicas de Aprendizado de Máquina têm sido usadas, sobretudo, para prover buscas inteligentes através do mapeamento do perfil do interesse do usuário. Como exemplo, pode-se citar o *Web Watcher* (Joachims et al., 1997), que acompanha o usuário página a página sugerindo *hyperlinks* apropriados e aprende pelas experiências passadas para melhorar os conselhos a serem dados.

Embora o uso da combinação de técnicas de AM e de RI para determinação de padrões do perfil do usuário seja bastante relevante e interessante para melhorar a coleta de documentos, esse assunto não faz parte do foco deste trabalho, portanto não é detalhado.

Fazendo uso de alguma ferramenta de suporte à recuperação de documentos, a primeira etapa do processo *Text Mining* pode ser então cumprida. Diante disso, deve-se dar início a segunda etapa do processo, na qual os documentos recuperados são pré-processados para gerar a possível representação a ser utilizada pelos algoritmos de extração de conhecimento.

2.4 Pré-processamento de Textos

Como mencionado, a etapa de pré-processamento é responsável por converter os textos em uma representação atributo-valor que possa ser manipulada pelos métodos de extração de conhecimento. Tal representação é geralmente caracterizada por uma tabela semelhante à apresentada pela Tabela 2.1.

A obtenção de tal representação pode ser feita através da realização de algumas tarefas como identificação dos atributos, atribuição de pesos e redução da representação, como mostrado na Figura 2.2.

Existem diferentes abordagens para determinar os termos e os pesos que estarão

Figura 2.2: Algumas atividades realizadas no pré-processamento de texto

presentes na representação. Frequentemente as operações realizadas para a escolha dos termos são:

- Substituição de marcadores HTML por símbolos especiais, quando aplicável.
- Reconhecimento de palavras individuais ou compostas que estejam presentes no texto.
- Uso de uma lista de palavras a serem desconsideradas, como artigos, preposições, etc. Essa lista é conhecida como *stop list* ou lista de *stopwords*.
- Remoção do sufixo das palavras para mapeá-las na sua forma canônica.
- Organização do valor semântico das palavras por meio do uso de dicionários eletrônicos e mapas de sinônimos, como *thesaurus*.

As estratégias empregadas na identificação dos atributos, como mostrado na Figura 2.2 são, em geral, dependentes do idioma. Isso porque as palavras que compõem a *stop list* e os métodos para remover os sufixos dos termos podem variar de acordo com o idioma dos textos.

Para completar a representação dos textos, além das estratégias para identificação dos atributos, deve-se escolher quais serão as abordagens utilizadas para o cálculo do valor do peso de cada atributo, que geralmente pode ser booleano ou numérico (Weiss and Indurkha, 1997). Os valores booleanos são empregados para indicar a presença ou

ausência do termo em cada documento, enquanto que os numéricos são calculados por meio de medidas estatísticas baseadas na frequência dos termos nos documentos.

Em alguns casos, a representação originalmente obtida possui muitos atributos tornando sua dimensão relativamente grande a ponto de exceder a capacidade de processamento dos algoritmos usados para extração de conhecimento. Desta forma, são empregados métodos para redução da dimensão, que podem ser classificados em seleção de um subconjunto de atributos e indução construtiva.

Os métodos de seleção de um subconjunto de atributos são caracterizados por selecionar, a partir da representação original, um subconjunto de atributos que leve à obtenção de uma representação menor e que possa ter um valor preditivo o mais próximo possível da representação original (John et al., 1994). Já os métodos de indução construtiva são caracterizados por combinar alguns dos atributos originais almejando a obtenção de novos atributos mais efetivos (Michalski, 1978; Lee, 2000). É importante notar que os métodos de indução construtiva inicialmente não promovem a redução da representação. Porém, em alguns experimentos não são considerados os atributos que foram combinados e resultaram na construção de outros novos para permitir a redução.

Em virtude do foco desse trabalho ser a investigação sobre os métodos envolvidos no pré-processamento de texto, maiores detalhes sobre as abordagens de identificação dos termos e atribuição de pesos, bem como sobre os esquemas de redução da dimensão, são apresentados no Capítulo 3.

2.5 Extração de Conhecimento

A descoberta de conhecimento na mineração de texto pode ser interpretada como a classificação automática de documentos, ou a descoberta de associações entre textos e autores, ou ainda a determinação de tendências, entre outras atividades. Essas tarefas podem ser realizadas por meio de diversos algoritmos, sendo que grande parte deles também são utilizados em *Data Mining*.

Em DM, os algoritmos freqüentemente empregados são de Aprendizado de Máquina. Nesta seção são tratados alguns dos paradigmas dessa área em que podem ser classificados

alguns dos métodos mais utilizados na realização do *Text Mining*. Além dos algoritmos de AM, como muitas das aplicações da extração de conhecimento em textos são dirigidas às tarefas da área de Recuperação de Informação, algoritmos clássicos, como Rochio (Hull, 1994) e mais recentemente *Support Vector Machine* (SVM) (Vapnik, 1995), vêm sendo utilizados. Esses algoritmos também são sucintamente descritos nas próxima sub-seções.

2.5.1 Algoritmos de Aprendizado de Máquina

Os algoritmos de Aprendizado de Máquina podem ser classificados de acordo com cinco paradigmas: Estatístico, Simbólico, *Instance-Based*, Conexionista e Genético. A seguir é brevemente abordada a utilização desses paradigmas para *Text Mining*.

Paradigma Estatístico

Os métodos estatísticos que vêm sendo empregados nas tarefas de *Text Mining*, geralmente, assumem que os atributos possam apresentar valores contínuos ou ordinais.

Em geral, esses métodos procuram através de medidas estatísticas os melhores valores para os parâmetros, de um modelo assumido, que sejam apropriados para fornecer a melhor aproximação sobre o conjunto de dados. Por exemplo, um classificador linear assume que as classes podem ser expressas como combinação linear dos atributos, e dessa forma procura por uma combinação linear particular que forneça a melhor aproximação sobre o conjunto de dados.

O classificador ***Naive Bayes*** (Good, 1965) é um dos métodos estatísticos mais conhecidos. Em *Text Mining*, esse classificador é construído a partir do conjunto de treinamento $Train = d_1, d_2, \dots, d_n$ e pode estimar a probabilidade de um documento d_j , em que $j = (1, 2, \dots, n)$, pertencer a cada classe c_i , presente na coleção D de documentos, dado os valores de seus atributos ou termos (Joachims, 1997). A estimativa da probabilidade é baseada no teorema de Bayes, como na Equação 2.1.

$$P(c_i|d_j) = \frac{P(c_i)P(d_j|c_i)}{P(d_j)} \quad (2.1)$$

O termo $P(d_j)$ representa a probabilidade que um documento, aleatoriamente escolhido, seja representado por d_j , e $P(c_i)$ é a probabilidade de que um documento pertença

à categoria c_j .

A parte *Naive* desse modelo é assumir que dada uma classe os atributos são condicionalmente independentes. Embora essa independência condicional não seja geralmente verdadeira, quando se trata das palavras que aparecem em um documento, o classificador *Naive Bayes* tem sido muito utilizado em tarefas relacionadas à categorização de documentos (Aas and Eikvil, 1999; Li and Jain, 1998a).

Paradigma Simbólico

Os métodos de indução probabilísticos são geralmente muito efetivos, porém são considerados difíceis de serem interpretados por humanos, uma vez que possuem natureza essencialmente quantitativa. Por essa razão, em alguns casos pode ser preferido utilizar algoritmos simbólicos (Sebastiani, 1999).

Os métodos simbólicos buscam aprender um conceito através da análise de exemplos e contra-exemplos, e o conhecimento obtido é representado por alguma expressão lógica, rede semântica, regras de produção ou árvores de decisão (Mitchell, 1996). Embora todas sejam muito importantes, exemplos de aplicações contando com as duas últimas representações são sucintamente descritos, em virtude de serem freqüentemente usadas em tarefas de processamento de texto.

Um modelo gerado por um classificador que utiliza **árvore de decisão**, voltado para textos, consiste de uma árvore em que os nós internos são rotulados com termos, as aresta que partem dos nós são rotulados com testes sobre o peso que o termo tem na representação de um documento d_j , e os nós folhas são rotulados com a categoria/classe (Sebastiani, 1999). Dessa forma, um documento d_j é comparado com a árvore para determinar quanto o mesmo é ou não relevante ao usuário.

Para tarefa de categorização de textos, há diversos trabalhos utilizando diferentes algoritmos baseados em árvores de decisão. Alguns dos algoritmos mais conhecidos e utilizados são o ID3(Quinlan, 1990), o C4.5 (Quinlan, 1993), entre outros.

No caso de um classificador construído com base em um método que utiliza **regras de produção**, o mesmo consiste de uma regra na forma normal disjuntiva (*Disjunctive Normal Form* - DNF), isto é, uma conjunção de fórmulas condicionais chamadas cláusulas. As premissas das cláusulas representam a presença ou ausência dos termos no documento

teste, enquanto a “cabeça” da cláusula denota a decisão quanto a classificar ou não um documento d_j na classe c_i .

Diversos trabalhos vêm utilizando indutores que fazem uso de regras de decisão, para categorização de textos. Alguns desses são: CHARADE (Moulinier and Ganascia, 1996), DL-ESC (Li and Yamanishi, 1999), RIPPER (Cohen and Hirsch, 1998; Cohen and Singer, 1999) e SWAP1 (Apté et al., 1994).

Uma importante ressalva a ser feita é que as regras de produção também podem ser construídas com base na árvore de decisão. Os indutores que utilizam regras de produção geralmente tentam selecionar, a partir de um conjunto de regras, as melhores de acordo com um critério de minimalidade (Sebastiani, 1999).

Paradigma Instance-Based

Os sistemas *instance-based* classificam casos nunca vistos de acordo com a classificação de casos similares conhecidos (Quinlan, 1993). Para isso armazenam em memória a classificação de alguns casos e, quando um novo é apresentado, são procurados os similares a partir dos quais será induzida a classificação.

Um método que utiliza esse paradigma é o *k-Nearest Neighbours* (KNN) (Mitchell, 1996), que classifica um novo caso de acordo com a classificação dos k exemplos mais similares. Na identificação dos k elementos, a similaridade pode ser determinada através do uso de medidas como cosseno, distância Euclidiana, entre outras.

No caso da categorização de texto, para identificar o quanto um documento novo deve ser classificado em alguma classe c_i , deve-se calcular o quanto os k documentos mais similares também podem ser classificados sobre nessa classe. Se a resposta for positiva para um número grande o suficiente desse k , então uma decisão de categorização positiva é tomada, caso contrário, uma decisão negativa é assumida. Resultados dessa abordagem podem ser encontrados em (Yang, 1999).

Paradigma Conexionista

O conexionismo descreve a área de estudo que envolve a utilização de algoritmos que se baseiam numa metáfora biológica do sistema nervoso, que é constituído por unidades de processamento altamente interconectadas.

Inspiradas no modelo biológico do sistema nervoso, uma rede neural é um modelo matemático que consiste de um conjunto de unidades de entrada, intermediárias e de saída, que são interconectadas por arestas rotuladas com pesos para representar a relação de dependência condicional. As unidades de entrada que a constituem representam os atributos, enquanto que as unidades de saída representam a classe ou classes de interesse (Braga et al., 2000).

Para categorizar um novo documento, são apresentados os valores dos atributos às suas respectivas unidades de entrada. A ativação dessas unidades é propagada através da rede para as camadas conectadas subsequente até alcançar as unidades de saída. Alcançando essa última camada da rede, os valores das unidades de saída ativas são combinados para determinar a classificação. Resultados sobre o uso de redes neurais em *Text Mining* e categorização de textos podem ser encontrados em (Lagus, 2000).

Paradigma Genético

Um algoritmo genético consiste de uma população de elementos que competem para fazer a predição, no qual são descartados os que tiverem um desempenho fraco, enquanto que os mais fortes evoluem produzindo variações entre si. Estas variações são realizadas através de operadores como Reprodução, Cruzamento, Mutação e Inversão (Holland, 1986).

A escolha dos elementos preditivos mais fortes para gerar indutores mais eficientes também tem sido explorada em tarefas de suporte a processos de tomada de decisão e que envolvem manipulação de texto. Um exemplo é o trabalho descrito em (Thomas and Sycara, 1999) em que são combinados algoritmos para classificação de texto e algoritmos genéticos, com a finalidade de prover uma aplicação para predição sobre dados financeiros.

2.5.2 Outros Algoritmos Comumente Utilizados

Dentre os métodos utilizados em *Text Mining*, além daqueles classificados de acordo com os paradigmas de Aprendizado de Máquina, podem ser citados também o SVM e o Rochio, descritos a seguir.

Support Vector Machines

SVM é uma abordagem relativamente nova introduzida por Vapnik (Vapnik, 1995) para reconhecimento de padrões em problemas envolvendo duas classes. Ele é baseado no princípio do *Structural Risk Minimization*, voltado para minimizar a probabilidade de falha na classificação de um exemplo aleatoriamente escolhido.

O SVM é um método definido sobre um espaço vetorial onde o problema é encontrar uma superfície de decisão que melhor separa os dados em duas classes. Para ilustrar o conceito da superfície que melhor separa os dados, considere a ilustração da Figura 2.3 baseada na figura ilustrada em (Yang and Liu, 1999). Para simplificar, nessa figura está sendo mostrado um espaço bi-dimensional com dados que são linearmente separáveis.

Figura 2.3: Ilustração das superfícies que separam duas classes com SVM

A linha sólida na Figura 2.3 separa corretamente duas possíveis superfícies de decisão. As linhas tracejadas paralelas à linha sólida mostram quanto a superfície de decisão pode ser movida sem causar erro de classificação. A distância entre cada conjunto de linhas tracejadas paralelas é chamada de “margem” e o problema envolvido no SVM é achar a superfície de decisão que maximize a margem entre os dados no conjunto de treinamento.

Embora tenha sido ilustrado um problema envolvendo um espaço bi-dimensional, a idéia pode ser facilmente estendida e generalizada para um espaço de alta dimensão. No caso de um problema envolvendo a categorização de textos, o SVM é utilizado sobre uma representação atributo-valor obtida na etapa de pré-processamento. Alguns resultados sobre sua aplicação em textos podem ser encontrados em (Yang and Liu, 1999).

Rochio

O algoritmo Rochio é um método clássico, que tem suas raízes na área de RI, e é frequentemente utilizado para classificação de documentos (Joachims, 1997). Nesse método, um vetor protótipo é construído para cada classe c_i e um documento d_j é classificado por meio do cálculo da distância do vetor que representa d_j e cada vetor protótipo.

O vetor protótipo de cada classe c_i é construído a partir da média de todos os vetores do conjunto de treinamento que pertencem a classe c_i . Já o cálculo da distância pode ser realizado pelo produto vetorial ou usando a medida de similaridade de Jaccard, por exemplo (Aas and Eikvil, 1999). Muitos trabalhos têm utilizado Rochio como objeto de pesquisa ou como base de referência (Joachims, 1997).

É importante ressaltar que não existe um algoritmo bom que possa ser usado para todas as tarefas de extração de conhecimento e todos os domínios. Assim faz-se necessário analisar as características do problema a ser tratado e as características de cada método de modo a ser inferido qual pode prover melhor resultado.

Em alguns casos, os padrões obtidos na etapa de extração de conhecimento podem ser pouco satisfatórios para a aplicação do usuário final, seja porque o conhecimento extraído é de difícil compreensão, pouco útil, ou por outras razões. Para que fatos como esses sejam identificados e possivelmente corrigidos, os resultados alcançados pelos métodos de extração de conhecimento são avaliados e interpretados na próxima etapa do processo *Text Mining*.

2.6 Avaliação e Interpretação do Conhecimento

Assim como no processo de DM, os resultados obtidos durante a etapa de extração de conhecimento ainda não devem ser imediatamente utilizados nas aplicações de interesse do usuário final. É necessário que se faça a verificação dos padrões neles contidos. Essa verificação pode ser realizada pelos participantes do processo (usuário final, especialista do domínio e analista de dados) e visa determinar se os resultados obtidos condizem com o objetivo a ser alcançado por meio do processo *Text Mining*.

A questão que diz respeito à aplicabilidade não é uma tarefa fácil de ser definida,

uma vez que está diretamente relacionada com a noção de quão compreensível, válido, útil e novo é o conhecimento. Em muitos casos, um modelo é considerado compreensível de acordo com a sua simplicidade, porém a análise do que deve ser considerado um modelo complexo ou simples, também depende de muitos fatores e contextos.

Com intuito de tornar mais simples, útil, e até mesmo de facilitar a avaliação e interpretação dos padrões extraídos, muitas abordagens estatísticas e ferramentas de visualização são usadas para identificar e remover padrões redundantes, e pouco ou sem utilidade para a aplicação final.

O fator chave desta etapa, além dessas técnicas e ferramentas de apoio, é a interação de todos os participantes do processo, uma vez que esta pode detectar se houve erros em alguma parte do processo, ou mesmo se a aplicação de outros métodos poderia fornecer melhores resultados. Se fatos como estes forem constatados, algumas das etapas anteriores devem ser refeitas, como mostrado na Figura 2.1 (ilustrada na página 9), caso contrário os resultados são validados e podem ser utilizados pelo usuário final em sua aplicação.

Em AM, a avaliação de um modelo de conhecimento é comumente realizada sobre conjuntos de exemplos, chamados de conjuntos de teste. Os métodos usados geralmente são *hold-out* e *cross-validation*. Em ambos os métodos os conjuntos de testes são utilizados para estimar a qualidade média do modelo gerado, em que testes são sucessivamente repetidos (por exemplo: 5, 10 vezes). No *hold-out* um conjunto de teste de tamanho pré-definido é randomicamente escolhido, e o restante dos exemplos do conjunto é usado para treinamento do modelo. No método *cross-validation* o conjunto de dados é dividido em tantos conjuntos quanto o número de realizações da fase de teste, e em cada iteração um deles é selecionado como de teste e os demais formam o conjunto de treinamento.

Nas tarefas de classificação que envolvem classes de valores discretos, a maioria das estimativas de qualidade pode ser calculada por meio de uma matriz de confusão gerada a partir dos resultados da classificação. Na matriz de confusão, são confrontados os valores reais dos exemplos com os preditos pelo modelo. Na Tabela 2.2 é mostrado um modelo de classificação bi-valorada, na qual tp é o número de exemplos que pertencem a classe positiva e que foram classificados como positivos (positivo verdadeiro), fp é o número de exemplos da classe negativa que foram classificados como positivos (falso positivos), fn é

o número de exemplos positivos que foram classificados como negativos (falso negativo) e tn é o número de exemplos negativos que foram classificados corretamente (negativo verdadeiro).

	Predito como positivo	Predito como negativo
Exemplos positivos	tp	fp
Exemplos negativos	fn	tn

Tabela 2.2: Matriz de confusão para uma tarefa com classe bi-valorada.

Para avaliar a efetividade de um classificador, em *Text Mining*, são geralmente empregadas medidas utilizadas em RI, como a Precisão, *Recall*¹⁷, e *Accuracy* que se baseiam nos valores da matriz de confusão.

Precisão, Recall e Accuracy

A precisão de um modelo é a porção de exemplos positivos que foram classificados corretamente. No caso de um problema de classe bi-valorada, usando a informação da matriz de confusão, a Precisão pode ser calculada pela Equação 2.2.

$$Precisão = \left(\frac{tp}{tp + fp} \right) \quad (2.2)$$

A medida *Recall* é definida como a porção classificada corretamente como exemplos positivos. Utilizando a informação da matriz de confusão, essa medida pode ser estimada por meio da Equação 2.3.

$$Recall = \left(\frac{tp}{tp + fn} \right) \quad (2.3)$$

A medida *Accuracy* denota a proporção de predições corretas, com base na Equação 2.4

$$Accuracy = \left(\frac{tp + tn}{tp + fp + tn + fn} \right) \quad (2.4)$$

¹⁷Na literatura, a medida *Recall* também é referenciada como medida de cobertura.

As medidas de Precisão, *Recall* e *Accuracy* são bastante usadas, principalmente pela simplicidade. Porém, existem situações em que um classificador pode prever apenas uma classe para qualquer exemplo e assim o valor dessas medidas podem se tornar altos, embora não representem uma boa estimativa. Para contornar esse tipo de problema, em RI, é utilizada a medida *F-measuri*, que também é bastante usada em *Text Mining*.

F-measuri

F-measuri é uma medida que combina a Precisão e *Recall*, mas adiciona um parâmetro para indicar uma importância relativa. Como pode ser observado na Equação 2.5, o parâmetro que simboliza essa importância é denominado de B .

$$F_B(M, c_i) = \frac{(1 + B^2) \times \text{Precisão}(M, c_i) \times \text{Recall}(M, c_i)}{B^2 \times \text{Precisão}(M, c_i) + \text{Recall}(M, c_i)} \quad (2.5)$$

O parâmetro B pode ter valores entre 0 e infinito e é definido pelo usuário. Quando o valor 0 for assumido, F assumirá apenas o valor da medida Precisão, e se o valor for igual a infinito essa medida assumirá o valor de *Recall*. Geralmente, são usados valores como 0.5, que significa que o valor da precisão tem mais relevância que recall; 1,0, que atribui a mesma relevância para precisão e recall; ou 2,0, que faz com que *Recall* tenha relevância maior que precisão. Levando-se em consideração a matriz de confusão, para um problema com classe bi-valorada a medida F pode ser estimada pela Equação 2.6.

$$\frac{(1 + B^2) \times tp}{(1 + B^2tp + fp + B^2fn)} \quad (2.6)$$

Como pode ser observado pela descrição das medidas e por todos os conceitos abordados até o momento neste capítulo, o processo de *Text Mining* está voltado principalmente para aplicações de classificação de textos. Recentemente, atividades relacionadas à inteligência competitiva também têm sido almejadas. Isso vem comprovar que a importância do processo vêm aumentando como um todo. De fato, em virtude dessa importância, muitas ferramentas têm sido desenvolvidas para dar apoio à realização do processo de descoberta de conhecimento em textos.

2.7 Algumas Ferramentas de Apoio ao *Text Mining*

A necessidade de extração automática de conhecimento útil de grandes quantidades de dados e textos tem levado ao desenvolvimento de muitas ferramentas de análise automática. Muitas dessas ferramentas tem sido usadas em ambientes de pesquisas, mas grande parte das aplicações são voltadas para fins comerciais.

Nessa seção são descritas algumas das ferramentas comumente citadas e utilizadas na literatura consultada. Muitas dessas dão suporte a realização de parte do processo *Text Mining*, e podem contar com diferentes abordagens e métodos para atingir os objetivos propostos, como pode ser observado segundo as descrições que se seguem.

- **InQuizitTM** (Inquisit, 2001) é um *search engine* que utiliza Processamento de Língua Natural para possibilitar que as consultas sejam representadas em língua natural e que os termos sejam interpretados, a fim de que se possa realizar uma busca de acordo com seus significados.

Para tanto, ele identifica a estrutura das sentenças contidas na consulta e nos textos a serem pesquisados, por meio de um *parser*. Associado a isso, com auxílio de um analisador léxico, são analisados os significados dos termos da consulta e textos. Por ser um sistema construído utilizando processamento lingüístico, ele é dependente de idioma e está atualmente disponível somente para o tratamento de textos em inglês.

- **FOCI** (*Flexible Organizer for Competitive Intelligence*) (FOCI, 2001) é um software desenvolvido para apoiar processos de inteligência competitiva, fornecendo um meio entre a busca de resultados e informações competitivas organizadas através de uma plataforma que suporta as atividades chaves, como, agrupamento, organização e disseminação de informações competitivas. Ele se caracteriza ainda por ser um software projetado para textos em inglês e chinês, e que pode ser estendido para aceitar o idioma japonês.

Para prover resultados satisfatórios, a ferramenta recupera informações de forma integrada, a partir de múltiplos *search engines*. Além disso, incorpora métodos de *clustering*, que permitem ao usuário definir e personalizar a organização da informação dos *clusters* de acordo com suas necessidades e preferências.

- ***Scatter/Gather*** (Cutting et al., 1992) é um sistema para busca de documentos baseado em *clustering*. Através de uma abordagem híbrida, combina a eficiência do algoritmo *K-means* e a qualidade dos resultados providos pelo algoritmo de *clustering* hierárquico, para oferecer maior precisão na recuperação e classificação dos documentos disponíveis no idioma inglês. Para disponibilizar os resultados, a ferramenta possibilita ainda representá-los por resumos ou *TileBars* (Hearst, 1995). O paradigma *TileBars* permite aos usuários visualizar o tamanho relativo dos documentos recuperados, a frequência relativa dos termos presentes na consulta, e suas propriedades em relação aos documentos.
- ***TextTiling*** (Hearst, 1994) é um algoritmo que particiona o texto em segmentos que representam seus possíveis subtópicos. Os limites de um subtópico é definido de acordo com a repetição de padrões, uma vez que é considerado que os termos que descrevem um subtópico co-ocorrem localmente e que a passagem para um novo subtópico pode ser sinalizada pelo final da co-ocorrência de um conjunto de termos e o começo da co-ocorrência de um conjunto diferente de termos. Sua funcionalidade tem sido usada para melhorar o processo de classificação de textos, como por exemplo na ferramenta *Scatter/Gather*. Atualmente, o algoritmo está construído para manipulação de documentos em inglês.
- ***Intelligent Miner for Text***(IBM, 1998), versão 2.3, constitui-se de um conjunto de quatro componentes principais: *Text Analysis Tools*, *Text Search Engine*, *Web Crawler* e *NetQuestion Solution*, que apresentam diferentes funcionalidades.

O componente *Text Analysis Tools* é constituído por ferramentas que podem ser aplicadas à realização de mineração de texto, como a *Language Identification* que identifica os idiomas presentes na entrada dada pelo usuário. Para designar quanto do texto está escrito em determinados idiomas, faz-se uso de dicionários para 16 idiomas e é permitido ao usuário estender uma língua já suportada pelo software ou adaptar o arquivo para incluir uma nova língua.

Outra ferramenta incorporada nesse componente é a *Feature Extraction* que reconhece automaticamente itens significantes no texto, como nomes, termos técnicos e

abreviaturas. Ela pode ser útil para um pré-processamento de texto, uma vez que produz estatísticas para cada item do vocabulário presente no texto, e ainda associa os termos em sua forma canônica. Através dessa ferramenta, também é possível encontrar relações entre os termos, como a relação de nomes próprios com as respectivas profissões, ou abreviações e suas formas completas. É importante notar que todas as funcionalidades dessa ferramenta só estão disponíveis para o inglês.

Além dessas funcionalidades, o componente possui uma ferramenta denominada *Clustering* que agrupa documentos similares, com base no conteúdo dos textos neles presentes. O agrupamento é realizado de duas formas: hierárquico ou relacional binário. No método hierárquico, uma abordagem *bottom up* é usada, em que a cada passo da iteração do processo os *clusters* similares são agrupados hierarquicamente dois a dois. Já no binário relacional, um método investiga os tópicos implícitos nos documentos e então estabelece as relações entre esses tópicos.

A ferramenta *Classification/Categorization*, incluída nesse componente, organiza os documentos em categorias pré-definidas pelo usuário. Através de um conjunto de treinamento, em que são dados exemplos de documentos pertencentes às categorias definidas, o classificador utilizado é treinado e um modelo é gerado. O classificador, então, pode classificar novos documentos utilizando o modelo obtido. Faz uso da ferramenta de extração de atributos (*Feature Extraction*), para prover comparações entre os documentos de forma mais eficiente. Entretanto, como tal ferramenta só está disponível para o inglês, o processo de classificação de documentos em outros idiomas é prejudicado. Além disso, vale ressaltar que na bibliografia disponível sobre a ferramenta, não há especificação sobre o algoritmo utilizado para categorizar os documentos.

Por último, a ferramenta *Summarization* que provê a extração de resumos dos documentos, selecionando as sentenças que farão parte do resumo com base na estrutura do mesmo e nos atributos/itens relevantes extraídos.

O componente *Text Search Engine* é baseado em uma arquitetura cliente/servidor, que pode ser usado para buscar documentos. Através dele, pode-se realizar diversos

tipos de busca, tais como: booleana, *fuzzy*, texto livre e híbrida. Também é possível fazer uso das ferramentas de mineração para prover uma busca mais eficiente, como disponibilizar o resultado da busca em *clusters* e realizar o refinamento do processo de busca baseado nas consultas anteriores do usuário. No entanto, tais funções de mineração estão disponíveis apenas para documentos em inglês.

O componente *Web Crawler* é um robô que coleta páginas HTML para indexação. Ele pode ser personalizado para indicar quais *links* serão buscados e seus resultados podem ser armazenados como objetos de dados no sistema de arquivo AIX/NT ou ainda, como metadados no DB2¹⁸. Permite ainda que a coleta de documentos seja feita de forma paralela e que os resultados possam ser combinados. Além disso, automaticamente monitora as mudanças ocorridas nas páginas de interesse do usuário.

Finalmente, o componente *NetQuestion Solution* é um domínio multi-servidor baseado nos componentes *Text Search Engine* e *Web Crawler*. A sua função é auxiliar as aplicações de busca e coleta de documentos disponíveis em um servidor de *Web* local.

- ***TextSmart***(SPSS, 2001), versão 1.0, é uma ferramenta que faz análise de informações textuais dispostas na forma de questionários com perguntas e uma série de respostas. Por meio dessas informações, o software indica as categorias presentes através da identificação de clusters.

Para processar as informações, o *TextSmart* utiliza as seguintes estratégias: *stemming*, lista de álias (onde termos relevantes estão relacionados a possíveis sinônimos), e remoção de palavras triviais, como preposições, para prover análise dos termos que possam colaborar para a construção de categorias significativas.

Todos esses recursos estão disponibilizados para o inglês. As listas de sinônimos e de palavras a serem removidas também são fornecidas apenas para esse idioma. Entretanto, a ferramenta possibilita que o usuário altere tais listas, ou crie e use a sua própria lista de sinônimos e de palavras irrelevantes. Quanto às características

¹⁸Banco de dados da IBM.

para a mineração dos textos, referente à categorização automática, o sistema utiliza uma matriz de similaridade e cluster hierárquico e identifica as categorias utilizando informações sobre as frequências dos termos.

- ***TextAnalyst*** (Froelich, 2000), versão 2.0, tem como principal objetivo auxiliar o usuário a encontrar de forma mais rápida e eficaz os principais conceitos presentes em um documento ou uma coleção de documentos. Para isso, o *TextAnalyst* realiza automaticamente uma análise semântica dos textos com a qual torna-se possível montar uma estrutura de árvore contendo os principais conceitos encontrados e os relacionamentos entre eles. Através da rede semântica obtida, o usuário pode vir a navegar sobre seus nós e links, e visualizar em quais sentenças do texto original elas aparecem. Além disso, a ferramenta também permite a criação de resumos contendo as sentenças mais importantes do texto dado como entrada. Caso o usuário esteja interessado, ainda, por algum termo ou conceito específico do texto original, é possível realizar consultas convencionais ou em língua natural.

Para prover todas essas funções a ferramenta conta, ainda, com o uso de um dicionário, onde estão presentes as palavras a serem descartadas, as palavras que seriam interessantes para o usuário e por ele designadas, as palavras que representam os radicais de outras e assim possa ser realizado o processo de *stemming*, e uma lista de palavras com seus respectivos sinônimos. O dicionário está disponível para o inglês, contudo é permitido que o usuário o altere ou crie um novo para outros idiomas.

- ***SVM^{light}*** (Joachims, 2000) é uma implementação do algoritmo *Support Vector Machines* para o problema de reconhecimento de padrões para classificação. Segundo seu desenvolvedor, o Prof. Thorsten Joachims, algumas propriedades do SVM que fazem dele excelente reconhecedor de padrões para texto, são: trabalham bem com espaço hiper-dimensional e de exemplos com muitos atributos, além disso, aceitam vetores esparsos, que é uma propriedade comum aos vetores de documentos. Essa ferramenta independe de idioma, uma vez que suas entradas correspondem às representações obtidas numa etapa de pré-processamento (externa à ferramenta) que serão utilizadas para treinamento e teste.

- **Kea** (Witten et al., 1999) é uma ferramenta que provê a extração de palavras-chave. Ela faz uso da análise léxica para identificar as palavras-chave candidatas e atribuir valores às mesmas. Para a construção de um modelo que prediga quais palavras-chave serão selecionadas, a ferramenta utiliza Naive Bayes.

Uma síntese sobre as ferramentas abordadas é mostrada na Tabela 2.3. Na segunda coluna é descrita a organização ou empresa responsável pelo software. Na terceira coluna são identificadas as etapas do processo *Text Mining* (mostradas na Figura 2.1, 9) que podem ser apoiadas pela ferramenta. As etapas de coleta, pré-processamento, descoberta de conhecimento e avaliação estão numeradas de 1 a 4, respectivamente. Na quarta coluna, está designado se a ferramenta possui demo (S) ou não (N).

Ferramenta	Comp/Org	Suporte/Etapa	Demo
Inquizit TM	IQ	1	N
Scatter/Gather	Xerox PARC	1	N
TextTiling	UC Berkeley	2	S
FOCI	KRDL	1.3	N
Intelligent Miner for Text	IBM	1.2.3.4	S
Text Smart	SPSS	2.3	N
TextAnalyst	Megaputer	2.3	S
SVM ^{high}	—	3.4	S
Kea	—	2.3	S

Tabela 2.3: Informações genéricas sobre algumas ferramentas de apoio a *Text Mining*.

2.8 Considerações Finais

Neste capítulo foram abordados alguns aspectos pertinentes às principais etapas do processo *Text Mining*. Como mencionado, para realização desse processo, conta-se com a utilização de métodos de diversas áreas, como Recuperação de Informação, Processamento de Língua Natural e Aprendizado de Máquina.

Os métodos de Processamento de Língua Natural podem ser usados para preparar os dados de forma a permitir que se obtenha uma representação mais consistente

em relação ao conteúdo dos documentos. Enquanto que os métodos de Aprendizado de Máquina são geralmente empregados para a descoberta de padrões nos textos.

Por ser a categorização de textos uma das principais atividades em *Text Mining*, freqüentemente são empregadas diversas estratégias da área de RI na maioria, senão em todas, das etapas do processo. A importância dessa tarefa também é sentida quando se investigam as diversas ferramentas existentes, como algumas que foram reportadas neste trabalho.

Como pode ser observado, muitas das ferramentas não dão suporte à realização de todo o processo, mas parte dele. A ferramenta *Intelligent Miner for Text* da IBM é uma das mais completas. Utilizando a versão 2.3 para investigação pôde-se concluir que o reconhecimento do idioma inglês é muito satisfatório, enquanto que considerando frases em português e espanhol não foi conseguido um bom resultado, chegando por volta de 20%¹⁹. Utilizando textos com mais frases, a porcentagem de acertos na identificação do idioma aumenta para esses idiomas.

Utilizando as páginas da base do WebKB²⁰, pôde ser observado que a identificação de termos como nomes de pessoas, nome de empresas, abreviaturas e até mesmo a identificação de relacionamentos entre os termos é bastante eficaz. Entretanto, o mesmo não pode ser dito quando os textos não estão escritos em inglês, uma vez que as funções básicas de extração de atributos não estão implementadas para idiomas diferentes do inglês, e portanto não se consegue identificar nas sentenças o que pode ser nome próprio, pessoas e empresas, e até mesmo o que seria verbo. Assim, relacionamentos simples como os mostrados pela ferramenta, quando o texto é inglês, na forma Pessoa X (nome da pessoa) faz ação Y (verbo) em lugar Z (nome da empresa) não se tornam possíveis em outros idiomas.

Utilizando as páginas dessa mesma base, foram testadas as ferramentas *Classification/Categorization* e *Clustering*. Aparentemente, quando os assuntos são correlacionados

¹⁹Como parte deste trabalho, a aluna realizou pequenos experimentos para avaliar a ferramenta *Intelligent Miner for Text*, no COPPE – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Dessa investigação também participou a aluna Daniela Godoy da Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires – Argentina.

²⁰World Wide Knowledge Base. <http://www-2.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/project/theo-11/www/wwkb/>

e apresentam muitos termos em comum, ambas as ferramentas não apresentam bons resultados. Ao analisar a ferramenta *Summarization* não se pode concluir como as sentenças foram extraídas. A primeira vista parece que há algumas convenções como posição no texto que podem indicar se uma frase é ou não importante para ser incluída no resumo. Essa característica de “caixa preta” prevalece em todos os componentes e ferramentas do *Intelligent Miner for Text*, o que certamente dificulta uma análise mais específica.

Como pode ser percebido, as características nativas de muitas ferramentas não cobrem o processamento de textos em idiomas que não sejam o inglês. Algumas delas possibilitam que certas características sejam aprimoradas ou adicionadas para o processamento de textos em diferentes idiomas. Apesar disso, em uma análise inicial da Ferramenta *TextAnalyst* os resultados obtidos não foram muito satisfatórios quando alterados o dicionário de sinônimos e a lista de radicais.

Em suma, se forem verificadas todas as ferramentas disponíveis, pode ser percebido que há uma carência de ferramentas que possam tornar possível a descoberta de conhecimento em textos em outros idiomas, como o português. Em virtude disso, neste trabalho, houve a necessidade de ser investigado quais técnicas de pré-processamento poderiam ser associadas para que torne possível a realização do processo de *Text Mining* em tal idioma. Uma descrição das técnicas que podem ser empregadas, de forma geral, na preparação de dados textuais é abordada no próximo capítulo.

Capítulo 3

Representação de um Documento

Como mencionado, na fase de preparação dos dados textuais, um dos grandes objetivos é a obtenção de uma representação atributo-valor que possa ser considerada a mais informativa possível e que melhor reflita o contexto dos documentos, de forma que resultados satisfatórios possam ser obtidos. Geralmente, essa representação é chamada de *bag-of-words*, e possui alguns termos que aparecem nos textos como atributos e associados a esses um valor que indica seu peso em relação ao documento, como mostrado na Figura 3.1.

Figura 3.1: Exemplo de uma representação *bag-of-words* usando pesos correspondentes a frequência dos termos no documento

Existem uma série de estratégias para obter a representação do documento. A escolha de qual estratégia utilizar, normalmente, pode ser influenciada por *benchmarks*, ou por uma análise empírica levando-se em conta também um conhecimento prévio do domínio. Por sua vez, como parte do embasamento teórico desse trabalho, nesse capítulo

são abordadas algumas das técnicas mais conhecidas e que freqüentemente são utilizadas nas pesquisas envolvidas na bibliografia consultada.

Essas técnicas fazem parte da fase de preparação dos dados, também referenciada como etapa de pré-processamento. Como visto no Capítulo 2, essa etapa pode ser dividida em subtarefas, como a identificação dos atributos, a atribuição de pesos e a diminuição da representação obtida, sendo cada uma descrita nas próximas subseções.

3.1 Identificação dos Atributos

Identificar quais termos podem compor a representação dos documentos não é uma tarefa simples, tendo em vista a necessidade de escolher aqueles que melhor identificam o contexto de um documento. Por convenção, para representar os documentos que pertençam a uma classe c_i , normalmente, são escolhidas as palavras que mais freqüentemente aparecem nos mesmos.

Intuitivamente, se uma palavra aparece com muita freqüência no texto, a probabilidade de que ela esteja fortemente ligada ao contexto do documento possivelmente seja maior, justificando o fato dela ser escolhida como um possível atributo. Entretanto, palavras como artigos, preposições, conjunções e até mesmo alguns verbos, estão presentes em alta escala no texto e não são interessantes para distinguir documentos de diferentes classes. Como consequência, tais palavras podem ser desconsideradas na construção da representação, e assim sendo, um possível passo a ser realizado para identificação dos atributos é a designação dos termos que não devem fazer parte da representação, que são chamados de *stopwords*.

3.1.1 A Lista de *Stopwords*

A lista de *stopwords* geralmente depende do idioma presente no texto e do domínio a que os documentos pertencem. Portanto, algumas das palavras inclusas podem ser identificadas por meio do conhecimento do especialista, ou mesmo do usuário. Em contrapartida, muitas das *stopwords* podem ser utilizadas em qualquer domínio, como é caso dos artigos, preposições, etc. A remoção dessas palavras pode ser realizada de uma forma bastante

simples utilizando um analisador léxico, uma vez que ele pode automaticamente identificar a função gramatical de cada palavra do texto.

De acordo com muitos trabalhos na área de Recuperação de Informação (Zipf, 1949; Luhn, 1958; VanRijsbergen, 1979; Losee, 2001), a lista de *stopwords* pode ainda ser construída a partir das palavras que tendem a aparecer mais frequentemente em documentos dos mais variados assuntos e daquelas palavras que raramente são utilizadas. De fato, segundo a lei de Zipf (Zipf, 1949), se as palavras forem ordenadas de acordo com o número de vezes que aparecem em um certo texto, a palavra mais comum será aquela que aparece mais vezes e a frequência da segunda palavra mais comum será a metade da primeira. Conseqüentemente, a ocorrência da terceira palavra mais comum será um terço, e assim por diante.

Seguindo esse raciocínio, se for construído um gráfico confrontado a frequência das palavras e a sua classificação quando ordenada descendentemente, uma curva pode ser obtida, como mostrado na Figura 3.2 (a). Luhn (Luhn, 1958) utilizou essa hipótese para estabelecer pontos de corte, superior e inferior, que excluíssem palavras não relevantes. Segundo essa abordagem, as palavras que excedem ao corte superior podem ser consideradas muito comuns, enquanto aquelas que não alcançam o corte inferior são muito raras, e portanto, não contribuem significativamente para o contexto de um documento. Além disso, segundo sua análise, a ordem das palavras de maior importância é aproximadamente o valor médio entre os pontos de corte, como mostrado na Figura 3.2 (b) (VanRijsbergen, 1979).

Para verificar a relevância de extrair as *stopwords*, considere a seguinte frase¹ sobre *Text Mining*.

“A descoberta de conhecimento tradicional em textos utiliza técnicas já testadas e consagradas. Nesta abordagem, os dados são extraídos dos textos e formatados em bases de dados estruturadas, com o auxílio de técnicas de Extração de Informações. Depois, são aplicadas técnicas e algoritmos de KDD (mineração de dados estruturados) para descobrir conhecimento útil para o usuário”.

¹Trecho extraído de http://www.uibra.tche.br/loh/kdt_comp.htm

Figura 3.2: (a) Distribuição das palavras de um documento segundo a lei de Zipf (b) Resultado da associação da lei de Zipf à ideia de Luhn

Sem desconsiderar alguma palavra, esse trecho contribui com quarenta e uma palavras distintas para sua representação. Porém, palavras como: **a**, **antes**, **com**, **de**, **dos**, **e**, **em**, **já**, **o**, **os**, **são**, **para** e **utiliza**, podem ser consideradas pouco significativas nesse domínio, e portanto, podem pertencer à lista de *stopwords*. Com a retirada de tais palavras, obtém-se uma redução para 28 termos distintos e significativos.

Além da remoção das *stopwords*, uma outra estratégia que também deve ser levada em consideração é o mapeamento de palavras para um termo comum, realizado muitas vezes com base na análise das flexões das mesmas. Tal mapeamento pode ser obtido por meio da normalização das palavras.

3.1.2 Normalização de Palavras

A normalização das palavras é uma estratégia que visa agrupar palavras, possivelmente correlacionadas, em um único termo para a obtenção de uma representação mais adequada.

O termo a que as palavras são mapeadas geralmente é extraído com base na mor-

fologia das mesmas e sua identificação não precisa envolver o uso de análise gramatical ou mesmo etimológica. Dessa forma, nem sempre a normalização produz o mapeamento para o radical das palavras, também conhecido como forma canônica. Um radical de uma palavra é o termo que dá origem à mesma, sendo que para sua identificação pode ser necessário o uso de alguma análise léxica ou sintática.

Grande parte dos trabalhos utiliza técnicas menos complexas que, através de alguma métrica e/ou lista de sufixos, obtém um termo denominado *stem* que pode se aproximar da provável forma canônica. Um algoritmo bastante conhecido e utilizado é o de Porter (Porter, 1980), que se baseia primeiramente em determinar o quanto de uma palavra pode ser considerado suficiente para designar um provável *stem*. Para isso, é assumido que uma palavra pode ser representada como uma seqüência $[C](VC)^m[V]$, em que V refere-se à uma seqüência de uma ou mais vogais e C à uma lista de uma ou mais consoantes. O m , por sua vez, auxilia a identificar o ponto onde a palavra pode ser cortada.

Associado ao valor de m , o algoritmo utiliza regras que comparam as terminações das palavras com alguns sufixos comumente empregados, e então, caso a regra seja satisfeita, é realizada a ação para obter o *stem*. Para o inglês, algumas possíveis regras e seus efeitos são ilustrados na Tabela 3.1. Nessa tabela, as regras são da forma **antecedente**→**conseqüente**, sendo que o antecedente indica qual a condição para se encontrar um possível sufixo, e o conseqüente indica por qual termo esse sufixo deve ser substituído.

Regras	Exemplos
$(m > 0)$ ATIONAL → ATE	relational → relate
$(m > 0)$ ICATE → IC	triplicate → triplic
$(m > 1)$ ENT →	dependent → depend

Tabela 3.1: Algumas regras usadas no algoritmo de Porter para o inglês

3.1.3 Outras Operações

Além da normalização das palavras, outras operações também colaboram para obtenção de uma representação mais efetiva. Esse é o caso do uso de dicionários eletrônicos ou *thesaurus* para realizar a associação de palavras não apenas morfologicamente semelhantes, mas que possam ser sinônimas em algum domínio. Em trabalhos direcionados para textos em inglês, essa conversão tem sido apoiada pelo *WordNet* (Miller et al., 1990).

Com base no uso de alguma das estratégias citadas, pode-se identificar os atributos simples formados na maioria das vezes por apenas um termo. Entretanto, para um agente humano, os atributos compostos, formados por mais de um termo, fornecem uma melhor compreensão do contexto de um texto que a análise de termos simples. Intuitivamente, pode-se concluir então que o uso de atributos compostos também contribui para a construção de uma representação mais significativa.

Por questão de convenção, nesta seção é adotada a nomenclatura *n-gram*, frequentemente mencionada na literatura consultada, em que *n* indica a quantidade de termos que compõe um atributo. Dessa forma, os atributos designados como *1-gram* referem-se aos atributos simples, e qualquer valor de $n > 1$ refere-se a atributos compostos.

Diante dos prováveis benefícios, aparentemente agrupar as palavras para formação de *n-gram* pode ser bastante útil. Por outro lado, será que agrupar uma sequência qualquer de palavras é interessante? Para uma boa representação, não basta apenas agrupar as palavras que aparecem consecutivamente, deve-se também identificar quais termos podem ou não formar um atributo e como esses serão agrupados.

Mladenić (Mladenić, 1998) em seus experimentos utilizou um algoritmo para encontrar os atributos compostos, formados por uma sequência de até 5 *gram*. Nesse algoritmo iterativo, cada *i-gram* é gerado no *i*-ésimo passo de iteração com base apenas nos *grams* de tamanho *i-1* gerados na iteração anterior. Portanto, na primeira iteração são encontrados os atributos simples, que não sejam *stopwords* e que ocorram mais que três vezes no documento. A partir desses, são geradas os *2-grams* e o algoritmo processa as iterações até no máximo os *5-grams* serem construídos. Uma versão do algoritmo baseado em (Mladenić, 1998) pode ser observada no Algoritmo 1.

Algoritmo 1 Cálculo dos *n*-grams

```
1: LargeNGramSet = todos os termos em DocVec: {exceto os termos de stopWordSet
   e que ocorrem até MinNGramOcc vezes}
2: para NGramSize = 2 a MaxNGramSize faça
3:   CandNGramMap = [];
4:   para SymVec = DocVec[1] a DocVec[DocVec] faça
5:     NGramQueue = [];
6:     para Sym = SymVec[1] a SymVec[SymVec] faça
7:       se TypeOf(Sym) == word então
8:         se Sym não pertence a StopWordSet então
9:           se Sym pertence a LargeNGramSet então
10:            se |NGramQueue| + 1 == NGramSize então
11:              se ConcateAllTerms(NGramQueue) pertence a LargeNGramSet
12:                então
13:                  NGramQueue.Push(Sym);
14:                  CandNGramMap[ConcateAllTerms(NGramQueue)]++;
15:                  NGramQueue.Pop();
16:                senão
17:                  NGramQueue.Push(Sym);
18:                  NGramQueue.Pop();
19:                fim-se
20:              senão
21:                NGramQueue.Push(Sym);
22:              fim-se
23:            senão
24:              NGramQueue = [];
25:            fim-se
26:          fim-se
27:        senão
28:          NGramQueue = [];
29:        fim-se
30:      fim-para
31:    LargeNGramSet += {NGram: CandNGramMap[NGram] >= MinNGramOcc};
32:  fim-para
33: return LargeNGramSet;
```

As entradas para o algoritmo apresentado são *MinNGramOcc*, que refere-se ao número mínimo que cada *i*-gram deve ocorrer para poder participar da formação de outros atributos na próxima iteração, e o tamanho máximo dos *n*-grams é representado por *MaxNGramSize*. Além desses, também são necessários *StopWordSet*, *DocVec* e *SymVec* que designam, respectivamente, a lista de termos a serem desconsiderados, o

conjunto de documentos da coleção e o vetor de símbolos léxicos que podem ser associados a cada elemento do documento.

Como estruturas temporárias, são utilizadas *Sym*, que representa o símbolo léxico no documento (possíveis tipos de valores: substantivo, número, etc.) e *CandNGramMap*, que é o mapeamento do *n-gram* candidato para o seu contador de ocorrência. Além desses, conta-se com *N-GramQueue*, que corresponde à fila dos termos construídos mais recentemente e que não pertencem à *StopWordSet*. Como saída, o algoritmo retorna *LargeNGramSet*, que representa o conjunto dos *n-grams* que ocorrem mais que um número de vezes especificado por *MinNGramOcc*.

Embora o uso de termos compostos seja interessante, o processo para gerá-los pode ser bastante custoso, principalmente considerando textos de grande dimensão. Assim, dependendo do domínio da tarefa a ser desempenhada, utiliza-se apenas atributos simples.

3.2 Atribuição de Pesos aos Atributos

Após a identificação dos atributos, como exemplificado na Figura 3.1, deve-se associar a cada um desses um valor que permita expressar o seu peso em relação a cada documento, de forma a obter a representação *bag-of-word*. As estratégias utilizadas para esse fim são comumente baseadas em medidas estatísticas e podem ser consideradas independentes de idiomas, pois geralmente não utilizam um processamento lingüístico, ao contrário de muitas estratégias de identificação de atributos.

As abordagens utilizadas para a determinação do peso de um atributo em relação a um documento são baseadas, geralmente, em duas importantes observações empíricas relacionadas aos textos: a quantidade de vezes na qual o termo aparece em um documento e a quantidade de vezes na qual o termo é encontrado em todos os documentos da coleção.

A primeira observação refere-se ao fato de que se uma palavra é usada com muita frequência em um texto, provavelmente ela está fortemente relacionada ao contexto nele descrito. Assim, quanto mais vezes um termo estiver presente, maior a probabilidade de que o mesmo seja relevante para representar a categoria a que o documento pertence.

A segunda observação leva em consideração o fato de que se uma palavra ocorre

muitas vezes em diversos documentos, e estes pertencem a diferentes categorias, então a palavra talvez não seja tão relevante para ser considerada na representação. Isso porque pode não ser possível distinguir os documentos pertencentes a categorias distintas pelo uso de um termo que ocorre em grande parte deles.

A partir destas duas observações, são descritas seis medidas diferentes de atribuição de pesos, abordados em (Aas and Eikvil, 1999). Para isso são empregadas as seguintes nomenclaturas: f_{kj} para designar a freqüência do atributo $term_k$ no documento d_j , m como o número de documentos na coleção, n_{total} como o número de palavras presentes na coleção e n_k como o número de vezes que o atributo $term_k$ ocorre na coleção inteira.

Para exemplificar a diferença entre as medidas, considere a Tabela 3.2 na qual é ilustrado o conjunto de palavras contidas em cada documento d_j em que $j = [1, \dots, 4]$ pertencentes a categoria c_i no qual $i = [1, 2]$. Para simplificar, é considerado que já foi realizada a remoção de *stopwords* e que as palavras foram convertidas para a forma canônica. Vale ressaltar que as palavras relacionadas a c_1 são geralmente referenciadas em documentos abordando o assunto de *Text Mining*, enquanto aquelas pertencentes à classe c_2 são normalmente, citadas em documentos que abordam aspectos sobre *Data Mining*.

Documento	Palavras, freqüência	Classe
d_1	data, 2; mining, 32; manipular, 3; extrair, 5; conhecimento, 10; busca, 20; dado, 15; estruturado, 2; metodologia, 3; ferramenta, 10; operacional, 1; projeto, 3; text, 30; inteligência, 4; competitivo, 3	c_1
d_2	text, 40; mining, 40; busca, 10; informação, 20; web, 5; recuperar, 10; conhecimento, 10; linguagem, 5; natural, 5;	c_1
d_3	volume, 3; dado, 30; informação, 15; analisar, 10; extrair, 10; algoritmo, 10; ferramenta, 5; data, 30; mining, 30; descobrir, 15; padrão, 20; relacionamento, 3; correlação, 3; tendência, 10;	c_2
d_4	data, 40; mining, 40; mineração, 20; dado, 45; processo, 35; extrair, 15; informação, 30; banco, 15; aprendizado, 5; máquina, 5; reconhecimento, 3; padrão, 10; tecnologia, 5; negócio, 10; conhecimento, 25	c_2

Tabela 3.2: Relação entre documentos, palavras e classes, usada para exemplificação das medidas de atribuição de pesos

Para tornar mais fácil a representação dos resultados alcançados pelas medidas de atribuição de pesos, a cada palavra considerada nos textos da Tabela 3.2 está associado um rótulo que corresponde à sua ordem alfabética. A disposição desses rótulos pode ser vista na Tabela 3.3 e é justificada pelo fato de que a quantidade total de palavras distintas é grande e torna difícil ilustrar a correspondente representação do documento.

Palavra	rótulo	Palavra	rótulo	Palavra	rótulo
algoritmo	1	extrair	13	operacional	25
analisar	2	ferramenta	14	padrão	26
aprendizado	3	informação	15	processo	27
banco	4	inteligência	16	projeto	28
busca	5	linguagem	17	reconhecimento	29
competitivo	6	Manipular	18	recuperar	30
Conhecimento	7	máquina	19	relacionamento	31
correlação	8	metodologia	20	tecnologia	32
dado	9	mineração	21	tendência	33
data	10	mining	22	text	34
descobrir	11	natural	23	volume	35
estruturado	12	negócio	24	web	36

Tabela 3.3: Palavras e correspondentes rótulos

A seguir são descritas as medidas para atribuição de pesos freqüentemente empregadas.

Peso Booleano é a abordagem mais simples, no qual os pesos são designados aos atributos de acordo com a presença ou ausência dos mesmos no documento. Se um atributo $term_k$ está presente no documento d_j então o peso a_{jk} obtém valor 1 (um), caso contrário, é atribuído valor igual a 0 (zero), como especificado pela Equação 3.1.

$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & \text{se } f_{kj} > 0, \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.1)$$

Na Tabela 3.4 cada tupla representa um vetor *bag-of-word* referente aos documentos exemplificados na Tabela 3.2 com os rótulos descritos na Tabela 3.3, utilizando-se o peso booleano.

documento	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
doc_1	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1
doc_2	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
doc_3	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0
doc_4	0	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0

19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0
1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0

Tabela 3.4: Representação *bag-of-words* utilizando peso booleano

O peso booleano é útil para indicar se um determinado termo está ou não presente nos documentos de uma categoria, mas pode não ser adequado para mensurar quão forte é a relação entre os termos e os documentos a que pertencem. Para isso são utilizadas outras medidas que são calculadas em função do número de ocorrências do termo.

Peso pela Frequência do Atributo é uma outra abordagem bastante simples, que usa a frequência f_{kj} , que é o número de vezes que o atributo $term_k$ aparece no documento d_j , como peso. O cálculo de a_{jk} pode ser realizado com base na Equação 3.2.

$$a_{jk} = f_{kj} \quad (3.2)$$

Considerando os documentos utilizados como exemplos, a representação dos mesmos utilizando essa estratégia de peso é ilustrada na Tabela 3.5.

documento	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
doc_1	0	0	0	0	20	3	10	0	15	2	0	2	5	10	0	4	0	3
doc_2	0	0	0	0	10	0	10	0	15	2	0	0	0	0	20	0	5	0
doc_3	10	10	0	0	0	0	0	3	30	30	15	0	10	5	15	0	0	0
doc_4	0	0	5	15	0	0	25	0	45	40	0	0	15	0	30	0	0	0

19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0	3	0	32	0	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	40	5	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	40	0	5
0	0	0	30	0	0	0	20	0	0	0	0	3	0	10	0	3	0
5	0	20	40	0	10	0	10	35	0	3	0	0	5	0	0	0	0

Tabela 3.5: Representação *bag-of-words* utilizando a frequência do atributo como peso

Utilizando-se apenas a frequência do atributo como peso, pode-se obter uma re-

apresentação pouco adequada se a frequência elevada de um atributo não está concentrada em poucos documentos, mas prevalece na coleção inteira (Yang and Chute, 1994). Esse aspecto está relacionado com a segunda observação sobre a distribuição das palavras, comentado no início dessa seção. Para evitar esse problema, existem medidas que associam ao cálculo outros tipos de fatores que favorecem atributos concentrados em poucos documentos de uma coleção, como é o caso da medida $\text{tf} \times \text{idf}$.

Peso $\text{tf} \times \text{idf}$, ao contrário dos esquemas anteriores, leva em consideração a frequência do atributo em todos os documentos. Esta abordagem atribui o peso a_{jk} considerando a proporção do número de ocorrências do atributo no documento, que é designado como o termo **tf** (*term frequency*), multiplicado pela proporção inversa ao número de documentos na coleção na qual o atributo ocorre ao menos uma vez, que é representado pelo termo **idf** (*inverse document frequency*) (Yang and Chute, 1994). O cálculo para a determinação do valor de a_{jk} , segundo esta abordagem, é realizado com base na Equação 3.3.

$$a_{jk} = f_{kj} \times \log \left(\frac{m}{n_k} \right) \quad (3.3)$$

Na Tabela 3.6 é ilustrada a representação obtida por meio do uso da medida $\text{tf} \times \text{idf}$. Essa representação é mais precisa quando comparada às duas primeiras, uma vez que leva em consideração aspectos relacionados às duas observações: o número de vezes que um atributo ocorre no documento e o número de vezes que ele ocorre na coleção de documentos.

documento	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
<i>doc</i> ₁	0	0	0	0	6	2	1	0	2	0	0	1	1	3	0	2	0	2
<i>doc</i> ₂	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	3	0
<i>doc</i> ₃	6	6	0	0	0	0	0	2	4	4	9	0	1	2	2	0	0	0
<i>doc</i> ₄	0	0	3	9	0	0	3	0	6	5	0	0	2	0	4	0	0	0

19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0	2	0	0	0	4	1	1	0	2	0	0	2	0	0	9	0	0
0	0	8	0	3	0	0	0	0	0	0	6	0	0	5	12	0	3
0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	2	0	6	5	2	0
3	0	12	0	0	6	0	3	25	4	2	0	0	3	0	0	0	0

Tabela 3.6: Representação *bag-of-words* utilizando peso $\text{tf} \times \text{idf}$

A medida $\text{tf} \times \text{idf}$ é muito utilizada, embora não leve em consideração o tamanho

que os documentos podem apresentar. Em muitas situações, documentos pequenos são representados por vetores com poucos atributos, enquanto um conjunto maior de atributos são atribuídos a documentos de tamanho maior. Desta forma, as categorias que possuem documentos maiores podem ser privilegiadas no treinamento, em detrimento daquelas que são representadas por documentos pequenos. Diante desse raciocínio, pode-se utilizar também um fator de normalização no cálculo do peso para equilibrar as diferenças entre os tamanhos dos documentos.

Peso $tf \times idf$ Normalizado, descrito na Equação 3.4, é semelhante ao anterior exceto pela característica de usar em seu cálculo a soma dos valores, obtidos pelo uso da abordagem $tf \times idf$, de todos os atributos que descrevem um documento como parâmetro normalizador. Assim, todos os documentos relevantes podem ser tratadas com a mesma importância (Salton, 1988).

$$a_{jk} = \frac{f_{kj} \times \log\left(\frac{m}{n_k}\right)}{\sqrt{\sum_{w=1}^{n_{total}} \left[f_{wj} \times \log\left(\frac{m}{n_w}\right)\right]^2}} \quad (3.4)$$

Na Tabela 3.7 é ilustrada a representação obtida com uso dessa medida.

documento	1	2	4	4	5	6	7	8	9	10	11	12
<i>doc</i> ₁	0	0	3	0	0,48	0,14	0,1	0	0,15	0,02	0	0,09
<i>doc</i> ₂	0	0	0	0	0,2	0	6,08	0	9	0	0	0
<i>doc</i> ₃	0,36	0,36	0	0	6	0	0	0,1	0,22	0,22	0,54	0
<i>doc</i> ₄	0	0	0,1	0,31	0	0	0,1	0	0,19	0,17	0	0

13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
0,05	5,24	0	0,19	0	0,14	0	0,14	0	0	0	0
0	0	0,36	8	0,20	0	8	0	0	0	0,2	0
0,07	0,09	0,10	0	0	0	0	0	0	0	5	0
0,00	0	0,13	0	0	0	0,1	0	0,41	0	0	0,2

25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0,04	0	0	0,11	4	0	0	0	0	0,72	0	0
0	0	0	0	0	0,4	0	0	0	0,2	0	0,2
0	0,36	0	0	0	0	0,1	0	0,56	0	0,10	0
0	0,10	0,73	0	0,06	0	0	0,10	0	0	0	0

Tabela 3.7: Representação *bag-of-words* utilizando peso $tf \times idf$ normalizado

Os pesos dos termos em relação a um mesmo documento também podem variar bastante, e para diminuir essa diferença pode-se utilizar também um novo fator, como o

uso do logaritmo.

Peso $\log \text{tf} \times \text{idf}$ Normalizado² é baseado na medida $\text{tf} \times \text{idf}$ Normalizado, descrita anteriormente. A diferença significativa é o emprego do logaritmo dos termos que compõem a equação, como forma de reduzir grandes diferenças nas frequências dos termos (Buckley et al., 1994).

O cálculo do peso a ser atribuído a um atributo $term_k$ em relação a um documento d_j é realizado com base na Equação 3.5.

$$a_{jk} = \frac{\log(f_{kj} + 1.0) \times \log\left(\frac{m}{n_k}\right)}{\sqrt{\sum_{w=1}^{n_{total}} \left[\log(f_{kw} + 1.0) \times \log\left(\frac{m}{n_w}\right)\right]^2}} \quad (3.5)$$

Os valores obtidos como peso, utilizando essa medida, são referenciados na Tabela 3.8.

documento	1	2	9	4	5	6	7	8	2	10	11	12	13	14	15	16	17	18
<i>doc</i> ₁	0	0	0	0	6,1	0,1	0	7	0	7	0	0,1	0	0,1	0	0,1	0	0
<i>doc</i> ₄	0	0	0	0	9,1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0,1	5	0,1	0
<i>doc</i> ₃	0	0,1	0	0	4	0	0	0,1	0	0	0,1	0	1	8	0	0	0	0
<i>doc</i> ₄	0	0	0,1	0,1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0	0,1	0	1	0	0	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	0,0	0	0
0	0	0	0	0	0	7	0	4	0	0	0,2	0	0	0	0,8	0	0,1
0	0	0	8	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0,1	1	0,1	0	0,1	0
0,1	0	0	0	0	0,1	9	0,1	0,2	0	0,1	0	0	0,1	0	0	0	0

Tabela 3.8: Representação *bag-of-words* utilizando $\log \text{tf} \times \text{idf}$ normalizado como peso

Nas medidas apresentadas, se um termo ocorrer 8 vezes em dois documentos terá o mesmo peso que um termo que ocorre apenas uma vez no primeiro documento e 7 vezes no segundo documento, porque não dependem da distribuição dos termos, ao contrário do peso baseado em entropia.

Peso Baseado em Entropia é uma abordagem centrada na idéia de informação teórica e constitui o esquema mais sofisticado de atribuição de pesos. Para efetuar o cálculo do peso de um atributo $term_k$ em relação a um documento d_j é utilizada a Equação 3.6.

²Essa medida é referenciada como *lfc* em (Salton, 1988).

$$a_{jk} = \log(f_{kj} + 1.0) \times (1 + IM) \quad (3.6)$$

O termo IM corresponde à incerteza média ou entropia do atributo k , e assume o valor -1 se o mesmo está igualmente distribuído em todos os documentos e 0 se ocorre em apenas um documento. Para os demais casos, este termo pode ser calculado com base na Equação 3.7.

$$IM = \frac{1}{\log(m)} \sum_{j=1}^m \left[\frac{f_{kj}}{n_k} \log \left(\frac{f_{kj}}{n_k} \right) \right] \quad (3.7)$$

Os resultados da aplicação dessa medida podem ser vistos na Tabela 3.9.

documento	1	2	0	4	5	5	7	8	9	10	11	12
<i>doc1</i>	0	0	0	0	31	0,6	19,6	0	63,5	20,2	0	0,5
<i>doc2</i>	5	8	0	0	24,8	2	19,6	0	0	0	0	0
<i>doc3</i>	7,0	1,0	0	0	0	1	18,5	6	78,6	63,1	1,2	0
<i>doc4</i>	0	0	0,8	1,2	0	0	21	0	87,7	68,0	0	0

13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
8	8,8	7	0	0	0,6	0	0,6	0	86,2	0	8
0	0	43	0	0,8	0	0	0	0	92,1	0,8	0
10,7	6,5	39,2	0	0	0	0	0	0	85,2	0	0
13,4	0	48,5	2	0	0	0,8	0	1,3	92,1	0	1,0

25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0,3	0	0	0,6	3	0	0	0	0	1,5	0	0
0	0	0	0	4	0	0	0	0	1,9	0	1,8
0	0,1	0	0	0	0	0,6	0	1,0	0	0,6	0
0	24,4	1,6	5	0,6	0	6	0,8	0	0	0	0

Tabela 3.9: Representação *bag-of-words* utilizando peso baseado na entropia

3.3 Redução da Representação

Fazendo uso de algumas técnicas de identificação de atributos e atribuição de pesos, a representação dos textos na forma de *bag-of-words* pode ser obtida. Entretanto, em algumas situações essa representação ainda é consideravelmente grande para ser empregada na tarefa de *Text Mining*. Isso se deve ao fato de que representações de alta dimensão podem exceder a capacidade de processamento de muitos dos algoritmos utilizados para extração de conhecimento.

Como citado anteriormente, no que concerne à área de Aprendizado de Máquina, a redução de atributos em uma base de dados pode ser realizada utilizando duas abordagens: seleção de um subconjunto de atributos e indução construtiva.

Na primeira abordagem, a partir da representação original com n atributos, são escolhidos n' atributos, descartando-se os termos pouco informativos ou pouco preditivos para promover a redução da representação (John et al., 1994). Já na segunda abordagem, os atributos originais são combinados com o propósito de obter atributos com valores preditivos maiores que os originais (Michalski, 1978; Lee, 2000).

No caso do aprendizado em textos, as medidas para redução da representação dos documentos também podem ser classificadas de acordo com os conceitos envolvidos nessas duas abordagens. Nessa seção, são abordados alguns dos métodos mais utilizados para redução da representação, sendo inicialmente descritos aqueles que pertencem a abordagem de seleção de atributos.

3.3.1 Seleção de Atributos

Segundo Mladenić (Mladenić, 1998), em tarefas de descoberta de conhecimento para classificação de texto, a abordagem de seleção de atributos pode ser ilustrada como mostrado na Figura 3.3. Os atributos da representação original são avaliados independentemente, sendo atribuído um valor de pontuação a cada um deles. A partir desse valor, os atributos são ordenados e um número t predefinido de atributos é considerado para formar a nova representação. Nessa seção são abordados alguns métodos para seleção de atributos, comparados em (Yang and Pedersen, 1997).

Frequência de documento é uma função simples que designa a quantidade de documentos que um atributo aparece como valor de sua relevância. Assim a relevância de um atributo $term_k$ é igual a n_k .

Ganho de informação é uma abordagem que mede o ganho de informação obtido para a predição de uma categoria, tendo conhecimento da presença ou ausência de um atributo no documento. Assim, é geralmente calculado pela diferença da entropia de uma classe c_i antes e depois do uso de um atributo $term_k$.

Figura 3.3: Seleção de atributos para reduzir a representação em *Text Mining*

Seja $C = (c_1, \dots, c_q)$ o conjunto de classes possíveis. O ganho de informação (IG) de um atributo $term_k$ pode ser calculado em função da Equação 3.8.

$$IG(term_k) = -\sum_{i=1}^q P(c_i) \log P(c_i) + P(term_k) \sum_{i=1}^q P(c_i|term_k) \log P(c_i|term_k) + P(\overline{term_k}) \sum_{i=1}^q P(c_i|\overline{term_k}) \log P(c_i|\overline{term_k}). \quad (3.8)$$

A probabilidade da classe c_i , $P(c_i)$, pode ser estimada a partir da fração de documentos da coleção total que pertencem a classe c_i , e $P(term_k)$ pode ser inferido através da fração de documentos nos quais o atributo $term_k$ está presente. Já o cálculo de $P(c_i|term_k)$ pode ser determinado pela fração de documentos da classe c_i que tem ao menos uma ocorrência de $term_k$ e $P(c_i|\overline{term_k})$ pela fração de documentos da classe c_i nos quais o atributo $term_k$ está ausente.

Informação mútua é um critério freqüentemente usado na modelagem estatística de associações de palavras. O critério de informação mútua entre um atributo $term_k$ e a classe c_i é definido em função da Equação 3.9.

$$I(term_k, c_i) \approx \log \frac{A \times m}{(A + C) \times (A + B)} \quad (3.9)$$

O termo A é o número de documentos da classe c_i em que $term_k$ está contido, B é o número de documentos que não pertencem a classe c_i e que contém $term_k$ e C é o número de documentos que pertencem a classe c_i em que $term_k$ não ocorre.

χ^2 - **estatístico** é uma das estratégias mais conhecidas para a seleção de atributos, através da qual é possível medir a falta de independência entre um atributo $term_k$ e a classe c_i . Para isso é realizado um cálculo com base na Equação 3.10.

$$\chi^2(term_k, c_i) = \frac{m \times (AD - CB)^2}{(A + C) \times (B + D) \times (A + B) \times (C + D)} \quad (3.10)$$

na qual o D é o número de documentos que não pertencem a classe c_i nem contem $term_k$.

3.3.2 Indução Construtiva

Os métodos de construção indutiva, também referenciados como de extração de atributos, ou ainda de reparametrização (Sebastiani, 1999), tem como propósito obter novos atributos através da combinação dos atributos originais, que maximizem a precisão dos resultados. Dessa abordagem, *clustering* é um dos métodos citados na literatura.

Clustering, é uma estratégia que visa agrupar dados com alto grau de similaridade. No caso, para redução da dimensão, esse método é usado para agrupar os atributos originais de acordo com o grau de relacionamento semântico que possa haver entre os mesmos. Os *clusters*, ou os centróides, podem ser então usados como novos atributos. Desta forma, costuma-se remover termos redundantes.

Li e Jain (Li and Jain, 1998b) utilizaram a medida de similaridade semântica em termos da co-ocorrência e co-ausência dos atributos no conjunto de treinamento. Seus experimentos mostraram reduzida melhoria em relação a representação com atributos originais. Entretanto, a redução da representação foi consideravelmente significativa.

3.4 Considerações Finais

Como mencionado no Capítulo 2, para a obtenção de uma representação que possa ser utilizada pelos algoritmos de descoberta de padrões, na fase de pré-processamento podem ser desempenhadas três atividades: identificação de atributos, atribuição de pesos e redução da dimensão, que se interagem conforme ilustrado na Figura 2.2. Algumas das principais operações realizadas em cada uma dessas atividades foram abordadas nesse capítulo.

Tendo em vista que grande parte das pesquisas sobre *Text Mining* são relacionadas com a categorização de textos, muitas dessas operações podem ser consideradas técnicas clássicas da área de Recuperação de Informação. Outras técnicas de Processamento de Língua Natural também tem sido úteis para identificar atributos, contribuindo para a formação de uma representação mais coesa em relação ao contexto dos documentos. Talvez por causa da complexidade das técnicas lingüísticas, ou mesmo em função de ser bastante conhecido e simples, o algoritmo para *stemming*, como o de Porter (Porter, 1980), ainda vem sendo muito utilizado.

No caso da atribuição de pesos, existem diferentes métricas que possibilitar mensurar o quanto um atributo contribui para representar um documento. Como mostrado, as medidas são geralmente baseadas em cálculos que usam a frequência do atributo. Cálculos probabilísticos também são feitos quando se deseja reduzir a dimensão da representação originalmente obtida.

Os métodos para redução dos atributos são importantes, pois no caso dos textos em que as palavras são normalmente indicadas como atributos, a possibilidade de se ter uma representação de grande dimensão é bastante alta. Isso pode ser observado também com base na lei de Zipf (Zipf, 1949), que não é útil apenas para a elaboração de *stopwords*. Segundo Zipf, a relação entre o tamanho do vocabulário e o tamanho do texto pode variar de acordo com a Figura 3.4.

Com base no que foi descrito aqui, pode-se observar que a etapa de preparação de dados textuais é bastante custosa. Além disso, muitas das pesquisas tem sido direcionadas para textos de diversos idiomas, embora em número bastante reduzido para aqueles diferentes do inglês. Para esse idioma, muitos dos utilitários necessários já estão construídos e disponíveis, como por exemplo, listas de *stopwords*, algoritmos para normalização de

Figura 3.4: Relação entre o tamanho do vocabulário e o tamanho do texto, segundo a lei de Zipf

palavras de diferentes abordagens, dicionários eletrônicos, etc.

Contando com alguns recursos para o português, foi projetado e construído um módulo para apoiar a etapa de pré-processamento de textos em português. A descrição da implementação desse módulo é abordada no próximo capítulo.

Capítulo 4

Módulo de Pré-processamento de Texto

Como mencionado, este trabalho tem como meta a investigação de estratégias que permitam preparar os textos para a extração de conhecimento. Essa investigação foi voltada para textos em português, uma vez que os mesmos podem conter informações importantes e novas, mas não são considerados na maioria dos trabalhos que em geral utilizam-se de estratégias voltadas para o idioma inglês.

Para que outras pesquisas envolvendo *Text Mining* possam ser apoiadas no Labic¹ (Laboratório de Inteligência Computacional) de forma a reduzir os esforços, alguns dos principais métodos para pré-processamento de textos estudados foram implementados para serem integrados ao Ambiente Computacional para Extração de Conhecimento de Dados e Textos, denominado Discover. Esse ambiente integra várias funcionalidades de Aprendizado de Máquina, Mineração de Dados e Mineração de Textos para apoiar todas as etapas do processo de descoberta de conhecimento, como mostrado na Figura 4.1.

Visto que vários trabalhos realizados no Labic estão sendo integrados a esse ambiente, incluindo este, os métodos implementados como parte desse trabalho se deu na forma de *scripts* Perl e se encontram inseridos na estrutura do módulo de pré-processamento de texto, como mostrado na Figura 4.2.

Como abordado, para identificar quais termos dos documentos podem ser utilizados

¹<http://labic.icmc.sc.usp.br>

Figura 4.1: Visão geral do ambiente computacional Discover

como atributos é necessário que alguns passos sejam realizados, tais como, a construção de uma lista de *stopwords* e a normalização das palavras para um termo comum. Por se tratar de textos escritos em português, houve a necessidade de se construir uma lista de *stopwords* e pesquisar as estratégias envolvidas para prover a normalização das palavras, com o intuito de auxiliar na construção dos *scripts* para identificação dos atributos.

A descrição da realização dessas atividades é abordada nas duas seções subseqüentes, e nas demais seções são tratados os algoritmos referentes a cada *script*.

Figura 4.2: Estrutura do módulo de pré-processamento de texto

4.1 Lista de *Stopwords*

A construção da lista de *stopwords* foi realizada, inicialmente, com base em uma lista disponível em (OpenMuscato, 2000) contendo 117 palavras, entre elas: **a**, **e**, **o**, **da**, **de** e **do**. Com o propósito de incrementar a lista, foram analisados trinta documentos jornalísticos de diferentes assuntos em português, coletados aleatoriamente na *web*.

Os trinta documentos foram individualmente processados, e através desse processamento foram gerados para cada um deles um arquivo correspondente contendo cada palavra diferente encontrada e a quantidade de vezes que a mesma aparece nos documentos. Os arquivos resultantes foram processados, então, para a formação de uma lista única onde as palavras aparecem ordenadas de acordo com sua frequência total.

A partir dessa ordenação foi possível verificar que as palavras que apareciam com grande frequência, geralmente, são classificadas como preposições, conjunções, artigos, entre outros. Além disso, foi percebido que algumas das palavras que ocorriam poucas vezes (como as de frequência igual a 1) poderiam ser consideradas de raro uso, o que constata a lei de Zipf (Zipf, 1949), citada na página 35.

Por meio de uma prévia observação e análise da lista resultante, concluiu-se que as palavras que apareciam mais que 99 vezes poderiam ser consideradas muito comuns, não tendo relevância para a tarefa de classificação. Estabelecendo um ponto de corte de valor 100, foram selecionadas 73 palavras dentre as 13.650 palavras existentes. Dessas 73 palavras, 18 não foram acrescentadas à lista, como as palavras *lei*, *software*, *computação*; 48 já se encontravam na lista de *stopwords*, como as palavras **da**, **de**, **na**, **em**; e 7 palavras foram consideradas irrelevantes e não estavam presentes na lista.

Mesmo que algumas das palavras que apresentavam frequência igual a 1 fossem consideradas de raro uso, essas não foram incluídas na lista de *stopwords*. Isso porque objetivou-se, neste trabalho, a construção de uma lista de *stopwords* genérica, que fosse utilizada para qualquer domínio, e as palavras de frequência igual a 1 poderiam ser de raro uso para algum domínio, mas talvez não para outros. Vale ressaltar que tendo uma lista genérica de *stopwords*, a modificação dessa para um domínio específico pode ser consideravelmente fácil, justificando assim o fato de não serem adicionadas as 73 palavras com frequência superior a 99 e as 7.415 palavras com frequência igual a 1, sem uma análise

prévia.

Além do acréscimo de novas palavras à lista de *stopwords*, o procedimento acima foi realizado com o objetivo de verificar a aplicação da lei de Zipf, caso não se tivesse uma lista de *stopwords*. Se o ponto de corte superior fosse estimado para 200, todas as palavras removidas estariam na lista anteriormente definida, e se o ponto de corte inferior fosse 1, muitas palavras escritas de forma errada e em grande maioria os números também seriam removidos. Desta forma, se o domínio dos documentos for bem definido, a lei de Zipf pode ser útil em caso de não existência da lista de *stopwords* previamente.

Após o acréscimo das sete palavras, a lista de *stopwords* foi acrescida com mais 298 palavras, fazendo-se uso de um dicionário para o português (Ferreira, 2001). Mais tarde, fazendo uso de uma lista existente na dissertação de mestrado que aborda a construção de um sistema para classificação de páginas de publicações (Neves, 2001), a lista de *stopwords* resultante passou a ser formada por 613 palavras. Essa é a lista que foi utilizada neste trabalho.

4.2 Abordagens para Normalização das Palavras

Para tornar a representação menor e até mesmo mais coesa, geralmente, as palavras que possuem uma estrutura morfológica semelhante são associadas a um termo comum. Por questão de convenções e para evitar dúvidas, neste trabalho esse termo comum é chamado de *stem*, se a estratégia que o designa não envolver um tratamento lingüístico mais complexo (através de análise léxica ou sintática) que possibilite, muitas vezes, que o termo resultante seja o que dá origem à palavra. Caso contrário, chamamos o termo de forma canônica.

Portanto, neste trabalho, para realizar a normalização das palavras foram considerados dois métodos: um baseado no algoritmo de Porter, para identificar os *stems*, e outro baseado em análise morfológica da palavra e análise gramatical da sentença em que se encontra, para identificar as formas canônicas.

O algoritmo utilizado para obtenção de *stem* adaptado para o português encontrava-se disponível em (OpenMuscate, 2000) e está implementado na Linguagem C. O

algoritmo é muito semelhante ao usado para o idioma inglês, dependendo da mesma métrica m baseada na ocorrência de seqüências de vogais e consoantes (pag. 35). A adaptação desse algoritmo para o português consiste na modificação de algumas regras para adequá-las aos sufixos comumente encontrados na língua portuguesa.

Outro tratamento diferencial no algoritmo de *stemming* para o português é a existência de uma lista de flexões, geralmente as mais usadas, dos principais verbos irregulares. As flexões são comparadas à palavra que se deseja normalizar e caso o resultado dessa operação seja positivo, o *stem* retornado pelo algoritmo é o índice correspondente da lista onde a flexão se encontra. Por exemplo, a palavra **ser** é o índice das flexões **é**, **foi**, **são**, **foram**, etc. Se a palavra a ser normalizada fosse **são**, então o *stem* retornado seria **ser**.

Pela característica intrínseca dos verbos irregulares, seria muito difícil, ou mesmo impossível, o uso da métrica m e de um conjunto de regras que pudesse fazer o correto mapeamento para o verbo original. Assim, essa lista de flexões facilita bastante o processamento. Para exemplificar as diferentes abordagens utilizadas para normalização das palavras é considerado o seguinte trecho².

“Busca por informação deve congestionar sites. No dia da eleição de 1996, milhões de pessoas acessaram o ciberespaço pela primeira vez para buscar informações de último minuto sobre a corrida presidencial.”

Em relação ao texto descrito, o uso do algoritmo baseado no de Porter resulta na normalização mostrada na Tabela 4.1.

Além da conversão das palavras para *stems*, foi considerada a associação das palavras a sua forma canônica, ou seja, ao termo que a gera. Para que isso fosse possível, contou-se com um etiquetador³(Nunes, 1996), que foi adaptado para o propósito de retornar a identificação da função gramatical das palavras e sua forma canônica. Essa ferramenta tem como entrada os parágrafos de um texto, que são analisados para a identificação dos *tokens* léxicos, que são as formas canônicas dos termos encontrados associados a sua provável funcionalidade na sentença, como: adjetivo, substantivo, etc. Levando-se

²Extraído da página <http://www.estado.com.br/editorias/2000/11/05/int867.html>.

³Ferramenta cedida pelo NILC (<http://nilc.icmc.sc.usp.br>) para realização desta pesquisa.

1996 → 1996	deve → dev	pela → pel
a → a	dia → dia	pessoas → pesso
acessaram → acess	eleição → eleiçã	por → por
Busca → busc	informação → inform	presidencial → presidencial
buscar → busc	informações → inform	primeira → primeir
ciberespaço → ciberespac	milhões → milhõ	sites → sit
congestionar → congestion	minuto → minut	sobre → sobr
corrida → corr	No → no	último → últim
da → da	o → o	vez → vez
de → de	para → par	

Tabela 4.1: Exemplificação da saída do algoritmo para *stemming* baseado no algoritmo de Porter

em consideração o trecho abordado anteriormente, na Tabela 4.2 é mostrado o resultado gerado pelo etiquetador.

Busca → VERBO[buscar]	de → PREPOSICAO
para → PREPOSICAO	por → PREPOSICAO
milhões → NUMCARD[milhão]	buscar → VERBO[buscar]
informação → SUBSTANTIVO[informação]	de → PREPOSICAO
informações → SUBSTANTIVO[informação]	deve → VERBO[dever]
pessoas → SUBSTANTIVO[pessoa]	de → PREPOSICAO
congestionar → VERBO[congestionar]	acessaram → VERBO[acessar]
último → ADJETIVO[último]	sites → NOMPRO
o → ARTIGO	minuto → SUBSTANTIVO[minuto]
No → PREPOSICAO	ciberespaço → SUBSTANTIVO[ciberespaço]
sobre → PREPOSICAO	dia → SUBSTANTIVO[dia]
pela → PREPOSICAO	a → ARTIGO
da → PREPOSICAO	primeira → ADJETIVO[primeiro]
corrida → SUBSTANTIVO[corrida]	eleição → SUBSTANTIVO[eleição]
vez → SUBSTANTIVO[vez]	presidencial → ADJETIVO[presidencial]

Tabela 4.2: Exemplificação da saída do etiquetador

O uso do etiquetador é justificado pela necessidade de se investigar o quanto a representação pode se tornar mais significativa, ou mesmo tornar o resultado de uma tarefa de *Text Mining* mais eficiente, se for adicionado um processamento lingüístico mais complexo. Isso porque os algoritmos para gerar *stem* são normalmente constituídos por regras que em geral foram bastante observadas no idioma ao qual o algoritmo está relacionado. Assim, ele é bastante generalista e por não se basear na análise da função

sintática da palavra no texto, muitas vezes, palavras que possuem um mesmo padrão de prefixo são indexadas a um mesmo *stem*, mesmo que o significado das mesmas sejam completamente distintos.

O verbo casar, os substantivos casa e caso são exemplos clássicos de palavras com o mesmo prefixo (cas), mas que possuem significados diferentes. Nesse aspecto, um etiquetador utilizando sua base léxica e uma análise da função gramatical dos termos no parágrafo poderia identificar que a palavra casar é um verbo, portanto a sua forma canônica seria casar, enquanto casa é um substantivo e tem a si mesmo como forma canônica, sendo que esta situação se repete para a palavra caso.

4.3 *Scripts* para Identificação dos Atributos

Levando-se em consideração os aspectos abordados nas seções anteriores, foram implementados seis *scripts* em Perl para identificar os atributos, que consiste no primeiro passo do módulo de pré-processamento de texto como ilustrado na Figura 4.2. Dois desses *scripts*, ScpDStem e ScpDCan, são baseados no algoritmo utilizado em (Mladenić, 1998), sendo que o primeiro utiliza o programa para identificar *stem* e o segundo utiliza o etiquetador. Seguindo esse mesmo raciocínio, baseado no algoritmo utilizado na ferramenta Kea (Witten et al., 1999), foram construídos o terceiro e quarto *scripts*, denominados de ScpKStem e ScpKCan, respectivamente.

Os quatro *scripts* mencionados são semelhantes pelo fato de que procuram formar atributos compostos por mais que uma palavra, chamados *n-grams*. Enquanto os dois restantes, ScpNStem e ScpNCan, foram implementados com base nas definições de pré-processamento de textos encontradas em (Weiss and Indurkha, 1997) e identificam apenas atributos formados por uma única palavra. Todos esses *scripts* são descritos, dois a dois, nas próximas subseções.

4.3.1 *Scripts* ScpDStem e ScpDCan

Para a implementação dos *scripts* ScpDStem e ScpDCan, foram realizadas algumas alterações no Algoritmo 1 - Cálculo dos *n-grams* (pag. 38), como a chamada de um método

que possa realizar a normalização e de um método para contabilizar a frequência dos atributos identificados de modo a facilitar a atribuição de pesos. O algoritmo derivado do Algoritmo 1 e que conta com as alterações mencionadas é descrito no Algoritmo 2.

Algoritmo 2 Identificação de n -grams baseado em (Mladenić, 1998)

```

1: para  $i = 0$  a  $|DocVec|$  faça
2:    $StemCanVec[i] = Term\_Extract(DocVec[i]);$ 
3: fim-para
4: para  $i = 0$  a  $|StemCanVec|$  faça
5:    $Item = Sentences(StemCanVec[i]);$ 
6:   para  $j = 0$  a  $|Item|$  faça
7:      $k = j;$ 
8:      $Size = 1;$ 
9:      $Gram = \{\};$ 
10:    enquanto  $k < |Item|$  e  $Size \leq MarSize$  faça
11:      se  $Item[k]$  não pertence a  $StopWordSet$  então
12:         $Concatena(Gram, Item[k]);$ 
13:         $Size = Size + 1;$ 
14:      fim-se
15:      se  $Gram$  não pertence a  $ListGram[i]$  e  $Frequência(Gram) > Lim$  então
16:         $ListGram[i].Push(Gram, Frequência(Gram));$ 
17:      fim-se
18:       $k = k + 1;$ 
19:    fim-enquanto
20:  fim-para
21: fim-para
22: return  $ListGram$ 

```

O Algoritmo 2 tem como entrada a coleção de documentos representada por $DocVec$ e a lista de *stopword* identificada por $StopWordSet$, que deve ser convertida para o *stem* se a função $Term_Extract$ fizer uso do algoritmo para gerar *stem*. Caso $Term_Extract$ fizer uso do etiquetador e as palavras de $DocVec[i]$ forem convertidas para a forma canônica, então, a lista de *stopwords* pode ser mantida como a original.

A decisão sobre a transformação da lista de *stopwords* para seus respectivos *stems* deve-se ao fato de se ter escolhido primeiro converter todas as palavras dos documentos para *stem* ao invés de fazer a remoção das palavras da lista de *stopword*. Se a remoção das palavras de tal lista for realizada primeiro, possivelmente deve-se utilizar uma lista bem maior e mais completa de *stopwords* englobando todas as possíveis flexões de cada palavra considerada não relevante.

Por outro lado, quando as palavras são transformadas para a forma canônica, poder-se-ia utilizar a lista de *stopwords* também já convertida para as respectivas formas canônicas. Porém, como o etiquetador além de fazer uso de um analisador léxico, também analisa a função de uma palavra baseada em algumas palavras vizinhas, o resultado da conversão de palavras isoladas, como as da lista, para a forma canônica pode ser pouco diferente da lista original.

A função *Term_Extract* é o que diferencia os *scripts* SpcDStem e SpcDCan. Nesse passo o *script* SpcDStem utiliza um recurso para converter as palavras para os *stem*, enquanto o SpcDCan utiliza o etiquetador para associar as palavras a suas formas canônicas. Em ambos os *scripts*, o tamanho máximo do *n-gram* a ser formado é 5 e estes devem ter frequência de pelo menos 4, como abordado em (Mladenić, 1998). Portanto, utiliza-se *MaxSize* igual a 5 e *Lim* igual a 3 para o Algoritmo 2.

As sentenças de um documento pertencente a *DocVec* são divididas em *tokens* que são analisados, e caso não forem uma *stopword* podem fazer parte de um *n-gram* que possivelmente formará um atributo. Os atributos encontrados em cada documento são gravados em arquivos distintos, associados a suas respectivas frequências. Os arquivos resultantes, são representados por cada elemento de *ListGram*.

As sentenças consideradas para exemplificação desses, bem como dos outros quatro *scripts* são:

“Nesta eleição, os internautas não precisarão nem mesmo de um computador com um modem para acompanhar os resultados. Vários sites, incluindo o Yahoo!, transmitirão boletins diretamente para telefones celulares com tecnologia para tanto. A rápida expansão dos sites de notícia, como os portais do Yahoo!, MSN e America Online, devem dar mais opções para os internautas e, à medida que os números forem sendo liberados, esses sites poderão interpretar os resultados com equipes próprias de comentaristas. Os internautas terão acesso a uma Internet muito mais completa, capaz de oferecer sofisticadas imagens e áudio mais puro ao sempre crescente número de internautas de conexões de alta velocidade.”

O resultado produzido pela utilização dos *scripts* SpcDStem e SpcDCan pode ser

observado na Tabela 4.3.

<i>script</i> ScpDStem	<i>script</i> ScpDCan
numer	resultado
yaho	resultado equipe próprio
numer send liber	opção internautas
acompanh	resultado vários sites yahoo boletim
internaut	sites
comput acompanh	resultado vários
comput	internet completo
numer send	resultado equipe próprio comentarista
acompanh result	yahoo
opção internaut	número
sit	internet completo capaz sofisticado
comput acompanh result	computador modem
opção	internautas
veloc	opção internautas medida número liberado
port yaho	internet completo capaz sofisticado imagem
result	internet completo capaz
port	opção
	resultado vários sites
	computador modem resultado vários
	opção internautas medida
	computador modem resultado vários sites
	computador
	internet
	computador modem resultado
	resultado vários sites yahoo
	opção internautas medida número
	resultado equipe

Tabela 4.3: Exemplificação da saída dos *scripts* ScpDStem e ScpDCan

4.3.2 *Scripts* ScpKStem e ScpKCan

O algoritmo utilizado na ferramenta Kea (Witten et al., 1999) considera os atributos formados por até 3-grams, sendo que os termos que compõem o primeiro e o último *gram* não devem ser *stopwords*. Uma versão adaptada desse algoritmo, utilizada nos *scripts* ScpKStem e ScpKCan, é mostrada no Algoritmo 3.

Algoritmo 3 Algoritmo para identificar *n-grams* baseado em (Witten et al., 1999)

```
1: para  $i = 0$  a  $|DocVec|$  faça
2:    $StemCanVec[i] = Term\_Extract(DocVec[i]);$ 
3: fim-para
4: para  $i = 0$  a  $|StemCanVec|$  faça
5:    $Item = Sentences(StemCanVec[i]);$ 
6:   para  $j = 0$  a  $|Item|$  faça
7:     se  $Item[j]$  não pertence a  $StopWordSet$  então
8:        $k = j + 1;$ 
9:        $Size = 2;$ 
10:       $Concatena(Gram, Item[k]);$ 
11:      se  $Gram$  não pertence a  $ListGram[i]$  então
12:         $ListGram[i].Push(Gram, Frequencia(Gram));$ 
13:      fim-se
14:      enquanto  $k < |Item|$  e  $Size \leq MaxSize$  faça
15:         $Concatena(Gram, Item[k]);$ 
16:        se  $Item[k]$  não pertence a  $StopWordSet$  e  $Gram$  não pertence a  $ListGram[i]$ 
17:          então
18:             $ListGram[i].Push(Gram);$ 
19:          fim-se
20:           $k = k + 1;$ 
21:           $Size = Size + 1;$ 
22:        fim-enquanto
23:      fim-se
24:    fim-para
25:  return  $ListGram;$ 
```

Como utilizado na ferramenta Kea, foi considerado *MaxSize* igual a três. As demais variáveis utilizadas possuem os mesmos valores e funcionalidades que no Algoritmo 2. A diferença, no entanto, não se resume ao número de termos que são considerados na formação do *gram*. Pela característica do algoritmo da ferramenta Kea, os *grams* formados por um e por dois termos estarão contidos no conjunto de atributos retornados pelo Algoritmo 2, porém os 3-grams identificados no Algoritmo 3 não necessariamente estarão, pois não é garantido que o segundo termo não seja uma *stopword*. Além disso, nesse algoritmo não há um limitante inferior de frequência que determine se o *gram* será um atributo.

Uma boa justificativa para o uso da abordagem de Kea é a construção de atributos menores, sendo portanto um algoritmo menos custoso. Além disso, o fato de possibilitar

que as palavras intermediárias sejam *stopwords* pode ser importante, por exemplo, no caso da representação de sentenças negativas. Como a palavra “não” faz parte da lista de *stopwords*, com os scripts baseados no Algoritmo 1, não é possível definir se o atributo foi ou não construído a partir de uma sentença negativa.

Com base no Algoritmo 3, a saída resultante para os *scripts* SepKStem e SepKCan pode ser vista nas Tabela 4.4 e 4.5, respectivamente.

acess	complet	internaut de conexõ
oferec	sit	acompanh
comput	internaut nã precis	onlin
sit de notic	acompanh os result	conexõ
internaut ter acess	opçõ	sit pod interpret
amer	crescent	internet
port	sofistic	audi
crescent numer	interpret	port do yaho
sofistic imag	audi mais pur	diret
interpret os resut	precis	tecnolog
boleti	eleiçã	liber
pur	telefon	boleti diret
equip	msn	rap
telefon celul	capaz	expansã
msn e amer	rap expansã	transmit
capaz de oferec	expansã dos sit	notic
result	transmit boleti	celul
imag	numer	resut
transmit boleti diret	celul com tecnolog	imag e audi
numer de internaut	resut com equip	veloc
comentar	internaut	numer ser send
send	yaho	

Tabela 4.4: Exemplificação da saída do *script* SepKStem

acessar	dever	modem
resutados com equipe	acompanhar	dever dar
msn	sites	acompanhar os resultado
diretamente	msn e america	sites de notícia
america	eleição	notícia
sites incluir	áudio	eleição os internautas
número	sites poder	áudio mais puro
equipe	número de internautas	sites poder interpretar
boletim	expansão	número ir verbo
sofisticar	boletim diretamente	expansão dos sites
oferecer	sofisticar imagem	capaz
imagem	online	tecnologia
capaz de oferecer	imagem e áudio	online dever
telefone	celular	incluir
online dever dar	telefone celular	celular com tecnologia
incluir o yahoo	opção	transmitir
comentarista	internautas	poder
transmitir boletim	completo	internautas de conexão
poder interpretar	transmitir boletim diretamente	completo capaz
internautas não precisar	portal	vário sites
computador	internautas ter acessar	portal do yahoo
vário sites incluir	conexão	internet
precisar	velocidade	crescente
interpretar	puro	yahoo
crescente número	interpretar os resutados	rápido
yahoo msn	dar	liberado
rápido expansão	yahoo transmitir	dar mais opção
liberado esses sites	resultado	yahoo transmitir boletim
resultado vário	resultado vário sites	resutados

Tabela 4.5: Exemplificação da saída do *script* ScpKCan

4.3.3 *Scripts* ScpNStem e ScpNCan

De acordo com (Weiss and Indurkha, 1997), para representar os documentos no formato atributo-valor, podem ser seguidos três passos:

1. Encontrar os atributos preliminares, ou seja, os N termos mais freqüentes.
2. Realizar um filtro para remover as palavras consideradas *stopword* da lista de termos obtidas no passo anterior.
3. Considerar os j termos restantes, após o filtro, como atributos e associar as medidas de peso a cada um desses.

De forma a uniformizar os experimentos e comparações com os demais algoritmos, foi considerado ainda a transformação dos j termos em *stem* ou na forma canônica, para implementação dos *scripts* ScpNStem e ScpNCan que utilizam o Algoritmo 4.

Algoritmo 4 Algoritmo para identificação de 1-gram baseado em (Weiss and Indurkha, 1997)

```

1: para  $i = 0$  a  $|DocVec|$  faça
2:    $StemCanVec[i] = Term\_Extract(DocVec[i]);$ 
3: fim-para
4: para  $i = 0$  a  $|StemCanVec|$  faça
5:    $Item = Sentences(StemCanVec[i]);$ 
6:   para  $j = 0$  a  $|Item|$  faça
7:     se  $Item[j]$  não pertence a  $StopWordSet$  então
8:       se  $Item[j]$  não pertence a  $ListGram[i]$  então
9:          $ListGram[i].Push(Item[j], frequencia(Item[j]));$ 
10:      fim-se
11:    fim-se
12:  fim-para
13: fim-para
14: para  $i = 0$  a  $|ListGram|$  faça
15:    $Global\_Freq(All\_terms, ListGram[i])$ 
16: fim-para
17:  $Sort(All\_terms);$ 
18:  $Selected\_Grams = Select(All\_terms, N);$ 
19: para  $i = 0$  a  $|ListGram|$  faça
20:    $Cut\_Gram(ListGram[i], All\_terms)$ 
21: fim-para
22: return  $ListGram;$ 

```

Nesse algoritmo, inicialmente, são retiradas de cada arquivo as palavras consideradas *stopwords*, as palavras restantes e sua frequência relativa a cada documento são armazenadas em um elemento de *ListGram*, que é a lista de possíveis atributos. Com a função *Global_Freq* é calculada a frequência global dos atributos, ou seja, a quantidade de vezes que aparece em todos os documentos, que é reportada em *All_terms*.

A lista *All_terms* é ordenada de forma decrescente de acordo com a frequência de cada elemento pela função *Sort*. Com base nessa ordenação, um processamento para selecionar os N termos é realizado, sendo esse N definido pelo usuário. Essa seleção é feita com a chamada da função *Select* que retorna como resultado os N termos selecionados armazenados em *Selected_Grams*.

É importante lembrar que alguns elementos de *ListGram* podem ter frequências iguais. Como nesse passo não é possível verificar que atributos seriam mais importantes, são selecionadas as N frequências superiores e os termos que são associadas a essas. Desta forma, a quantidade de atributos resultantes pode ser superior a N , como pode ser observado no resultado obtido com a designação de $N = 10$ e mostrado na Tabela 4.6.

Os termos que não foram selecionados são removidos de cada arquivo de *ListGram*, pela função *Cut_Gram*. A *ListGram*, então, é retornada como resultado do algoritmo.

Nessa adaptação, inverteu-se os passos 1 e 2, do algoritmo original apresentado em (Weiss and Indurkha, 1997). Essa escolha foi feita, pelo fato de que quando a frequência global é calculada, os termos que consistem a lista de *stopwords* são na grande maioria mais frequentes. Por exemplo, se o usuário definisse que gostaria de obter os cinco atributos mais frequentes, em muitas situações o resultado seria uma lista vazia, caso fossem realizados os passos 1 e 2 na ordem original.

<i>script</i> ScpNStem		<i>script</i> ScpNCan		
sit	boleti	internautas	oferecer	acessar
internaut	diret	sites	completo	notícia
yaho	notic	resultado	velocidade	telefone
celul	msn	yahoo	portal	msn
numer	eleiçã	número	áudio	ir
telefon	send	liberado	expansão	boletim
result	comentar	computador	dever	incluir
liber	expansã	eleição	precisar	capaz
port	equip	comentarista	vário	modem
amer	precis	poder	sofisticado	rápido
resut	rap	internet	conexão	celular
interpret	comput	dar	americaonline	diretamente
onlin	opçõ	tecnologia	opção	crescente
acompanh	transmit	interpretar	puro	imagem
tecnolog		transmitir	acompanhar	equipe

Tabela 4.6: Exemplificação da saída do *scripts* ScpNStem e ScpNCan

4.4 *Scripts* para Atribuição de Pesos

Considerando os arquivos gerados pelo uso de algum dos *scripts* mencionados, é possível atribuir pesos baseando-se nos valores da frequência associada a cada atributo. Assim, foram construídos seis *scripts*, um para cada medida definida na Seção 3.2 (pag. 39).

O algoritmo comum à construção dos seis *scripts* para atribuição de pesos pode ser representado pelo Algoritmo 5. O *hash Hash_Atrib* é construído a partir dos atributos de todos os arquivos, formando uma tabela tal qual a ilustrada na Tabela 2.1 (pag. 6).

Algoritmo 5 Algoritmo Base_Peso

```
1: para  $i = 0$  a  $|ListGram|$  faça
2:   para  $j = 0$  a  $|ListGram[i]|$  faça
3:     se  $ListGram[j].atributo$  não pertence a  $keys(Hash\_Atrib)$  então
4:       para  $k = 0$  a  $i - 1$  faça
5:          $Hash\_Atrib[k][ListGram[j].atributo] = 0$ ;
6:       fim-para
7:     fim-se
8:      $Hash\_Atrib[i][ListGram[j].atributo] = ListGram[j].frequencia$ ;
9:   fim-para
10: fim-para
11:  $Hash\_Final = Pesos(Hash\_Atrib)$ ;
12: return  $Hash\_Final$ ;
```

Nesse algoritmo é realizada uma chamada à *Pesos* que é uma função que aplica à *Hash_Atrib* uma das medidas abordadas na Seção 3.2 para associar os pesos e obter a representação atributo-valor, referenciada como *Hash_Final*. A chamada da função para cada medida é que distingue um *script* do outro, sendo esses denominados de *Scp_Bool*, em que é atribuído o peso booleano; *Scp_Freq*, em que o peso corresponde à frequência do atributo; *Scp_tfidf*; *Scp_tfc*; *Scp_ltc* e *Scp_entropia*. Esses quatro últimos tem a função peso associada às quatro medidas restantes: $tf \times idf$, $tf \times idf$ normalizado, $\log tf \times idf$ normalizado e entropia, respectivamente.

O arquivo obtido da estrutura *Hash_Final* ainda pode ser considerado grande, e portanto o uso de algumas técnicas de redução de sua dimensão pode ser necessário. Para isso, foram construídos quatro *scripts* compreendendo cada uma das medidas de redução por seleção de atributos, descritas na Seção 3.3 (pag 46).

4.5 *Scripts* para Redução do Número de Atributos

Levando-se em consideração a construção dos *scripts* para atribuição de pesos, foi utilizada a mesma idéia de se ter um algoritmo comum e uma função que pode executar o cálculo da importância de cada peso de acordo com a medida empregada em cada *script*. Esse algoritmo comum a todos os *scripts* é descrito no Algoritmo 6.

Algoritmo 6 Algoritmo Base_Reducão

```
1: Atrib = Column(Hash_Final)
2: para i = Atrib[0] a Atrib[|Atrib|] faça
3:   R[i] = Importancia(i)
4: fim-para
5: N_DOC = |Line(Hash_Final)|
6: para i = Atrib[0] a Atrib[|Atrib|] faça
7:   se R[i] > Lim então
8:     para j = 0 a N_DOC faça
9:       R_Final[j][Atrib[i]] = Hash_Final[j][Atrib[i]]
10:    fim-para
11:  fim-se
12: fim-para
13: return R_Final
```

Como entradas, o algoritmo possui a representação obtida pelo uso de algum dos *scripts* de atribuição de pesos e o limiar que definirá se o atributo deve ser considerado na nova representação. Tais entradas são referenciadas por *Hash_Final* e *Lim*, respectivamente.

Inicialmente, então, são considerados todos os atributos de *Hash_Final* assumindo que uma função possa retornar o valor de suas colunas, ou seja, seus atributos, a um outro vetor auxiliar *Atrib*. Considerando todos os atributos da representação é necessário saber quais podem ser mais relevantes na descrição do documento. Assim, uma função para identificar a importância de cada um deles é chamada. A função *Importancia* simboliza a chamada de um método que aplicará uma das medidas usadas para redução da dimensão da representação (Seção 3.3, pag 46).

A importância de cada atributo é comparada ao limiar, estabelecido pelo usuário. Se o valor do limiar for inferior à importância associada ao atributo, a coluna da representação original *Hash_Final* referente ao mesmo é copiada para a nova representação.

R_Final. Dessa forma, *R_Final* conterá apenas parte da representação original, correspondente aos atributos identificados como mais relevantes.

4.6 Considerações Finais

Neste capítulo foi descrita a implementação dos recursos necessários para a conversão dos documentos na representação atributo-valor. Desses recursos fazem parte os algoritmos presentes nos *scripts* de identificação dos atributos, atribuição de pesos e redução da dimensão. Tendo em vista que, para identificar os atributos de um documento, pode-se ter que considerar alguns aspectos lingüísticos decorrente do idioma presente no mesmo, é possível que alguns recursos devam ser adaptados, ou mesmo aprimorados. Esse é o caso da lista de *stopwords* que foi construída a partir de fontes como (Neves, 2001; OpenMuscet, 2000) e a aplicação da lei de Zipf (Zipf, 1949) sobre textos jornalísticos coletados da *web*.

Além disso, também é considerado o uso de uma ferramenta para converter as palavras em seus *stem* e para a forma canônica, ambos para o português. O uso dessas duas ferramentas é justificado pela necessidade de se investigar o quanto uma análise lingüística gramatical pode auxiliar na obtenção de uma representação mais coerente e mais eficaz para o processo de *Text Mining*, em relação ao uso de uma ferramenta que não dispõe de uma análise morfológica mais complexa.

Para construção dos *scripts* que designam os atributos da representação, foram utilizados três algoritmos baseados em (Mladenić, 1998; Witten et al., 1999; Weiss and Indurkha, 1997). Levando-se em consideração o interesse de se analisar os aspectos quanto ao uso de um algoritmo para *stemming* e um analisador morfológico e gramatical, foram construídos seis *scripts* para identificação dos atributos, como pode ser observado no passo 1 da Figura 4.3.

Dois dos algoritmos utilizados como base, (Mladenić, 1998) e (Witten et al., 1999), consideram que um atributo pode ser constituído por mais que uma palavra, formando assim os chamados *n-grams*. Como mencionado, a diferença entre eles não está apenas no *n* a ser considerado, mas no que pode consistir um *gram*. No algoritmo baseado em

(Mladenić, 1998), os *grams* são constituídos por palavras que não são *stopwords*, enquanto que no algoritmo baseado em (Witten et al., 1999) essa exigência restringe-se ao primeiro e ao último termo. A razão de considerar esses dois algoritmos é analisar se um método menos complexo como o de (Witten et al., 1999) poderia trazer o mesmo, ou melhor desempenho que o método baseado em (Mladenić, 1998).

Por outro lado, também deve ser investigado se representações formadas por atributos compostos de uma só palavra degradaria, ou não, o desempenho de um sistema de classificação. Em virtude disso, um algoritmo baseado em (Weiss and Indurkha, 1997) também foi considerado. Esse algoritmo tem como entrada, um número N que determina quantos atributos o usuário acha que seja interessante identificar. De acordo com o autor, a determinação do N é feita de forma empírica, através de avaliações experimentais ou em função da dimensão suportada pelos métodos de extração de conhecimento.

Com base nas medidas para atribuição de peso e redução da representação, abordadas no capítulo anterior, foram construídos dez *scripts*, como abordado na etapa 2 e 3 da Figura 4.3. A investigação de qual dessas medidas, e qual estratégia de identificação de atributos é melhor para algum problema envolvendo classificação binária, é tratada no próximo capítulo por meio da descrição dos experimentos realizados.

Figura 4.3: *Scripts* que integram o módulo de pré-processamento de texto do Ambiente Computacional Discover

Capítulo 5

Validação do Módulo de Pré-processamento de Textos Através de Estudo de Casos

Como mostrado no Capítulo 4, neste trabalho foi projetado e implementado um módulo de pré-processamento de textos como parte do Ambiente para Extração de Conhecimento Discover. Para validar esse módulo foram utilizados dois estudos de casos envolvendo diferentes aplicações: categorização de textos e análise de patentes, voltada para inteligência competitiva.

Como visto na Seção 2.1, uma das aplicações de *Text Mining* mais citadas na literatura é a categorização de texto. Seu uso tem sido útil para tornar mais fácil o acesso a informações relevantes, principalmente no que diz respeito à *Web*.

No entanto, a extração de conhecimento de bases textuais não se resume apenas a categorização de texto. Segundo Hearst (Lucas, 2001) a atividade de tornar mais rápido e fácil o acesso a documentos que contenham informações relevantes pertence ao domínio de Recuperação de Informação, e a descoberta de conhecimento envolve muitos outros aspectos, sendo ainda por ela chamada de *Text Data Mining* (TDM). Essas observações podem ser confirmadas no trecho extraído de uma de suas entrevistas.

“Recuperação de Informação é o processo de encontrar informações conhecidas e inseridas no documento pelo autor. (...) A mineração de dados textuais é

um modo de examinar uma coleção de documentos e descobrir informações que não estão explicitamente contidas em qualquer um deles. (...) Pesquisas sobre novas hipóteses de causa e efeito para uma doença, utilizando jornais com informações médicas, é um caso ideal em que mineração de dados textuais pode ser aplicada.”

Diante desses aspectos, para a validação do módulo de pré-processamento desenvolvido, optou-se pela realização de dois estudos de casos com aplicações reais. Um envolvendo a categorização de documentos em português sobre Aquisição de Conhecimento e Redes Neurais, e outro envolvendo a análise de patentes farmoquímicas. Esses dois estudos de casos são melhor detalhados nas próximas seções.

5.1 Estudo de Caso 1 - Categorização de Textos sobre Aquisição de Conhecimento e Redes Neurais

Como citado, um fato bastante evidente na bibliografia é que as pesquisas voltadas para textos em inglês estão bastantes avançadas e contam com o apoio de diversos recursos para sua realização. Entre esses recursos estão desde ferramentas até bases de textos *online*¹. Já para o português, não foi encontrada na bibliografia nenhuma menção sobre uma base que pudesse servir como um *benchmark*, ou seja, que pudesse ser utilizada como referência ou respaldo sobre os resultados das técnicas aqui abordadas.

Assim, para validar os *scripts* desenvolvidos neste trabalho, foi necessário inicialmente construir uma base de documentos. A descrição de como se deu a construção da base de documentos, o pré-processamento dos mesmos e a tarefa de categorização, pode ser vista nas próximas subseções.

Ressalta-se que o objetivo principal deste estudo de caso é investigar as diferenças entre as seis abordagens para identificação de atributos através dos *scripts* aqui implementados e denominados de ScpDStem, ScpDCan, ScpKStem, ScpKCan, ScpNStem e

¹ Como exemplos de bases utilizadas tem-se WebKB em <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/project/theo-11/www/wwkb/>, Reuters em <http://www.research.att.com/~lewis/> ou OHSUMED em <ftp://ftp.ohsu.edu/>

ScpNCan, bem como os diferentes métodos para atribuição de pesos, como o peso booleano, frequência, $tf \times idf$, $tf \times idf$ normalizado, $\log tf \times idf$ normalizado e baseado em entropia. Para tanto, foi escolhida a tarefa de categorização como suporte para a investigação.

5.1.1 Coleta de Documentos

Como mencionado, na tarefa de categorização de textos, normalmente, conta-se com uma base de textos rotulados com as devidas classes. Numa tarefa mais simples, como a categorização bi-valorada, os documentos podem ser exemplos rotulados como positivos ou negativos em relação a uma classe. Assim sendo, para construção de uma base de documentos, é necessário identificar quais são as classes às quais os documentos podem estar relacionados.

Neste estudo de casos foram considerados textos de dois domínios: Aquisição de Conhecimentos e Redes Neurais². Ao contrário do que possa parecer, esses domínios não foram escolhidos por acaso. O motivo dessa escolha decorre de que os documentos a serem coletados devem conter assuntos os mais relevantes possíveis para a aplicação desejada. Além disso, para saber se o conhecimento encontrado é útil, compreensível e novo, uma etapa de avaliação dos padrões é realizada. Mas como saber, inicialmente, quais documentos são ou não relevantes? E como saber se os padrões encontrados, ao final do processo, são bons?

Numa aplicação real, a realização das etapas de coleta de documentos e avaliação dos resultados obtidos pode ser auxiliada por um especialista do domínio. Nesse caso, pela ausência de um *benchmark* ou de um especialista, foi escolhido um domínio cujo assunto fosse o mais familiar possível, podendo assim atuar como especialista. Por essa razão foi escolhido temas relacionados a Inteligência Artificial, como Aquisição de Conhecimento e Redes Neurais, que são bem distintos, mas contem alguns termos em comum.

Para tanto, foram coletados manualmente 152 documentos da *Web*, sendo 76 rotulados como Aquisição de Conhecimento e 76 rotulados como Redes Neurais, logo trata-se de um problema de categorização bi-valorada.

²Os documentos coletados e utilizadas neste estudo de caso estão disponíveis, no formato texto, em <http://labic.icmc.sc.usp.br/>

5.1.2 Preparação de Documentos

Tendo em vista que os documentos coletados são dos mais variados tipos: HTML, *Post Script*, ASCII, entre outros, como passo inicial todos os documentos foram processados e transformados para arquivos ASCII, retirando-se qualquer *tag* html, figuras, etc. Todos os arquivos originais foram transformados para extensão “txt”.

Para identificação dos atributos, foram utilizados os *scripts* ScpDStem, ScpDCan, ScpKStem, ScpKCan, ScpNStem e ScpKStem (Seção 4.3, pag. 4.3), sendo que para cada documento da base foi gerado um documento contendo os atributos encontrados. Para fins de organização, os arquivos resultantes da aplicação dos respectivos *scripts* foram agrupados em seis conjuntos denominados, respectivamente, DStem_Set, DCan_Set, KStem_Set, KCan_Set, NStem_Set e Ncan_Set.

É importante ressaltar que para os *scripts* NStem_Set e NCan_Set é necessário definir o valor do parâmetro k , de forma a serem apenas considerados os k atributos de maior frequência. Nos experimentos realizados com esses *scripts* optou-se por selecionar os 100 atributos mais frequentes, por considerar que grande parte dos atributos relevantes estariam dentro desse escopo.

A ilustração da identificação de atributos, com o uso desses seis *scripts* é mostrada na Figura 5.1. Algumas das características dos documentos resultantes podem ser vistas na Tabela 5.1, na qual a segunda coluna contém a quantidade de atributos encontrados, e na terceira coluna são mostrados alguns exemplos desses atributos. Vale ressaltar que o tamanho médio dos arquivos originais (padronizados para o formato ASCII) é de 9,7 Kb.

Para os experimentos de extração de conhecimento de dados, ao se utilizar *k-fold cross validation*, o conjunto de dados é dividido em k partes e são realizadas k etapas de treinamento e teste, sendo que a cada etapa é escolhida uma das k partes do conjunto de dados para realização do teste. No caso do processamento de textos, o *k-fold cross validation* também pode ser utilizado, mas deve-se estar atento pois dependendo da medida de atribuição de peso a ser considerada, em cada uma das k iterações, os pesos das representações utilizadas para treinamento e teste pode ser afetado, de forma que deve-se ter uma representação distinta a cada iteração.

Esse fato inviabiliza, por exemplo, que se construa uma única representação e que a

Figura 5.1: Resultado da aplicação dos *scripts* para identificação de atributos

cada iteração do *k-fold cross validation* seja apenas retirada da representação a parte que será utilizada para teste, exceto quando utilizado métodos booleano e por frequência para atribuição de pesos aos atributos. Isso deve-se ao fato de que os métodos de atribuição de pesos booleano e por frequência verificam, respectivamente, apenas a presença e a quantidade de vezes de um atributo em um documento d_j . As demais medidas levam em consideração a presença dos atributos nos outros documentos. Dessa forma, após a identificação dos atributos de cada documento, é necessário que antes da execução dos *scripts* de atribuição de peso sejam identificadas as k combinações em que os documentos estarão dispostos.

Dependendo do *script* a ser considerado e da quantidade de atributos distintos, a execução dos *scripts* para atribuição dos pesos pode despendar muito tempo, tendo em vista que muitos acessos a disco podem ser necessários no caso de não haver memória RAM suficiente. Assim, nos experimentos aqui realizados, em função do tempo de execução, optou-se por escolher apenas três combinações distintas dos documentos para treinamento e teste. O conjunto de documentos de treinamento sempre foi formado por 75% dos documentos, escolhidos aleatoriamente, enquanto que os 25% restantes foram considerados como documentos de teste. Nas três combinações os conjuntos de teste são distintos entre

Conjuntos	# atributos	exemplos de atributos identificados
DStem_Set	15.358	algoritmo_treinament, caract_model, red_neur, red, descobr, descobert_automat_relaçõ
DCan_Set	22.706	algoritmo_classificação, rede_neuronal, sistema_especialista, neurônio, predizer, sistema_reconhecimento_padrão
KStem_Set	56.886	tecnolog_de_inteligenc, red_conex, aquisiçã_e_represent, red, conheç, inteligenc_artificial_simbol
KCan_Set	77.271	sistema_tutorial, problema_de_aprendizado, abordagem_conexionista, rede, aprendizado, sistema_de_neurônio
NStem_Set	1.956	conexã, neurolog, hipotes, cognitiv, heurist, treinament
NCan_Set	2068	aprendizado, heurístico, connexionista, topologia, aquisição_neurônio

Tabela 5.1: Algumas informações sobre os arquivos gerados pelos *scripts* de identificação de atributos.

si.

Além disso, foram considerados os documentos relacionados ao domínio de Aquisição de Conhecimento como exemplos positivos, e os relacionados a Redes Neurais como exemplos negativos. Levando-se em consideração as asserções supracitadas, a divisão de cada conjunto (DStem_Set, DCan_Set, KStem_Set, KCan_Set, NStem_Set e NCan_Set) em três resultou na obtenção de 18 novos conjuntos distintos, denominados DStem1_Set, DStem2_Set, DStem3_Set, DCan1_Set, DCan2_Set, DCan3_Set, KStem1_Set, KStem2_Set, KStem3_Set, KCan1_Set, KCan2_Set, KCan3_Set, NStem1_Set, NStem2_Set, NStem3_Set, NCan1_Set, NCan2_Set e NCan3_Set. O resultado dessa divisão e de outras ações para preparação dos textos, realizados neste estudo de caso, são ilustradas na Figura 5.2.

Sobre cada um desses novos conjuntos foram utilizados os seis *scripts* de atribuição de pesos, com base nas medidas booleana, por frequência, $tf \times idf$, $tf \times idf$ normalizado, $\log$ de $tf \times idf$ normalizado e baseado em entropia. Desse modo, 108 representações distintas poderiam ser utilizadas e analisadas. Porém, em virtude de não ter sido possível a execução de quatro dos *scripts* (pesos $tf \times idf$, $tf \times idf$ normalizado, $\log$ de $tf \times idf$ normalizado

Figura 5.2: Esquema para preparação de textos utilizada para categorização de textos dos domínios de Redes Neurais e Aquisição de Conhecimento realizado durante o estudo de caso

e baseado em entropia) para os conjuntos obtidos de KCan_Set (com 77.271 atributos). Portanto, o total de 96 representações foram investigadas.

Nos experimentos abordados neste trabalho, o tempo para execução dos *scripts* para pesos booleano e baseado na frequência variou de alguns minutos a 12 horas, para uma máquina com 256 Mbytes de memória RAM, considerando os atributos gerados a partir dos *scripts* ScpDStem, ScpDCan, ScpNStem e ScpNCan. Em função da elevada quantidade de atributos, os *scripts* ScpKStem e ScpKCan para o peso booleano e baseado em frequência só puderam ser utilizados com pelo menos 512 Mbytes de memória.

Para os outros *scripts* de atribuição de pesos ($tf \times idf$, $tf \times idf$ normalizado, $\log tf \times idf$ normalizado e baseado em entropia), como o valor do peso depende dos valores de todos os atributos, algumas variáveis auxiliares foram utilizadas na implementação dos *scripts* para apoiar o cálculo. Assim, mais memória foi exigida, e por consequência mais memória virtual foi utilizada e mais lento foi o processamento. O tempo, normalmente, despendido para a execução desses *scripts* variou de 1 a 2 dias para os conjuntos de atributos gerados a partir dos *scripts* ScpDStem, ScpDCan, e ScpKStem. Enquanto que para os atributos gerados através de ScpNStem e ScpNCan, o tempo médio foi de

três horas, já que a quantidade de atributos é bem menor, como mostrado na Tabela 5.1. Para os atributos obtidos utilizando o *script* ScpKCan, como mencionado, não foi possível gerar a representação em virtude da grande quantidade de memória necessária e a falta de equipamento disponível no momento dos testes.

5.1.3 Experimentos Realizados e Resultados

Para verificar a eficiência de cada abordagem de identificação de atributos e os métodos de atribuição de pesos, as representações geradas foram submetidas ao algoritmo de classificação *Support Virtual Machine*, disponível na ferramenta *SVM^{light}* (Joachims, 2000). Ressalta-se que para essa análise estão sendo considerados os parâmetros de configuração *defaults* da ferramenta.

Uma análise do comportamento dos métodos para atribuição de pesos pode ser realizada observando-se a média e o desvio-padrão dos resultados das medidas de avaliação de conhecimento, explicadas na Seção 2.6, agrupados por abordagem de identificação de atributo e conjunto original de dados da qual as 3 partições foram obtidas. Nas Tabelas 5.2 e 5.3 estão presentes os resultados obtidos com os diferentes *scripts* de atribuição de peso, considerando os atributos identificados, respectivamente, pelos *scripts* ScpDStem e ScpDCan. Ambos possuem como base o algoritmo para encontrar *n-grams* ($n \leq 5$) de Mladenić (Mladenić, 1998), mostrado no Algoritmo 1, utilizando respectivamente *stem* e forma canônica.

Nas Tabelas 5.4 e 5.5, são mostrados os resultados obtidos com a utilização dos conjuntos KStem_Set e KCan_Set, respectivamente. Tais conjuntos foram obtidos com uso dos *scripts* ScpKStem e ScpKCan, que são baseados no algoritmo utilizado na ferramenta Kea (Witten et al., 1999). Os atributos identificados com esses *scripts* podem ser formados por até 3-grams, sendo que o primeiro e último *gram* não devem ser *stopwords*.

Os resultados gerados pelas representações derivadas dos conjuntos NStem_Set e NCan_Set podem ser vistos, respectivamente, nas Tabelas 5.6 e 5.7. Os atributos gerados nesses casos são atributos não compostos, ou seja, formados por apenas um termo que não deve ser uma *stopword*.

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	90.35 $\pm$ 7.60	96.83 $\pm$ 5.50	84.21 $\pm$ 18.97	88.96 $\pm$ 9.99
frequência	92.11 $\pm$ 6.96	98.25 $\pm$ 3.04	85.97 $\pm$ 15.20	91.10 $\pm$ 8.62
tf $\times$ idf	87.72 $\pm$ 5.48	100.00 $\pm$ 0.00	75.44 $\pm$ 10.96	85.70 $\pm$ 7.34
tf $\times$ idf normalizado	87.72 $\pm$ 6.08	94.74 $\pm$ 9.12	80.70 $\pm$ 10.96	86.63 $\pm$ 6.92
log tf $\times$ idf normalizado	88.60 $\pm$ 6.62	98.04 $\pm$ 3.39	78.95 $\pm$ 13.92	86.92 $\pm$ 8.68
entropia	84.21 $\pm$ 6.96	100.00 $\pm$ 0.00	68.42 $\pm$ 13.93	80.73 $\pm$ 9.49

Tabela 5.2: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto DStem_Set

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	87.72 $\pm$ 6.62	96.30 $\pm$ 6.41	78.95 $\pm$ 13.92	86.12 $\pm$ 8.52
frequência	91.23 $\pm$ 6.08	96.83 $\pm$ 5.50	85.96 $\pm$ 16.08	90.23 $\pm$ 7.78
tf $\times$ idf	85.09 $\pm$ 6.62	97.78 $\pm$ 3.85	71.93 $\pm$ 13.25	82.37 $\pm$ 9.05
tf $\times$ idf normalizado	86.84 $\pm$ 6.96	94.74 $\pm$ 9.12	78.95 $\pm$ 13.92	85.36 $\pm$ 8.57
log tf $\times$ idf normalizado	86.84 $\pm$ 5.27	96.30 $\pm$ 6.41	77.19 $\pm$ 12.15	85.11 $\pm$ 7.10
entropia	79.83 $\pm$ 4.02	100.00 $\pm$ 0.00	59.65 $\pm$ 8.04	74.51 $\pm$ 6.23

Tabela 5.3: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto DCan_Set

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	96.49 $\pm$ 1.52	94.91 $\pm$ 0.15	98.25 $\pm$ 3.04	96.54 $\pm$ 1.56
frequência	94.74 $\pm$ 5.27	98.25 $\pm$ 3.04	91.23 $\pm$ 10.96	94.33 $\pm$ 5.89
tf $\times$ idf	93.11 $\pm$ 3.86	98.15 $\pm$ 3.21	85.96 $\pm$ 10.96	91.34 $\pm$ 6.24
tf $\times$ idf normalizado	94.74 $\pm$ 2.63	94.73 $\pm$ 0.28	94.74 $\pm$ 5.27	94.69 $\pm$ 2.77
log tf $\times$ idf normalizado	94.74 $\pm$ 2.63	94.73 $\pm$ 0.28	94.74 $\pm$ 5.27	94.69 $\pm$ 2.77
entropia	82.46 $\pm$ 23.59	98.33 $\pm$ 2.89	66.67 $\pm$ 48.90	70.31 $\pm$ 44.42

Tabela 5.4: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto KStem_Set

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	94.74 $\pm$ 2.63	93.25 $\pm$ 2.81	96.49 $\pm$ 3.04	94.83 $\pm$ 2.56
frequência	94.74 $\pm$ 5.27	98.25 $\pm$ 3.04	91.23 $\pm$ 10.96	94.33 $\pm$ 5.89

Tabela 5.5: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto KCan_Set

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	96.49 $\pm$ 1.52	94.91 $\pm$ 0.15	98.25 $\pm$ 3.04	96.54 $\pm$ 1.56
frequência	94.74 $\pm$ 5.27	98.25 $\pm$ 3.04	91.23 $\pm$ 10.96	94.33 $\pm$ 5.89
tf×idf	95.62 $\pm$ 4.02	96.39 $\pm$ 3.13	94.74 $\pm$ 5.27	95.54 $\pm$ 4.12
tf×idf normalizado	95.62 $\pm$ 1.52	94.83 $\pm$ 0.15	96.49 $\pm$ 3.04	95.64 $\pm$ 1.56
log tf×idf	93.86 $\pm$ 1.52	93.22 $\pm$ 2.38	94.74 $\pm$ 5.27	93.88 $\pm$ 1.73
entropia	56.14 $\pm$ 47.83	66.67 $\pm$ 57.74	43.86 $\pm$ 44.76	51.24 $\pm$ 47.73

Tabela 5.6: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto NStem_Set

peso	<i>Accuracy</i> (%)	precisão (%)	<i>Recall</i> (%)	F_1 (%)
booleano	91.23 $\pm$ 5.48	92.79 $\pm$ 6.25	89.47 $\pm$ 5.27	91.09 $\pm$ 5.58
frequência	85.09 $\pm$ 8.04	91.30 $\pm$ 4.85	77.19 $\pm$ 13.24	83.44 $\pm$ 9.78
tf×idf	85.97 $\pm$ 8.46	87.13 $\pm$ 6.71	84.21 $\pm$ 13.93	85.39 $\pm$ 9.66
tf×idf normalizado	87.72 $\pm$ 5.48	87.83 $\pm$ 5.85	87.72 $\pm$ 8.04	87.66 $\pm$ 5.77
log tf×idf normalizado	89.47 $\pm$ 2.64	86.29 $\pm$ 7.07	94.74 $\pm$ 5.27	90.06 $\pm$ 2.07
entropia	29.82 $\pm$ 37.98	36.67 $\pm$ 55.08	19.30 $\pm$ 24.87	24.85 $\pm$ 34.54

Tabela 5.7: Resultados obtidos utilizando as representações geradas a partir do conjunto NCan_Set

Essa avaliação permite analisar a melhora propiciada pelos diversos métodos de atribuição de peso. Por outro lado, pode-se notar que em geral a diferença na *accuracy* entre os diversos métodos investigados não foram significativos, menos quando é considerada a atribuição de peso baseado em entropia.

Um fato que merece ser ressaltado é que, comparando-se as diversas Tabelas 5.2, 5.3, 5.4, 5.5, 5.6 e 5.7, vê-se que o comportamento dos seis métodos para atribuição de pesos são praticamente uniforme quando a identificação dos atributos é baseado na abordagem da ferramenta Kea utilizando o *Stemming* (Tabela 5.4).

Pode-se observar ainda que, mesmo utilizando uma abordagem bem simples, baseada no Algoritmo 4 adaptado de (Weiss and Indurkha, 1997) para a identificação de atributos, os experimentos foram capazes de gerar bons resultados para a atribuição de peso booleano, frequência, tf×idf, tf×idf normalizado e log tf×idf normalizado como mostrado nas Tabelas 5.6 e 5.7. Apenas o método baseado em entropia teve uma variação

muito grande em relação às medidas de *accuracy*, precisão, *recall* e F_1 .

5.1.4 Algumas Considerações

O primeiro ponto a ser analisado com base nos resultados obtidos é o uso do algoritmo de *stemming* e o uso do etiquetador para realizar a identificação dos atributos. Como pode ser visto na Tabela 5.1, a quantidade de atributos resultantes do uso do etiquetador foi sempre superior ao uso do algoritmo de *stemming*. Provavelmente, o uso da análise léxica e sintática providas pelo etiquetador pode fazer com que palavras agrupadas em um único *stem* sejam mapeadas para diferentes formas canônicas, tendo em vista que, embora a morfologia seja parecida, as funções gramaticais possam ser diferentes. Um exemplo disso são as palavras **conhecido** e **conhecimento** (encontradas em um dos textos considerados como exemplos negativos, neste estudo de caso) que são mapeadas para o *stem* **conhec** e que possuem formas canônicas equivalentes às respectivas palavras, quando usado o etiquetador.

Para facilitar a análise dos resultados obtidos com uso do SVM, reportados anteriormente, são apresentados na Tabela 5.8 apenas aqueles referente a medida *accuracy*. Comparando os resultados de DStem_Set e DCan_Set, ou KStem_Set e KCan_Set, ou ainda NStem_Set e NCan_Set, pode-se verificar que, na maioria dos casos, o uso de *stemming* gerou melhores valores em relação ao uso do etiquetador.

Em relação às estratégias utilizadas nos *scripts* para identificação dos atributos, que dizem respeito ao número de termos que um atributo pode ser composto e de que forma esses são arranjados pode-se concluir que as representações compostas por atributos formados por apenas 1-gram estão relacionadas com os melhores resultados. Além disso, se os resultados de KStem_Set e DStem_Set forem confrontados, percebe-se que o primeiro conjunto apresenta os melhores resultados. Assim, para este estudo de caso, quanto menor for a quantidade de termos que compõe os atributos das representações, melhor será a *accuracy*. Se forem analisados, ainda, os resultados de cada conjunto, pode ser percebido que o peso booleano apresenta os melhores resultados, em grande parte dos experimentos.

Com base nos resultados descritos na Tabela 5.9, pode-se observar que as representações geradas com o uso do *stemming* foram mais precisas que aquelas fornecidas pelo

peso	DStem_Set	DCan_Set	KStem_Set	KCan_Set	NStem_Set	NCan_Set
booleano	90,35 $\pm$ 7,60	87,72 $\pm$ 6,62	96,49 $\pm$ 1,52	94,74 $\pm$ 2,63	96,49 $\pm$ 1,52	91,23 $\pm$ 5,48
frequência	92,11 $\pm$ 6,96	91,23 $\pm$ 6,08	94,74 $\pm$ 5,27	94,74 $\pm$ 5,27	94,74 $\pm$ 5,27	85,09 $\pm$ 8,04
tf $\times$ idf	87,72 $\pm$ 5,48	85,09 $\pm$ 6,62	93,11 $\pm$ 3,86		95,62 $\pm$ 4,02	85,97 $\pm$ 8,46
tf $\times$ idf normalizado	87,72 $\pm$ 6,08	86,84 $\pm$ 6,96	94,74 $\pm$ 2,63		95,62 $\pm$ 1,52	87,72 $\pm$ 5,48
log tf $\times$ idf normalizado	88,60 $\pm$ 6,62	86,84 $\pm$ 5,27	94,74 $\pm$ 2,63		93,86 $\pm$ 1,52	89,47 $\pm$ 2,64
entropia	84,21 $\pm$ 6,96	79,83 $\pm$ 4,02	82,46 $\pm$ 23,59		56,14 $\pm$ 47,83	29,82 $\pm$ 37,98

Tabela 5.8: Valores obtidos para a medida *accuracy*

peso	DStem_Set	DCan_Set	KStem_Set	KCan_Set	NStem_Set	NCan_Set
booleano	96,83 $\pm$ 5,50	96,30 $\pm$ 6,41	94,91 $\pm$ 0,15	93,25 $\pm$ 2,81	94,91 $\pm$ 0,15	92,79 $\pm$ 6,25
frequência	98,25 $\pm$ 3,04	96,83 $\pm$ 5,50	98,25 $\pm$ 3,04	98,25 $\pm$ 3,04	98,25 $\pm$ 3,04	91,30 $\pm$ 4,85
tf $\times$ idf	100,00 $\pm$ 0	97,78 $\pm$ 3,85	98,15 $\pm$ 3,21		96,39 $\pm$ 3,13	87,13 $\pm$ 6,71
tf $\times$ idf normalizado	94,74 $\pm$ 9,12	94,74 $\pm$ 9,12	94,73 $\pm$ 0,28		94,83 $\pm$ 0,15	87,83 $\pm$ 5,85
log tf $\times$ idf normalizado	98,04 $\pm$ 3,39	96,30 $\pm$ 6,41	94,73 $\pm$ 0,28		93,22 $\pm$ 2,38	86,29 $\pm$ 7,07
entropia	100,00 $\pm$ 0	100,00 $\pm$ 0	98,33 $\pm$ 2,89		66,67 $\pm$ 57,74	36,67 $\pm$ 55,08

Tabela 5.9: Valores obtidos para a medida precisão

etiquetador. De forma geral, os melhores resultados para a medida de precisão foram obtidos utilizando as representações cujos atributos foram identificados por ScpDStem. Quanto ao peso dos atributos, as representações com pesos baseados em frequência obtiveram melhores resultados, embora a precisão máxima tenha sido alcançada pelas representações com pesos baseado em entropia (DStem_Set e KCan_Set) e tf $\times$ idf (DStem_Set). Ao contrário do que ocorreu com a *accuracy*, as representações cujos atributos foram formados por mais termos, obtiveram resultados um pouco mais significativos.

Na Tabela 5.10 são apresentados os valores para a medida *recall* obtidos neste estudo de caso. Assim como para a *accuracy* e precisão, em geral os resultados mais significativos estão associados ao uso dos *scripts* que tem como base a utilização do *stemming* ao invés do etiquetador. Os resultados correspondentes ao conjunto NStem_Set, na maioria dos casos apresentaram como os melhores. Entretanto, não se pode generalizar que o uso de atributos com menos termos resultam em valores melhores para *recall*, uma vez que, em geral, as representações obtidas pelos *scripts* baseados em Mladenić (base para DStem_Set e DCan_Set) e que podem contar com atributos bem maiores que as representações que foram obtidas pelos *scripts* baseados em Kea (KStem_Set e KCan_Set), e mostraram uma eficiência pouco mais significativa. Quanto à medida para atribuição de peso, em geral, a frequência apresentou os melhores resultados.

peso	DStem_Set	DCan_Set	KStem_Set	KCan_Set	NStem_Set	NCan_Set
booleano	84.21±18.97	78.95±13.92	78.95±13.92	96.49±3.04	98.25± 3.04	89,47± 5,27
frequência	85.97±15.20	85.96±16.08	85.96±16.08	91.23±10.96	91.23± 10.96	77,19±13,24
tf×idf	75.44±10.96	71.93±13.25	71.93±13.25		94.74±5.27	84,21±13.93
tf×idf normalizado	80.70±10.96	78.95±13.92	78.95±13.92		96.49±3.04	87,72±8,04
log tf×idf normalizado	78.95±13.92	77.19±12.15	77.19±12.15		94.74±5.27	94,74±5,27
entropia	68.42±13.93	59.65±8.04	59.65±8.04		43.86±44.76	19,30±24,87

Tabela 5.10: Valores obtidos para a medida *recall*

peso	DStem_Set	DCan_Set	KStem_Set	KCan_Set	NStem_Set	NCan_Set
booleano	88.96 ±9.99	86,12 ±8,52	96,54 ±1,56	94.83 ±2.56	96,54 ± 1,56	91,09 ± 5,58
frequência	91.10 ±8.62	90,23 ±7,78	94,33 ±5,89	94.33 ±5.89	94,33 ± 5,89	83,44 ± 9,78
tf×idf	85.70 ±7,34	82,37 ±9,05	91,34 ±6,24		95,54 ± 4,12	85,39 ± 9,66
tf×idf normalizado	86.63 ±6.92	85,36 ±8,57	94,69 ±2,77		95,64 ± 1,56	87,66 ± 5,77
log tf×idf normalizado	86.92 ±8.68	85,11 ±7,10	94,69 ±2,77		93,88 ± 1,73	90,06 ± 2,07
entropia	80.73 ±9.49	74,51 ±6,23	70,31 ±44,42		51,24 ± 47,73	24,85 ± 34,54

Tabela 5.11: Valores obtidos para a medida F_1

Observando os resultados obtidos para a medida F_1 com base na Tabela 5.11, embora não tão evidente como para as demais medidas, pode-se verificar que grande parte dos resultados com a aplicação do *stemming* são um pouco mais significativos ou bem próximos dos resultados associados ao uso do etiquetador. Os resultados correspondentes ao uso das representações contendo atributos apenas de 1-gram foram bem próximas das que poderiam ser formadas por até 3-grams, sendo que de forma geral, ambas obtiveram melhores resultados que as representações compostas por um número maior de termos. Nesse caso, também as representações com peso baseado em frequência apresentaram melhores valores que as demais medidas.

É importante notar que se forem observadas todas as tabelas descritas nessa subseção, consegue-se identificar que as representações com peso baseado em entropia apresentam em todas as medidas melhor resultados quanto mais *grams* puderem constituir os atributos. Embora tenha-se alcançado o melhor valor para precisão com a entropia, vale ressaltar que os valores do desvio padrão são muito altos, a ponto de tornar o resultado das medidas irreal. Por exemplo, no caso da precisão obtida no conjunto NCan_Set a média foi de 36,67 enquanto o desvio padrão foi de 55,08.

5.2 Estudo de Caso 2 - Análise de Patentes Farmoquímicas

Um domínio no qual existe intenso interesse na análise de informação e aquisição de conhecimento para auxílio na tomada de decisão está relacionado à indústria Farmoquímica.

O Brasil tem uma significativa demanda de medicamentos genéricos que, aliada a uma análise estratégica das forças competitivas do mercado internacional (rotas economicamente viáveis, estrutura de mercado de produtores mundiais, volume de mercado, dentre outras), poderia sinalizar oportunidades de desenvolvimento para empresas brasileiras. Complementarmente, a lei que regula os direitos e obrigações que são relativos à propriedade industrial no Brasil dispõe sobre a obrigatoriedade de concessão de licença compulsória a objetos de patentes que não sejam fabricados no país decorridos três anos da concessão das patentes.

O monitoramento (levantamento e análise) de dispositivo, como este, pode ser considerado uma oportunidade ímpar para a identificação das possibilidades de inovação das estratégias de negócios. Neste contexto, o tratamento de um grande volume de informações utilizando *Text Mining* para a obtenção de conhecimento útil para processos de tomada de decisão se torna fundamental para a área de Farmoquímicos. Assim, esse estudo de caso tem como objetivo investigar alguns padrões presentes nos documentos de patentes farmoquímicas depositadas no banco de dados do INPI³. Os documentos de patentes podem ser considerados estruturados, uma vez que podem ser convertidos diretamente para uma tabela de um banco de dados. Entretanto, por possuir campos com descrições textuais contendo detalhes sobre os produtos, um pré-processamento dos mesmos se torna necessário para que possa ser realizado o processo de *Text Mining*.

5.2.1 Coleta de Documentos

As patentes depositadas e armazenadas no banco de dados no INPI estão disponíveis *online*, e podem ser acessadas por meio de uma consulta, referenciando palavras que devem estar presentes no título ou resumo da patente, ou ainda outras informações como classi-

³Instituto Nacional de Propriedade Industrial - <http://www.inpi.gov.br>

figuração, período de depósito, etc. Alguns desses campos podem ser vistos na Figura 5.3

Nº Pedido	PI9906428		
Data de Depósito	29/04/1999		
Prioridade	País	Nº	Data
	EP	98201467.2	06/05/1998
Data da Concessão	01/01/1900		
Classificação	C08F 10/00 / C08F 4:654 / C08F 4:651		
Título	COMPONENTES CATALÍTICOS, CATALISADOR E PROCESSO PARA A (CO)POLIMERIZAÇÃO DE OLEFINAS CH₂=CHR		
Resumo	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> "Componentes catalíticos, catalisador e processo para a (co)polimerização de olefinas ch~2~"chr"<D>. O presente invento diz respeito a componentes catalíticos para polimerização </div>		
Nome do Requerente	Montell Technology Company BV (NL)		
Nome do Inventor	Gianni Vitale / Giulio Balbontin / Giampiero Monni		
Nome do Procurador	Pietro Arboni S/C		
Número Pet	EP9902914		

Publicações				
Revista			Despacho	Lei
Número	Data	Código	Descrição	Número
1540	11/07/2000	L3	Notificação - Fase Nacional - PCT	9.279

Figura 5.3: Exemplo de um documento de patente disponível no *site* do INPI.

O resultado de uma busca é retornado em forma de *links* de páginas da *Web*, que por sua vez referenciam os documentos de patentes. Dessa forma, para se realizar a recuperação e armazenamento dos documentos resultantes de uma busca, é necessário recuperar cada documento de patente individualmente. Isso pode vir a ser um problema quando o número de documentos retornado é muito grande.

Para evitar esse *overhead* na recuperação das patentes, foi utilizado o módulo de apoio a coleta de documentos do Minador (Oliveira, 2000) que permite estabelecer uma conexão com o servidor de patentes e oferece uma interface de consulta semelhante à disponível no site do INPI, tendo a vantagem de que todas as patentes encontradas são recuperadas automaticamente. Por intermédio desta interface, foram coletados 109 documentos, que possuíam como palavras chaves os termos *farmoquímica*, *farmoquímico*, *farmacêutico* ou *farmacêutica*.

5.2.2 Preparação de Documentos

Analisando os documentos de patentes, percebeu-se que a manipulação dos mesmos requer alguns cuidados quanto a sua preparação, a começar pela padronização do tipo de formato em que os documentos estão disponíveis. Neste trabalho, para a transformação dos documentos de patentes em uma representação atributo-valor, as *tags* HTML presentes neles não são consideradas como atributos, elas são apenas usadas para identificação de delimitação dos campos nas patentes. Assim, nesta etapa o Minador foi utilizado para prover a conversão dos documentos HTML em documentos ASCII sem a presença de marcadores.

Nos documentos coletados, foram encontrados campos multivalorados, como, **classificação internacional**, **inventor**, **requerente** e **prioridade**. Em muitos casos, as ferramentas utilizadas para extração de conhecimento não suportam a representação atributo-valor contendo atributos multivalorados. Dessa forma, contando com a utilização do sistema Minador foram criados cinco documentos ASCII a partir dos documentos HTML, um para cada tipo de atributo multivalorado, e outro para os demais atributos existentes na patente, incluindo o campo de título e resumo. A partir de cada arquivo, ainda com auxílio do Minador, foi gerada uma tabela correspondente que atualmente foi portada para o banco de dados MySQL, conforme as especificações do ambiente Discover.

Observando a ilustração da patente, Figura 5.3, é possível notar que alguns campos como **data de depósito** e **classificação internacional** podem ser diretamente mapeados para valores simbólicos, enquanto os campos contendo descrições textuais não. Para prover a análise das patentes de forma a encontrar os padrões e/ou relacionamentos, inicialmente foram considerados apenas os campos formados por textos, **título** e **resumo**.

Para a obtenção de uma representação, contando com tais campos, foi utilizado o módulo de pré-processamento de textos. Em virtude do tempo de processamento, estimado com base nos resultados obtidos durante o estudo de caso anteriormente abordado, e a quantidade de atributos que a ferramenta Mineset suporta, foi utilizado o *script* ScpDS-tem para identificação dos atributos. Além disso, a utilização desse *script* foi escolhida, pois com o uso de termos compostos espera-se que a interpretação dos resultados seja mais fácil que utilizando atributos compostos apenas por um único *gram*.

Foram encontrados 1931 atributos e sobre esses foi utilizado o *script* Sep_tfidf, uma vez que na literatura tem sido freqüentemente referenciado. Dos 1931 atributos foram utilizados 59, em virtude de que ao ser realizada a discretização, os demais atributos foram mapeados a um único intervalo cuja faixa de valores tendia a zero. Alguns dos 59 atributos são: *acido*, *composto_famaceutico*, *doença*, *dosagem*, *hidrogenio*, *infecção*, *polimero*, *processo_tratamento*, *tratamento*, *produto_famaceutico*, e *uso_farmaceutico*.

A representação obtida foi convertida em uma tabela e relacionada ao banco de dados no MySQL, contendo as outras cinco tabelas sobre as patentes geradas pelo Minador.

A possibilidade de fazer junções via comandos SQL entre as tabelas é muito importante, uma vez que facilita a construção de representações híbridas. Ou seja, representações formadas pelos atributos identificados nas descrições textuais e os valores simbólicos diretamente obtidos dos demais campos das patentes, aqui referenciados como dados estruturados.

A justificativa para utilização de uma representação híbrida é que no contexto das patentes, para identificar outros padrões ou mesmo tendências, por exemplo, a evolução de uma tecnologia, é interessante que campos como **data de depósito**, também sejam considerados na análise, ao invés de realizar apenas a análise de campos textuais.

5.2.3 Experimentos Realizados e Resultados

Com a finalidade de encontrar relacionamentos ou padrões que pudessem indicar tendências, foi escolhido realizar a descoberta de regras de associações, que é considerada uma tarefa descritiva. Para isso, foi utilizada a ferramenta para geração de regras de associação do Mineset, inicialmente, sobre a representação obtida considerando-se apenas os campos título e resumo das patentes.

Com a utilização dessa ferramenta foi extraído um total de 418.776 regras. Cada regra é descrita na forma $LHS \rightarrow RHS$, que indica que se o LHS (*Left Hand Side*) for verdadeiro, então existe uma probabilidade de que o RHS (*Right Hand Side*) também seja. A importância de cada regra é medida através dos valores de *support*, *confidence*, *expected confidence* e *lift*, fornecidos pela ferramenta.

O *support* descreve a quantidade de vezes que LHS e RHS aparecem juntos no total de registros. O valor de *confidence* indica o número de vezes que LHS e RHS ocorrem juntos no total de vezes que LHS aparece. O *expected confidence* é o número de vezes que o RHS ocorre. O *lift* é obtido dividindo-se o valor de *confidence* pela *expected confidence*, e quanto maior o *lift* maior o grau de surpresa da regra, ou seja, maior o grau de interessabilidade da regra.

Estatisticamente, as regras encontradas apresentaram o valor médio de *confidence* $87 \pm 8,13$, e o de *expected confidence* igual a $81,6 \pm 7,9$. Já o valor médio de *support* foi de $70,3 \pm 8,46$ e o de *lift* de $1,07 \pm 0,015$. O número de atributos utilizados no antecedente e conseqüente da regra foi de no máximo 2. Um exemplo de regras obtidas é mostrado na Tabela 5.12.

regras	lift	confidence	expec. confidence	support
acido(...5,79917] and uso(... 2,54342] $\rightarrow$ farmaceutico(... 2,01178]	1,0695	89,29	83,49	68,8000
composição(...3,29365] $\rightarrow$ farmaceutico(... 2,01178] and hidrogenio (...6,6101]	1,0757	75,00	69,72	60,5505
composto(...3,7785] $\rightarrow$ hidrogenio (...6,6101] and peptide (...6,6101]	1,0541	97,67	92,66	77,0642

Tabela 5.12: Algumas regras extraídas do título e resumo das patentes farmoquímicas

A fim de prover uma análise de tendências ou relações existentes, por exemplo, entre os países e uso de alguma tecnologia, foram feitas consultas SQL para fazer a junção da tabela, correspondente à representação originalmente obtida (com 1931 atributos), com as quatro tabelas correspondentes aos campos multi-valorados, geradas pelo Minador. Dessa junção foi obtida uma tabela com 1082 registros, que é aqui tratada como uma representação híbrida, por ser formada por atributos provenientes de campos com descrições textuais e campos estruturados, que podem ser diretamente mapeados a um valor simbólico.

Com o auxílio do Mineset, esses atributos foram discretizados com base no atributo Classificação (multi-valorado). Esse atributo foi escolhido por estar diretamente relacionado à tecnologia envolvida nos produtos descritos nas patentes. Muitos dos atributos foram discretizados para um único valor tendendo a zero e, portanto, não foram considerados na análise. Assim, após a remoção dos atributos que apresentavam essa característica,

restaram 217 atributos.

Com o gerador de regras de associação do Mineset foram obtidas 66.695 regras que apresentaram o valor médio para *confidence* e *expected confidence* igual a $99,3 \pm 4,41$ e $84,1 \pm 30,79$, respectivamente. O valor médio para *lift* foi de $5,47$ *pm* $14,03$ e o valor médio para o *support* foi de $14,34 \pm 28,97$.

Na Tabela 5.13 são mostradas algumas das regras extraídas considerando uma representação híbrida formada pelos atributos gerados com uso do módulo de pré-processamento de texto e os atributos obtidos diretamente dos campos multi-valorados das patentes.

regras	lift	confidence	expec. confidence	support
Pais=AT → coagulo_sanguíneo =(14,0741 ...]	90,1667	100	1,11	1,1091
Nome do Requerente=Astra Aktiebolog(SH)→ doenca_provoca_defeito_sistema_imunologico(14,0741...]	54,1	100	1,85	1,8484
Data do Depósito=09/30/1996 → profilax_tratamento(14,0741 ...]	51,5238	100	1,94	1,9409

Tabela 5.13: Algumas regras extraídas da representação híbrida

5.2.4 Algumas Considerações

Considerando as regras de associações encontradas com a representação gerada a partir dos campos de resumo e título das patentes, pode-se perceber que é difícil compreender o significado de cada uma delas. Em geral, uma regra como a primeira da Tabela 5.12:

$$\text{acido}(\dots 5,79917] \text{ and } \text{uso}(\dots 2,54342] \rightarrow \text{farmaceutico}(\dots 2,01178]$$

o que pode-se concluir é que quando o atributo **acido** e o atributo **uso** possuem valores discretizados em $(\dots 5,79917]$ e $(\dots 2,54342]$, respectivamente, espera-se que o atributo **famaceutico** tenha valor discretizado em $(\dots 2,01178]$.

Ou seja, não se pode afirmar que essa regra indique que o ácido tem sido usado para finalidades farmacêuticas, uma vez que não se tem embutido nos atributos informações que nos permitam identificar quais substâncias são usadas nas patentes e quais atributos estão relacionados com finalidade das mesmas.

Talvez, para melhorar a análise, poderiam ser considerados pesos booleanos ou por frequência, que são valores mais fáceis de compreender, e que poderiam tornar possível

a análise de atributos que co-ocorrem nas patentes. Essa tarefa seria útil para dar uma visão de como estão distribuídos os termos entre as patentes, e auxiliar um usuário a identificar as patentes que sejam por ele consideradas possivelmente interessantes.

Considerando as regras de associação obtidas com uso da representação mista, têm-se os mesmos problemas quanto a sua interpretação. Contudo, o que pode ser percebido é que melhores resultados são obtidos, desde a discretização dos atributos. Em geral, os valores para confiança das regras foi superior àqueles encontrados com a representação dos campos textuais. Entretanto, o valor médio da porcentagem de patentes que dá suporte às regras é muito inferior.

5.3 Considerações Finais

Os experimentos descritos neste capítulo, foram realizados com intuito de validar o módulo de pré-processamento de texto desenvolvido neste trabalho, quanto aos aspectos relacionados a identificação dos atributos e à utilização de diferentes medidas de atribuição de peso. Nesses experimentos foram utilizadas duas aplicações importantes de *Text Mining*: categorização de documentos e análise de patentes para apoiar processo de inteligência competitiva.

Perante os resultados obtidos com a atividade de categorização de documentos, pôde ser observado que a utilização dos *scripts* para identificação dos atributos que fazem uso de *stem* provêm melhores resultados que aqueles que utilizam forma canônica. De forma geral, as abordagens mais simples tanto de identificação de atributos (como é o caso das que consideram apenas atributos compostos por *1-gram*), quanto de atribuição de peso (como as que utilizam pesos booleano ou por frequência), aparentemente apresentam melhores resultados.

Em relação aos resultados obtidos nos experimentos envolvendo análise de patentes, pode ser constatado que a presença de um especialista do domínio é fundamental para auxiliar a identificação dos atributos e talvez um forma mais adequada de representação dos documentos de patentes, principalmente no que diz respeito aos atributos obtidos dos campos textuais.

Vale ressaltar que mesmo que os resultados dessa última análise não tenham sido muito satisfatórios, quando considerado o domínio da aplicação, é possível perceber que a representação híbrida é muito importante.

Capítulo 6

Conclusões

Diante da chamada era da informação, muitas organizações vêm se deparando com a necessidade de obter, urgentemente, novas perspectivas e visões que lhes forneçam vantagens em relação a possíveis concorrentes. Para alcançar tais vantagens é de fundamental importância que se conheça, rapidamente, as características do mercado no qual a organização está inserida e prever em que direção este caminha.

No processo de tomada de decisão, é comum a utilização de técnicas para extração de conhecimentos de bases de dados. No entanto, tem-se percebido, principalmente com o advento da Internet, que existem muitas informações importantes divulgadas em documentos na forma de texto. Diante disso, o processo *Text Mining* torna-se importante para apoiar a extração de conhecimento.

Como abordado, o *Text Mining* pode ser dividido em quatro grandes etapas: coleta de documentos, pré-processamento, descoberta de conhecimento e avaliação e interpretação dos resultados. A etapa de pré-processamento, foco deste trabalho, é bastante importante por fornecer a representação com a qual é possível aplicar os algoritmos de extração de conhecimento.

Para que seja possível obter uma representação mais próxima do contexto real do documento, algumas das técnicas utilizadas são dependentes de idioma. Como grande parte dos trabalhos desenvolvidos são baseados no idioma inglês, ainda existem dificuldades para encontrar ferramentas de apoio para a extração de padrões em textos de outros idiomas, como é o caso do português. Esse fato foi comprovado no estudo das ferramentas

disponíveis para apoiar as diversas aplicações de *Text Mining*.

Assim o objetivo principal deste trabalho consistiu na investigação de técnicas que pudessem auxiliar a realização da preparação de textos em português. Para automatizar essa atividade foi projetado e desenvolvido um Módulo de Pré-processamento de Textos para esse idioma, que faz parte de um projeto maior para o desenvolvimento do Ambiente Computacional para Extração de Conhecimento em Dados e Textos, denominado Discover.

Para o desenvolvimento desse módulo foram implementados seis *scripts* para a identificação de atributos e seis *scripts* para atribuição de pesos, que são necessários para a construção da representação, que geralmente é fornecida na forma de atributo-valor. Tendo em vista a grande quantidade de atributos que podem ser identificados, e a exaustão computacional dos métodos de extração de conhecimento diante de grandes representações, foram também implementados quatro *scripts* para redução da representação.

Para a construção dos *scripts* de identificação de atributos, foram utilizados como base três algoritmos distintos baseados em (Mladenić, 1998; Witten et al., 1999; Weiss and Indurkha, 1997). Esses algoritmos utilizam diferentes estratégias para considerar que termos constituirão os atributos, por exemplo, o baseado em (Mladenić, 1998) considera que os atributos possam ser formados por até cinco termos que não sejam *stopwords* e que tenham ocorrido pelo menos quatro vezes. No caso do algoritmo baseado em (Witten et al., 1999), os atributos podem ser formados por até três termos, sendo que o primeiro e o último não devem ser *stopwords*. E os atributos, considerados pelo uso do algoritmo baseado em (Weiss and Indurkha, 1997), devem ser apenas formados por um único termo que não seja *stopwords*. Vale ressaltar que, para esse último algoritmo o usuário deve definir o valor de um parâmetro, que está associado a quantidade de atributos relevantes que serão identificados.

Para cada um desses três algoritmos foram considerados o uso de uma estratégia para a realização da normalização dos termos com base em *stemming* e outra com base na análise léxica e sintática, provida através de uma ferramenta (etiquetador) aprimorada e cedida pelo NILC.

Para testar os *scripts* de identificação de atributos e atribuição de pesos foi realizado um estudo de caso envolvendo a classificação de textos dos domínios de Aquisição de Conhecimento e Redes Neurais. Tendo em vista a grande quantidade de atributos identificados, o tempo para a execução dos *scripts* de atribuição de pesos, e considerando a quantidade de representações obtidas da combinação dos diferentes *scripts* (veja Figura 3.4, pag. 51), optou-se por realizar os experimentos utilizando três combinações distintas do conjunto de documentos.

Através desses experimentos, pode ser percebido que a quantidade de atributos é muito elevada, principalmente quando utiliza-se atributos compostos de mais de um termo, chegando a ponto de tornar inviável a execução de certos *scripts* de atribuição de pesos.

A princípio suspeitava-se que identificando os atributos através de um processo lingüístico mais complexo, como o fornecido pelo etiquetador, poderia ser obtida maior eficiência na classificação dos documentos. Ao contrário do que era esperado, o uso do algoritmo de *stemming* proporcionou melhores resultados nos experimentos realizados.

Além dessas questões, também foram avaliados os resultados obtidos em relação à medida de peso utilizada para construção da representação. Muitos trabalhos, têm utilizado pesos gerados pela medida $tf \times idf$ ou $tf \times normalizado$, pois levam em considerações algumas questões que tornariam a representação mais eficiente. No entanto, no estudo de caso realizado, medidas mais simples como para atribuição de peso booleano e por frequência obtiveram bons resultados. Talvez, isso se deva a alguma característica dos domínios abordados ou quíça pela influência da escolha dos atributos e/ou quantidade dos mesmos.

Como parte deste trabalho também foi realizado um experimento envolvendo patentes farmoquímicas com o propósito de encontrar padrões que pudessem indicar a tendência sobre o uso de algum produto. Para que fosse possível a análise dos campos textuais desses documentos, foi utilizado o Módulo de Pré-processamento de Textos.

A ferramenta Mineset foi utilizada para encontrar regras de associações entre os registros da representação obtida dos documentos de patentes. E o que pode ser percebido é que a forma como a investigação foi conduzida talvez tenha que sofrer algumas alterações.

pois contando-se apenas com uma representação atributo-valor, onde os atributos são palavras e os pesos são valores relacionados a sua frequência no texto, é difícil obter regras significativas. Considerando a seguinte regra: **acido(...5,79917]** and **uso(...2,54342]** $\rightarrow$ **farmaceutico (...2,01178]**, pode-se concluir que é esperado que o atributo **farmaceutico** tenha peso até 2.01178, quando o atributo **ácido** tenha peso variando até 5,79917 e o atributo **uso** tenha peso variando até 2,54342.

Assim, para verificar a utilidade dessa regra, assim como outras extraídas, é de extrema importância que se conte com um especialista do domínio.

Talvez seja interessante poder contar com uma representação que possa conter atributos que indiquem diretamente o produto utilizado na patente, ou a finalidade de seu uso. Entretanto, a identificação automática desses atributos exige um complexo processamento de língua natural.

Embora a análise de patentes tenha fornecido resultados pouco significativos, pesquisas em torno de atividades como essa devem continuar, uma vez que consistem em aplicações de extremo interesse principalmente para apoiar o processo de inteligência competitiva. A afirmação de que o processo *Text Mining* possa vir a fazer mais do que classificar textos é comprovada numa entrevista recente com Hearst (Lucas, 2001).

Nessa entrevista, ela dá um parecer de que muitas pessoas pensam que *Text Mining* está relacionado com uma maneira de encontrar informações mais facilmente na *Web*. Ela adverte que essa atividade, no entanto, concerne à Recuperação de Informação, enquanto que *Text Mining* tem um potencial de ser muito mais que recuperação de informação. Para a pesquisadora, pesquisa em jornais médicos para encontrar novas hipóteses de causa e sintomas de uma doença é um dos casos ideais do que *Text Mining* é capaz de fazer.

No que diz respeito ao desenvolvimento do Módulo de Pré-processamento de Textos, pode-se considerar que este trabalho validou a maior parte dos conceitos abordados. Alguns pontos ainda deixados em aberto, referem-se à necessidade de:

- realização de experimentos utilizando *10-fold cross validation*, caso houvesse viabilidade quanto ao tempo despendido;
- uma investigação das características do algoritmo utilizado para a realização de

stemming, envolvendo o levantamento das condições que favorecem o seu uso em relação ao de um processo lingüístico mais complexo:

- investigação dos métodos de redução de atributos, para verificar como eles afetam o desempenho dos algoritmos de extração de conhecimento de textos;
- utilização de dicionários com termos relacionados ao domínio da aplicação, a fim de propiciar a construção de uma representação mais próxima do contexto do documento, além de mais reduzida;

Assim, as sugestões feitas aqui focam-se nas atividades ligadas diretamente à continuação imediata dos trabalhos efetuados.

Referências Bibliográficas

- Aas, K. and Eikvil, L. (1999). Text categorization: A survey. Technical Report 941, Norwegian Computing Center, Oslo, Norweg. <http://citeseer.nj.nec.com/aas99text.html>.
- Agrawal, R., Psaila, G., Wimmers, E., and Zait, M. (1995). Querying shapes of histories. In *Proceedings of the 21th International Conference on Very Large Databases*, pages 502-514.
- Agrawal, R. and Srikant, R. (1995). Mining sequential patterns. In *Proceedings of the 11th International Conference on Data Engineering*.
- Apté, C., Damerau, F., and Weiss, S. M. (1994). Automated learning of decision rules for text categorization. *ACM Transactions on Information Systems*, 12(3):233-251.
- Baeza-Yates, R. A. (1998). Searching the www: Challenges and possible solutions. In *Proceedings of IBERAMIA'98 - 6th Iberoamerican Conference on Artificial Intelligence*, pages 39-51, Lisboa, Portugal.
- Braga, A. P., Carvalho, A. C. P. L. F., and Ludermir, T. B. (2000). *Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações*. Livros Técnicos e Científicos (LTC).
- Buckley, C., Salton, G., Allan, J., and Singhal, A. (1994). Automatic query expansion using SMART: TREC 3. In *Text REtrieval Conference*, pages 69-80.
- Cohen, W. W. (1996). Learning rules that classify e-mail. In *AAAI Spring Symposium on Machine Learning in Information Access*, pages 18-25.
- Cohen, W. W. and Hirsch, H. (1998). Joins that generalize: text classification using whirl. In *Proceedings of KDD'98 - 4th International Conference on Knowledge Dis-*

- covery and Data Mining*, pages 169–173.
- Cohen, W. W. and Singer, Y. (1999). Context-sensitive learning methods for text categorization. *ACM Transactions on Information Systems*, 17(2):141–173.
- Cutting, D. R., Kargerand, D. R., Pedersen, J. O., and Tukey, J. W. (1992). Scatter/gather: A cluster-based approach to browsing large document collections. In *Proceedings of the 15th Annual International ACM/SIGIR Conference*, pages 318–329.
- Fayyad, U. M., Piatestsky-Shapiro, G., and Smyth, P. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview*, pages 1–34. AAAI Press, Menlo Park, CA.
- Feldman, R. and Dagan, I. (1995). Knowledge discovery in textual databases (KDT). In *Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining KDD '95*, pages 112–117, Montreal, Canada.
- Ferreira, A. B. H. (2001). *Novo Dicionário da Língua Portuguesa*. Editora Nova Fronteira, 28 edition.
- FOCI (2001). Flexible organizer for competitive intelligence. http://textmining.kdrl.org.sg:8080/index_ie.html.
- Froelich, J. (2000). Textanalyst tutorial. http://www.megaputer.com/products/ta/tutorial/text_analyst_tutorial.htm%1.
- Goebel, M. and Gruenwald, L. (1999). A survey of data mining and knowledge discovery software tools. In *Proceedings of ACM SIGKDD Explorations*, volume 1, pages 20–33.
- Good, I. J. (1965). *The Estimation of Probabilities: An Essay on Modern Bayesian Methods*. MIT press.
- Hearst, M. A. (1994). Multi-paragraph segmentation of expository text. In *Proceedings of the 32nd Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 9–16.
- Hearst, M. A. (1995). Tilebars: Visualization of term distribution information in full text information access. In *Proceedings of the ACM SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 59–66.

- Hearst, M. A. (1999). Untangling text data mining. In *Proceedings of ACL'99: 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*.
- Holland, J. H. (1986). Escaping brittleness: the possibilities of general-purpose learning algorithms applied to parallel rule-based systems. *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, 2(27):593-623.
- Hull, D. A. (1994). Improving text retrieval for the routing problem using latent semantic indexing. In *Proceedings of SIGIR'94 - 17th ACM International Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pages 282-289.
- IBM (1998). Intelligent miner for text, guia inicial, versão 2.3. <http://www-4.ibm.com/software/data/iminer/fortext/publications/GETSTART%/BRAZILIA/IMOGOS00.PDF>.
- Inquisit (2001). Inquisit - the search engine with an iq - technical overview. <http://www.inquisit.com>.
- Joachims, T. (1997). A probabilistic analysis of the rochio algorithm with tfidf for text categorization. In *International Conference on Machine Learning*.
- Joachims, T. (2000). Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. *I Congresso de Lógica Aplicada à Tecnologia*, pages 785-789.
- Joachims, T., Freitag, D., and T. Mitchell (1997). Webwatcher: A tour guide for the world wide web. In *Proceedings of IJCAI97*. <http://citeseer.nj.nec.com/joachims97/webwatcher.html>.
- John, G., Kohavi, R., and Pfleger, K. (1994). Irrelevant features and the subset selection problem. In *Proceedings of the eleventh International Conference on Machine Learning*, pages 167-173.
- Koster, M. (1997). Robots in the web: threat or treat. <http://info.webcrawler.com/mak/projects/robots/threat-or-treat.html>.
- Kupiec, J., Pedersen, J., and Chen, F. (1995). A trainable document summarizer. In *Proceedings of SIGIR'95 - 18th Annual International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Seattle, WA USA.

- Lagus, K. (2000). *Text Mining with the WEBSOM*. PhD thesis, Department of Computer Science and Engineering, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland. ISBN 951-22-5260-0.
- Lee, H. D. (2000). Seleção e construção de features relevantes para o aprendizado de máquina. Master's thesis, ICMC-USP, São Carlos, SP.
- Lent, B., Agrawal, R., and Srikant, R. (1997). Discovering trends in text databases. In Heckerman, D., Mannila, H., Pregibon, D., and Uthurusamy, R., editors, *Proc. 3rd Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining, KDD*, pages 227–230. AAAI Press.
- Li, H. and Yamanishi, K. (1999). Text classification using esc-based stochastic decision lists. In *Proceedings of CIKM'99 – 8th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, pages 122–130, Kansas City, US.
- Li, Y. and Jain, A. K. (1998a). Classification of text documents. *The Computer Journal*, 41(8):537–546.
- Li, Y. H. and Jain, A. K. (1998b). Classification of text documents. *The Computer Journal*, 41(8):537–546.
- Loh, S. (1997). Descoberta de conhecimento em bases de dados textuais. <http://atlas.ucpel.tche.br/~loh/dc-texto.htm>.
- Loh, S., Wives, L. K., and Oliveira, J. P. M. (2000). Concept-based knowledge in text extracted from the web. In *Proceedings of SIGKDD Explorations*, volume 2, pages 29–39.
- Losee, R. M. (2001). Term dependence: A basis for luhn and zipf models. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*.
- Lucas, M. (2001). Mining in textual mountains – an interview with marti hearst. <http://mappa.mundi.net/trip-m/hearst/>.
- Luhn, H. P. (1958). The automatic creation of literature abstracts. *IBM Journal of Research and Development*, 2:159–165.

- Martins, C., Pardo, T., Espina, A., and Rino, L. (2001). Introdução à sumarização automática. Technical Report RT-DC 002/2001, Departamento de Computação, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, SP.
- Michalski, R. (1978). Pattern recognition as knowledge-guided computer induction. Technical Report 927, Department of Computer Science – University of Illinois, Urbana-Champaign, I11.
- Miller, G., Beckwith, R., Fellbaum, C., Gross, D., and Miller, K. (1990). Introduction to wordnet: An online lexical database. *International Journal of Lexicography (special issue)*, 3(4):235–312.
- Mitchell, T. M. (1996). *Machine Learning*. McGraw Hill.
- Mladeníć, D. (1998). *Machine Learning on non-homogeneous, distributed text data*. PhD thesis, University of Ljubljana – Faculty of Computer and Information Science, Ljubljana.
- Moulinier, I. and Ganascia, J. G. (1996). Applying an existing machine learning algorithm to text categorization. In Wermter, S., Riloff, E., and Schiler, G., editors, *Connectionist, statistical, and symbolic approaches to learning for natural language processing*, pages 343–354. Springer Verlag. Published in the Lecture Notes for Computer Science series, number 1040.
- Neves, M. L. (2001). Pubsfinder – um agente inteligente para busca e classificação de páginas de publicações. Master’s thesis, Centro de Informática – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE.
- Nunes, M. G. V. (1996). The design of a lexicon for brazilian portuguese: Lessons learned and perspectives. In *Proceedings of the II Workshop on Computational Processing of Written and Speak Portuguese*, pages 61–70.
- Oliveira, R. B. T. (2000). O processo de extração de conhecimento de base de dados apoiado por agentes de software. Master’s thesis, ICMC-USP, São Carlos, SP.
- Oliveira, R. B. T. and Rezende, S. O. (2001). Minador: a multi-agent system to support the knowledge discovery in databases process.

- OpenMuscat (2000). Search engine. <http://open.muscat.com>.
- Peterson, R. E. (1997). Eight internet search engines compared. *First Monday*, 2(2).
http://www.firstmonday.dk/issues/issue2_2/peterson.
- Porter, M. F. (1980). An algorithm for suffix stripping. *Program*, 14(3):130–137.
- Quinlan, J. R. (1990). Induction of decision trees. In Shavlik, J. W. and Dietterich, T. G., editors, *Readings in Machine Learning*. Morgan Kaufmann. Originally published in *Machine Learning* 1:81–106, 1986.
- Quinlan, J. R. (1993). C4.5 programs for machine learning. Morgan Kaufmann, CA.
- Rizzi, C. B., Wives, L. K., de Oliveira, J. P. M., and Engel, P. M. (2000). Fazendo uso de categorização de textos em atividades empresariais. In *International Symposium on Knowledge Management/Document Management (ISKM/DM 2000)*, pages 251–268.
- Salton, G. (1988). Term-weight approaches in automatic text retrieval.
- Sebastiani, F. (1999). Machine learning in automated text categorisation: a survey. Technical Report IEI-B4-31-1999, Istituto di Elaborazione dell’Informazione, Consiglio Nazionale delle Ricerche, Pisa, Italy. <http://faure.iei.pi.cnr.it/~fabrizio/Publications/ACMCS00/ACMCS00.pdf>.
- SPSS (2001). Textsmart brochure. <http://www.spss.com/PDFs/TSBR0-0498W.pdf>.
- Srikant, R. and Agrawal, R. (1996). Mining sequential patterns: Generalizations and performance improvements. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Extending Database Technology*, volume 1057, pages 3–17.
- Tan, A. H. (1999). Text mining: The state of the art and the challenges. In *Proceedings of the Pacific Asia Conference on Knowledge Discovery and Datamining PAKDD '99 workshop on Knowledge Discovery from Advanced Databases*, pages 65–70.
- Thomas, J. D. and Sycara, K. (1999). Integrating genetic algorithms and text learning for financial prediction. In *Proceedings of the GECCO-2000 Workshop on Data Mining with Evolutionary Algorithms*.
- VanRijsbergen, C. J. (1979). *Information Retrieval*. (Second Edition). Butterworths, London.

- Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York.
- Weiss, S. (1996). Finding stuff on the web. <http://www.cs.jhu.edu/~weiss/websrch.html>.
- Weiss, S. M. and Indurkha, N. (1997). *Predictive Data Mining - A Practical Guide*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco, California.
- Witten, I. H., Paynter, G. W., Frank, E., Gutwin, C., and Nevill-Manning, C. G. (1999). KEA: Practical automatic keyphrase extraction. In *ACM DL*, pages 254–255.
- Yang, Y. (1999). An evaluation of statistical approaches to text categorization. *Information Retrieval*, 1-2(1):69–90.
- Yang, Y. and Chute, C. G. (1994). An example-based mapping method for text categorization and retrieval. *ACM Transactions on Information Systems*, 12(3):252–277.
- Yang, Y. and Liu, X. (1999). A re-examination of text categorization methods. In *Proceedings of SIGIR'99 - 22nd ACM International Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pages 42–49.
- Yang, Y. and Pedersen, J. O. (1997). A comparative study on feature selection in text categorization. In *Proceedings of ICML'97 - International Conference on Machine Learning*, pages 412–420. Morgan Kaufmann.
- Zipf, G. (1949). *Human Behaviour and the Principle of Least Effort*. Addison-Wesley.