Uma Arquitetura de *Question-Answering* Instanciada no Domínio
de Doenças Crônicas

Luciana Farina Almansa

DISSERTAÇÃO APRESENTADA
AO
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO E MATEMÁTICA
DA
FACULDADE DE FILOSOFIA, CIÊNCIA E LETRAS DE RIBEIRÃO PRETO
DA
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PARA
OBTENÇÃO DO TÍTULO
DE
MESTRE EM CIÊNCIAS

Programa: Programa Interunidades de Pós-Graduação em Bioinformática da
Universidade de São Paulo

Orientador: Profa. Dra. Alessandra Alaniz Macedo

Durante o desenvolvimento deste trabalho a autora recebeu auxílio financeiro da CAPES

São Paulo, Agosto de 2016

Uma Arquitetura de *Question-Answering* Instanciada no Domínio de Doenças Crônicas

Esta é a versão original da dissertação elaborada pela
candidata Luciana Farina Almansa, tal como
submetida à Comissão Julgadora.

Dedico à todas as pessoas que fizeram parte dessa jornada.

Agradecimentos

Aos meus pais que sempre me apoiaram e me forneceram a estrutura educacional e emocional necessária.

A todos os professores que passaram até hoje na minha vida e me proporcionaram todo conhecimento e aprendizado para minha formação acadêmica, profissional e pessoal.

Aos meus amigos, pelo incentivo e pelo apoio constante.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) por ter financiado esta pesquisa.

À Universidade de São Paulo, pela oportunidade de nela estudar e desenvolver este projeto.

À minha orientadora, Profa. Dra. Alessandra Alaniz Macedo, pela dedicação e contribuição para a concretização deste trabalho e por ter contribuído para meu crescimento científico, intelectual e pessoal.

Aos secretários e técnicos do Departamento de Computação e Matemática e do Programa Interunidades de Pós-Graduação em Bioinformática pelo apoio com as questões burocráticas e técnicas.

À Lariza Laura de Oliveira pelas conversas, pelo apoio científico e por me acalmar em muitos momentos difíceis.

À Juliana C. de Lima Rodrigues que muito me apoiou durante toda a concretização deste projeto.

Aos meus colegas do laboratório deixo meu muito obrigada pelo apoio nos momentos difíceis do projeto e pelas risadas e conversar descontraídas.

Enfim, agradeço profundamente à todos que de alguma forma fizeram parte desse projeto e dessa jornada que foi o mestrado.

“Nunca é alto o preço a se pagar pelo privilégio de pertencer a si mesmo”
Friedrich Nietzsche

Resumo

ALMANSA, L. F. **Uma Arquitetura de *Question-Answering* Instanciada no Domínio de Doenças Crônicas**. 2016. 104 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

Nos ambientes médico e de saúde, especificamente no tratamento clínico do paciente, o papel da informação descrita nos prontuários médicos é registrar o estado de saúde do paciente e auxiliar os profissionais diretamente ligados ao tratamento. A investigação dessas informações de estado clínico em pesquisas científicas na área de biomedicina podem suportar o desenvolvimento de padrões de prevenção e tratamento de enfermidades. Porém, ler artigos científicos é uma tarefa que exige tempo e disposição, uma vez que realizar buscas por informações específicas não é uma tarefa simples e a área médica e de saúde está em constante atualização. Além disso, os profissionais desta área, em sua grande maioria, possuem uma rotina estressante, trabalhando em diversos empregos e atendendo muitos pacientes em um único dia. O objetivo deste projeto é o desenvolvimento de um *Framework* de *Question Answering* (QA) para suportar o desenvolvimento de sistemas de QA, que auxiliem profissionais da área da saúde na busca rápida por informações, especificamente, em epigenética e doenças crônicas. Durante o processo de construção do *framework*, estão sendo utilizados dois *frameworks* desenvolvidos anteriormente pelo grupo de pesquisa da mestranda: o SisViDAS e o FREDs, além de desenvolver os demais módulos de processamento de pergunta e de respostas. O QASF foi avaliado por meio de uma coleção de referências e medidas estatísticas de desempenho e os resultados apontam valores de precisão em torno de 0,7 quando a revocação era 0,3, para ambos o número de artigos recuperados e analisados eram 200. Levando em consideração que as perguntas inseridas no QASF são longas, com 70 termos por pergunta em média, e complexas, o QASF apresentou resultados satisfatórios. Este projeto pretende contribuir na diminuição do tempo gasto por profissionais da saúde na busca por informações de interesse, uma vez que sistemas de QA fornecem respostas diretas e precisas sobre uma pergunta feita pelo usuário.

Palavras-chave: *Question Answering*, Extração de Informação, Recuperação de Informação e Processamento de Linguagem Natural.

Abstract

ALMANSA, L. F. **A Question-Answering Architecture Instantiated on the Domains of Chronic Disease**. 2016. 104 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

The medical record describes health conditions of patients helping experts to make decisions about the treatment. The biomedical scientific knowledge can improve the prevention and the treatment of diseases. However, the search for relevant knowledge may be a hard task because it is necessary time and the healthcare research is constantly updating. Many healthcare professionals have a stressful routine, because they work in different hospitals or medical offices, taking care many patients per day. The goal of this project is to design a Question Answering Framework to support faster and more precise searches for information in epigenetic, chronic disease and thyroid images. To develop the proposal, we are reusing two frameworks that have already developed: SisViDAS and FREDs. These two frameworks are being exploited to compose a document processing module. The other modules (question and answer processing) are being completely developed. The QASF was evaluated by a reference collection and performance measures. The results show 0,7 of precision and 0,3 of recall for two hundred articles retrieved. Considering that the questions inserted on the framework have an average of seventy terms, the QASF shows good results. This project intends to decrease search time once QA systems provide straight and precise answers in a process started by a user question in natural language.

Keywords: Question Answering, Information Extraction, Information Retrieval, Natural Language Processing.

Sumário

Lista de Abreviaturas	viii
Lista de Símbolos	ix
Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Objetivo	3
1.2 Materiais e Métodos	3
1.3 Contribuições	4
1.4 Organização do Trabalho	4
2 Fundamentos Teóricos	5
2.1 Recuperação de Informação	5
2.1.1 Modelos Clássicos de RI: Booleano, Vetorial e Probabilístico	8
2.1.2 Expansão de Consultas	9
2.1.3 Avaliações de Sistemas de RI	10
2.2 Extração de Informação	11
2.2.1 Mineração de Texto	12
2.2.2 Aprendizado de Máquina	14
2.2.3 Dicionários	15
2.3 Sistemas de <i>Question-Answering</i>	16
2.3.1 Processamento da Questão	17
2.3.2 Processamento de Documentos	19
2.3.3 Processamento da Resposta	19
2.3.4 Avaliação de Sistemas de QA	20
3 Trabalhos Relacionados: Sistemas de QA	22
3.1 Histórico dos Sistemas de QA	22
3.2 Sistemas de QA Atuais	23
3.2.1 Sistemas de QA nos Domínios da Saúde	26
3.3 Sistemas de QA no Brasil	27
3.4 Comparativo dos Sistemas de QA	28

4	Trabalhos de Suporte	30
4.1	Framework para Sistema de Vigilância para Doenças Crônicas (SisViDAS)	30
4.2	Framework para Redução da Descontinuidade Semântica em Imagens Médicas (FREDs)	33
5	Question Answering Surveillance Framework (QASF)	40
5.1	Arquitetura do QASF	40
5.1.1	Processamento da Questão	41
5.1.2	Processamento dos Documentos	45
5.1.3	Processamento da Resposta	46
5.2	Modelagem do QASF	49
5.3	Interfaces do QASF	55
6	Avaliação do QASF	56
6.1	Coleções de Referência	56
6.1.1	AskHERMES	57
6.1.2	FnATI (<i>Fine-needle Aspiration Thyroid Images</i>)	57
6.1.3	EDRMrSa (<i>Epigenetic Data Related between Medical Records and Scientific Articles</i>)	57
6.2	Avaliação dos Módulos do QASF	59
6.2.1	Processamento da Questão	60
6.2.2	Processamento de Documentos	64
6.2.3	Processamento da Resposta	69
7	Conclusões	73
7.1	Contribuições	74
7.2	Dificuldades e Limitações	74
7.3	Trabalhos Futuros	74
A	Prontuários dos Paciente Simulados	76
	Referências Bibliográficas	80

Lista de Abreviaturas

AIML	<i>Artificial Intelligence Markup Language</i>
AM	Aprendizado de Máquina (<i>Machine Learning</i>)
CAD	Sistema de Apoio ao Diagnóstico (<i>Computer Aided Diagnosis</i>)
CLEF	<i>Conference and Labs of the Evaluation Forum</i>
EI	Extração de Informação (<i>Information Extraction</i>)
FAQ	Perguntas Frequentes (<i>Frequently Asked Question</i>)
FREDS	Framework para Redução da Descontinuidade Semântica em Imagens Médicas
IARPA	<i>Intelligence Advanced Research Projects Activity</i>
KNN	k-Vizinhos mais Próximos (<i>k-Nearest Neighbor</i>)
LHS	Sistemas de Aprendizado em Saúde (<i>Learning Healthcare System</i>)
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MSKCC	<i>Memorial Sloan-Kettering Cancer Center</i>
MT	Mineração de Texto (<i>Text Mining</i>)
NER	Reconhecimento de Entidades Nomeadas (<i>Named Entity Recognition</i>)
NIST	<i>National Institute of Standards and Technology</i>
NLTK	<i>Natural Language Toolkit</i>
PAAF	Punção Aspirativa por Agulha Fina (<i>Fine Needle Aspiration Biopsy</i>)
PAE	Programa de Aperfeiçoamento do Ensino
PLN	Processamento de Linguagem Natural (<i>Natural Language Processing</i>)
POS-tagging	Etiquetador Morfossintático (<i>Part-of-Speech Tagger</i>)
QA	Perguntas e Respostas (<i>Question Answering</i>)
QASF	<i>Question Answering Surveillance Framework</i>
RGB	Vermelho, Verde e Azul (<i>Red, Green and Blue</i>)
RI	Recuperação de Informação (<i>Information Retrieval</i>)
SisViDAS	Framework para Sistema de Vigilância para Doenças Crônicas
SQAS	<i>Shallow Question Answering System</i>
START	<i>SynTactic Analysis using Reversible Transformation</i>
SVM	Máquina de Vetores de Suporte (<i>Support Vector Machine</i>)
TIFF	<i>Tagged Image File Format</i>
TREC	<i>Text Retrieval Conference</i>
UC	<i>UNIX Consultant</i>
UML	<i>Unified Modeling Language</i>
UMLS	<i>Unified Medical Language System</i>

Lista de Símbolos

$\vec{d}_n$	Representação do documento por um vetor
n	Número de documentos
q	Consulta do usuário
$\vec{q}$	Representação da consulta do usuário na forma de vetor
$f_{i,j}$	Frequência do termo
k_i	Representação do termo
d_j	Representação do documento
$\log\left(\frac{N}{n_i}\right)$	Frequência inversa de documentos do termo
t	Tamanho do vocabulário
$w_{i,j}$	Pesos dos termos de índices para os documentos
$w_{i,q}$	Pesos dos termos de índices para a consulta do usuário
c_p	Representação de uma classe
$\vec{c}_p$	Vetor centroide no espaço dos termos
β e γ	Modelam a importância relativa de termos nos documentos
N_p	Representação do conjunto de treinamento
n_p	Representação do número de documentos da classe c_p
$\vec{d}_j$	Representação dos documentos pertencentes a classe c_p no espaço vetorial
$\vec{d}_l$	Representação dos não pertencentes à classe c_p no espaço vetorial
R	Representação dos documentos relevantes
$ R $	Quantidade total de documentos pertencentes ao conjunto R
A	Conjunto de Respostas
$ A $	Quantidade total de documentos retornados
$ Ra $	Os documentos pertencentes ao conjunto de documentos relevantes e documentos resposta
$P(j)$	Precisão
$R(j)$	Revocação
$F(j)$	<i>F-measure</i>
l	Limiar para seleção das respostas candidatas

Lista de Figuras

1.1	Número de citações de artigos científicos, segundo o MEDLINE, apresentados por década sem a discriminação de idiomas e somente no idioma inglês. Fontes: MEDLINE (2003a,b). * A década de 2010 compreende as citações do período entre Janeiro de 2010 e Novembro de 2014.	2
2.1	Esquema de funcionamento de um sistema de Recuperação de Informação.	6
2.2	Arquitetura genérica de um sistema de RI. Fonte: Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999).	7
2.3	Apresentação de algumas técnicas de Extração de Informação. (1) As <i>stopwords</i> foram desconsideradas. (2) Busca por palavras importantes do texto. (3) Transformação do texto, em formato não-estruturado, em uma representação estruturada na forma de matriz. (O texto utilizado para demonstração das técnicas de Extração de Informação é baseado em Ciccacci <i>et al.</i> (2013).)	12
2.4	Exemplo de stemming.	13
2.5	Exemplos de análises morfo/sintática e semântica.	13
2.6	Superfície de separação com as margens maximizadas. Fonte: Medeiros (2004).	15
2.7	Arquitetura genérica de um sistema de <i>Question-Answering</i>	16
2.8	Exemplos de informações implícitas que podem ser descobertas nessa etapa. O objetivo principal é encontrar as palavras que estão sublinhadas por meio da análise do conteúdo da questão.	17
2.9	Exemplo de conversão de uma pergunta, em linguagem natural, em um vetor de palavras-chave.	19
2.10	Exemplo de comparação entre a estrutura gramatical da resposta candidata e da resposta correta. Neste contexto, a ordem das cores de ambas as frases devem estar alinhadas.	20

4.1	Estrutura do <i>framework</i> SisViDAS: (a) Módulo para criação e atualização da coleção de artigos. (b) Interface de busca. (c) Coleção <i>online</i> de artigos científicos. (d) Ontologias do domínio. (e) Recuperação de artigos científicos de repositórios <i>online</i> . (f-g-j) Processamento textual dos artigos recuperados dos repositórios <i>online</i> e dos prontuários inseridos, apoiados pelo módulo base do processamento textual composto pelas técnicas de Processamento de Linguagem Natural. (h) <i>Database</i> local com a coleção já processada. (i-n-m) Interface com o usuário, recebe como entrada prontuários médicos do paciente e retorna grupos de risco e os <i>abstracts</i> de artigos científicos mais relevantes. (k) Módulo que mede a similaridade entre prontuário médico do paciente e artigos científicos. (l) Processo de acesso aos artigos pré-processados e retorna os que tem os maiores graus de similaridade. (o) Artefatos linguísticos, como, por exemplo, UMLS. (p) Reconhecimento de conceitos. BASEADO EM (Pollettini <i>et al.</i> , 2014).	31
4.2	Interfaces do usuário do SisViDAS (Pollettini, 2011).	34
4.3	Estrutura do <i>framework</i> FREDs. BASEADO EM: (Pessotti, 2012).	35
4.4	Interface do usuário do <i>framework</i> FREDs.	38
5.1	Arquitetura da proposta do QASF.	41
5.2	Análise da questão por correspondência de padrões. Primeiramente, a pergunta é analisada afim de descobrir os elementos gramaticais que à compõe. Em seguida, o sujeito da questão é enviado para o banco de dados WordNet e, por fim, a definição do sujeito é recebida pelo QASF.	42
5.3	Primeira etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. Primeiramente, o QASF elimina os pronomes interrogativos ('X' na cor vermelha), em seguida, as <i>stopwords</i> são eliminadas ('X' na tonalidade alaranjada) e por fim, as pontuações são eliminadas ('X' na tonalidade azul).	43
5.4	Segunda etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. Primeiramente, o QASF envia as palavras do vetor para o WordNet retornar seus sinônimos. Caso não haja sinônimos, o QASF solicita que o WordNet busque pelos termos hiperônimos do termo que está sendo avaliado.	44
5.5	Final da segunda etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. O processo de lematização é representado pela tonalidade vermelha. A aplicação da técnica de <i>stemming</i> é apresentada nas tonalidades azul e verde. Contudo, a tonalidade verde representa também a redução de duas palavras que possuem o mesmo radical a um único elemento no vetor de palavras-chave final.	44
5.6	Exemplo do processo de preparação dos parágrafos dos <i>abstracts</i> que serão analisados pelo QASF. A letra "t" da palavra "the" (em negrito) foi convertida para minúscula uma vez que ela representa início de frase. Em seguida, as palavras sublinhadas na "Frase normal" e na "Frase modificada" mostram o processo de transformação por meio das técnicas de <i>stemming</i> e lematização. Em seguida, o "vetorPalavras" (criado no módulo anterior) e a "Frase modificada" (frase candidata modificada) são comparadas entre si na busca por padrões de correspondência. Estes padrões podem ser visualizados nas palavras destacadas em tonalidades vermelha e rosa. Caso o limiar <i>l</i> seja 2, por exemplo, esta frase pode ser considerada uma frase candidata.	46

5.7	Apresentação do primeiro método de cálculo da similaridade. O primeiro passo, o QASF busca pelas palavras sinônimas nas frases candidatas as substituem pela palavra-chave. Quando o QASF encontrar as palavras “cancer” e “malignant neoplastic disease” nas frases candidatas, o framework substituirá essas duas palavras pela palavra-chave “carcinoma”. Em seguida, os radicais das palavras que compõem a pergunta e as respostas candidatas são extraídas por meio de técnicas de stemming e lematização e, por fim, o cálculo da similaridade por meio do cosseno do ângulo entre a pergunta e as frases candidatas modificadas é realizado.	48
5.8	Apresentação do segundo método de cálculo da similaridade. Neste modelo, a questão e as frases candidatas permanecem no formato original e a similaridade é calculada por meio do cosseno do ângulo entre a pergunta do usuário e cada resposta candidata.	49
5.9	Diagrama de caso de uso do QASF.	50
5.10	Diagrama de atividades do QASF.	51
5.11	Diagrama de classes do QASF. O QASF é composto da união dos frameworks SisViDAS + FREDs com as classes desenvolvidas pela aluna mestranda. O diagrama é baseado em: Pollettini (2011) e Pessotti (2012).	54
5.12	Interfaces do usuário do QASF.	55
6.1	Prontuário simulado do Paciente 2 da EDRMrSa.	59
6.2	Questão criada a partir do prontuário simulado do Paciente 2 da EDRMrSa.	59
6.3	Respostas retornadas pelo WordNet para o vetor de palavras do Paciente 2.	62
6.4	Vetor de palavras resultante da primeira etapa de criação do vetor final de palavras-chaves do QASF do Paciente 2.	63
6.5	Vetor final de palavras-chave resultante da primeira etapa de criação do vetor palavras-chaves do QASF do Paciente 2. O vetor apresenta os termos sinônimos e hiperônimos dos sete primeiro termos do vetor final completo.	63
6.6	Precisão x Revocação média na recuperação de artigos científicos variando a quantidade máxima de artigos a serem recuperados.	67
6.7	Exemplos de respostas candidatas do Paciente 2.	68
6.8	Resultado do cálculo da similaridade. (a) Primeira maneira de calcular a similaridade (“cosseno1”). Nessa maneira, as palavras sinônimas são substituídas por uma palavra principal e as técnicas de <i>stemming</i> e lematização são aplicadas. (b) Segunda maneira de calcular a similaridade (“cosseno2”). A similaridade é calculada entre a pergunta e as frases candidatas na forma gramatical original.	70
6.9	Precisão média calculada para os dois métodos de calcular o cosseno. (a) Precisão média variando a quantidade de artigos recuperados. (b) Precisão média por paciente.	71

Lista de Tabelas

2.1	Representação de um documento na forma de informação estruturada de uma matriz atributo-valor.	14
2.2	Apresentação das expressões que iniciam perguntas em inglês e seus respectivos significados. Fonte: Srihari e Li (1999).	18
3.1	Sistematização de alguns sistemas de QA da literatura e suas respectivas abordagens.	29
6.1	Classificação de uma coleção de referência em classes pelo QASF. Os valores foram obtidos com o auxílio da técnica de validação cruzada (<i>k-fold</i>), cujo $k = 10$	60
6.2	Número de termos que obtiveram respostas retornadas pelo WordNet em função da quantidade total de termos criados por prontuário. Na tabela, cada linha representa um prontuário distinto. A coluna “Total” apresenta a quantidade total de termos gerados por prontuário e a coluna “Resp” apresenta a quantidade de termos que obtiveram algum retorno do WordNet. Ambas as colunas variam em função do número de palavras que compõem o termo (“Uma”, “Duas”, “Três” ou “Quatro”).	61
6.3	Número de palavras que compõem o vetor de palavras-chave de cada questão processada pelo QASF.	64
6.4	Acurácia alcançada pelos extratores de características em função dos classificadores avaliados. Os valores dos extratores que apresentaram melhor desempenho foram destacados em negrito.	65
6.5	Percentual de mudança com a agregação da morfologia.	66
6.6	Matriz de confusão do pior caso (DWT+COOC+MORPHO e MLP). As linhas representam as classes reais e as colunas as classes preditas. As células representam a quantidade de núcleos classificada em relação a classe real e a classe predita pelo FREDs.	66
6.7	Quantidade de respostas candidatas recuperadas de acordo com o tamanho da coleção de documentos recuperada.	68

Capítulo 1

Introdução

No ambiente médico, especificamente no tratamento clínico do paciente, o papel da informação descrita nos prontuários médico é registrar o estado de saúde do paciente e auxiliar os profissionais diretamente ligados ao tratamento das pessoas. A investigação dessas informações em escalas regionais ou até mesmo nacionais apoiadas por pesquisas biomédicas podem apoiar o desenvolvimento de padrões de prevenção e tratamento de enfermidades. Estes padrões, por sua vez, podem ser transformados em protocolos, diretrizes e materiais educativos que colaboram no tratamento do paciente (Shortliffe e Cimino, 2013). Nesse sentido, Shortliffe e Cimino (2013) vislumbram o futuro de sistemas computacionais médicos como “Learning Healthcare Systems” (LHS). Segundo esses pesquisadores, sistemas LHS funcionarão de acordo com um ciclo de informação, cujo os dados distribuídos de prontuários eletrônicos do paciente serão submetidos a base de dados de registros médicos e de pesquisa científica para serem processados e gerarem conhecimento.

Na área da saúde, os artigos científicos são uma importante fonte de informações e de descobertas relevantes de informação. Os artigos científicos podem ser agrupados de acordo com seu conteúdo-chave ou área de especialidade em bibliotecas digitais como, por exemplo, o PubMed ¹. À medida que os artigos são inseridos, a rede de informação vai aumentando e se tornando cada vez mais rica e complexa para buscar informações desejadas (Cohen e Hunter, 2008; Rzhetsky *et al.*, 2009). Este contexto dificulta o bom aproveitamento das informações contidas nos artigos científicos pela sociedade, em geral, e pela comunidade científica e profissional da área da saúde. Nos últimos cinquenta anos, a produção científica tem apresentado um aumento crescente no número de publicações (Larsen e von Ins, 2010). O número de artigos citados nas últimas décadas cresceu na ordem de milhões de citações. Este aumento pode ser confirmado e visualizado nas informações estatísticas disponibilizadas pelo MEDLINE ² e apresentadas na Figura 1.1. O eixo horizontal dessa figura apresenta o número de citações de artigos científicos por décadas, desde 1950 a 2010. O eixo vertical apresenta a quantidade de artigos citados na ordem de milhões.

¹<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed>

²O MEDLINE é uma base de dados de referências indexadas de jornais das áreas de biomedicina e áreas relacionadas (MEDLINE, 2004)

Figura 1.1: Número de citações de artigos científicos, segundo o MEDLINE, apresentados por década sem a discriminação de idiomas e somente no idioma inglês. Fontes: MEDLINE (2003a,b). * A década de 2010 compreende as citações do período entre Janeiro de 2010 e Novembro de 2014.

Na Figura 1.1, o gráfico apresenta, entre os anos de 1950 e 2014, um crescimento constante na quantidade de artigos citados. Praticamente a cada década houve um aumento de um milhão de citações. Contudo, no período entre as duas últimas décadas (1990 e 2000), esta diferença duplicou, alcançando quase dois milhões de artigos citados em apenas dez anos. O aparente decréscimo no número de citações entre 2010 e 2014 pode ser explicado pelo fato de que a década de 2010 é caracterizada apenas por um período de quatro anos (2010 a 2014). Nesse pequeno período, o número de citações é ligeiramente superior ao número de citações realizadas durante toda a década de oitenta. Outro dado importante apresentado na Figura 1.1 é a comparação entre o “Número de citações” e o “Número de citações em inglês”. Na área médica, nos últimos cinquenta anos, os artigos no idioma inglês são os mais citados. A quantidade de citações somam um total de aproximadamente 17,3 milhões (MEDLINE, 2003b).

Devido a grande quantidade de artigos científicos disponíveis, ler artigos científicos é uma tarefa que exige tempo e disposição. Quando um profissional quer conhecer melhor um assunto específico, ele precisa buscar por artigos científicos em revistas ou em repositórios *online*, que, possivelmente, tenham a informação desejada. Além da quantidade de artigos, a busca por informações desejadas tende a ser árdua e complexa devido a quantidade de artigos científicos escritos, algumas vezes, em idiomas diferente da língua nativa e em diferente estruturas e formatos, resultando na necessidade do usuário de formulação de expressões de consultas mais eficientes e minuciosas.

A área médica está em constante atualização sobre novos tratamentos, medicações e procedimentos. Os profissionais da área, em sua grande maioria, possuem uma rotina estressante, trabalhando em diversos empregos e atendendo muitos pacientes em um único dia (ABS, 2005). Os sistemas computacionais de Recuperação de Informação (RI) e *Question Answering* (QA) são ferramentas que podem auxiliar esses profissionais da saúde no processo de mineração da informação e redução do tempo consumido no processo de busca.

Para Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999), os sistemas de RI são responsáveis pela representação e pela organização das informações, de modo que o acesso à informação seja facilitado para o usuário. Na literatura científica, foram identificadas tentativas de construção de mecanismos com-

putacionais de relacionamentos de informações na área da saúde. Mourão *et al.* (2015) propuseram um sistema de relacionamento e recuperação multimodal de informações médicas baseado em casos clínicos. O sistema recupera imagens médicas ou casos clínicos, a partir de uma abordagem que utiliza expansão de termos da consulta com base em *thesauri* médico e técnicas de recuperação de informação multimodal. Thong e Son (2015) desenvolveram um sistema de auxílio ao diagnóstico médico baseado em técnicas de lógica *fuzzy* e sistema de recomendação. Pollettini *et al.* (2014) desenvolveram um sistema de vigilância para doenças crônicas para alertar profissionais da saúde sobre problemas no desenvolvimento de seus pacientes. Esse sistema relaciona informações científicas de artigos e prontuários médico do paciente, a partir de relacionamentos conceituais.

Uma das desvantagens dos sistemas de RI é a quantidade de documentos retornados como resultado do processo de recuperação de informação (Kolomiyets e Moens, 2011). Na tentativa de minimizar esse problema, os sistemas de QA podem ser utilizados. Para Kolomiyets e Moens (2011), os sistemas de QA são um tipo de sistema de recuperação de informação mais sofisticado. Em sistemas de QA, a informação que o usuário necessita é apresentada em linguagem natural e, como resultado do processo, respostas curtas e diretas são retornadas ao usuário. Desse modo, a principal diferença entre os sistemas de RI e de QA é o tipo de resultado retornado pelo processo de busca. Os sistemas de RI consideram o documento, em sua totalidade, importante para ser apresentado ao usuário. Nos sistemas de QA, os trechos específicos são considerados relevantes para o usuário.

1.1 Objetivo

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um *Framework*³ de *Question Answering*, chamado *Question Answering Surveillance Framework* (QASF) para apoiar profissionais de computação a criar sistemas de QA que auxiliem profissionais da área da saúde na busca rápida e direta por informações da área da saúde.

1.2 Materiais e Métodos

Durante o processo de construção do QASF foram utilizados dois *frameworks* desenvolvidos anteriormente por alunos do grupo de pesquisa desta mestranda: o SisViDAS (Pollettini *et al.*, 2014) e o FREDs (Macedo *et al.*, 2016). O SisViDAS é um *framework* que recupera artigos científicos associados à fatores de riscos descritos em prontuários médico do paciente e alerta especialistas da área da saúde sobre problemas no desenvolvimento humano. O FREDs recupera laudos de exames médicos associados à informações de imagens de diagnóstico de Punção Aspirativa de Tireoide com Agulha Fina. Ambos os *frameworks* compõem parte do processo de recuperação de documentos para a extração de respostas candidatas do QASF.

Os outros componentes do QASF, processador da pergunta e processador da resposta, foram desenvolvidos pela mestranda apoiada por alunos de iniciação científica do grupo de pesquisa. Estes componentes foram desenvolvidos utilizando a linguagem de computação Python⁴, apoiada,

³Segundo Roberts e Johnson (1996) “*Frameworks são modelos de sistemas reutilizáveis, total ou parcialmente, descrito por um conjunto de classes abstratas e a forma como elas colaboram entre si.*”

⁴<https://wiki.python.org/moin/>

principalmente, pela biblioteca de processamento de linguagem natural *NLTK*⁵ e pela biblioteca de aprendizado de máquina *scikit-learn*⁶

1.3 Contribuições

Este projeto contribui com a construção de um *framework* de software que permite a criação de sistemas do tipo *Question Answering*. Os sistemas buscam as respostas em diferentes tipos de fontes de dados (artigos científicos, registros médicos e laudos de exames médicos), de acordo com o nível de permissão de acesso ao usuário. A arquitetura do *framework* foi construída para suportar a transição entre domínios de aplicação. Neste sentido, para alterar o domínio é necessário apenas a atualização da base de artigos científicos utilizada para a busca pela informação de interesse e a troca das ontologias e dicionários do domínio. Neste primeiro momento de construção e primeiras avaliações do *framework* de QA, o domínio de aplicação em epigenética⁷ e doenças crônicas foi utilizado. As respostas retornadas pelo sistema de QA são uma tentativa de diminuir o tempo gasto por profissionais da saúde na busca por informações de interesse.

1.4 Organização do Trabalho

Este documento está estruturado da seguinte forma: no Capítulo 2, os fundamentos teóricos que apoiam a construção do *framework* e do sistema de QA propostos são apresentados. Esses fundamentos teóricos são: (i) Recuperação de Informação, (ii) Extração de Informação e (iii) Sistemas de *Question Answering*. No Capítulo 3, o estado da arte é descrito descrevendo os trabalhos relacionados. No Capítulo 4 são apresentados os trabalhos de suporte de uma das etapas de processamento do *framework* QASF. No Capítulo 5, a arquitetura e a modelagem do QASF são detalhadas e no Capítulo 6, as avaliações são apresentadas. Por fim, no Capítulo 7, as conclusões do trabalho e os trabalhos futuros são apresentados e discutidos.

⁵<http://www.nltk.org/>

⁶<http://scikit-learn.org/stable/>

⁷Estudos em medicina genômica sugerem que seres humanos expostos a fatores de risco no início da vida como, por exemplo, a escassez de alimentos, aliados à fatores ambientais podem sofrer influências na expressão do gene e, como resultado, na vida adulta desenvolverem doenças crônicas (as doenças cardiovasculares, a diabetes e a obesidade). A epigenética é a área da Biologia que estuda essas influências na expressão do gene (Barker, 2001).

Capítulo 2

Fundamentos Teóricos

No desenvolvimento de sistemas *Question Answering* de apoio à profissionais da área da saúde, essencialmente, conceitos e tecnologias de Recuperação de Informação e de Extração de Informação são utilizados para relacionar a consulta formulada pelo usuário em busca da informação desejada e os documentos manipulados para gerar uma resposta objetiva ao usuário final.

Os mecanismos computacionais de Recuperação de Informação buscam as informações relevantes a serem manipuladas para a geração de relacionamentos. Na Extração de Informação, mecanismos de Mineração de Texto e Aprendizado de Máquina são investigados para a geração e o relacionamento dos conceitos identificados. O resultado da integração desses mecanismos pode ser representado por redes de relacionamento de informações do domínio. Portanto, neste capítulo, os conceitos de Recuperação de Informação, de Extração de Informação e de Sistemas de *Question Answering* são apresentados.

2.1 Recuperação de Informação

O volume das publicações disponíveis em bibliotecas digitais e em repositórios da Web está crescendo consideravelmente nos últimos anos. À medida que este volume aumenta, alguns problemas como, por exemplo, a complexidade e a lentidão na busca por informações de interesse e a existência do *gap* semântico entre “o que” o usuário deseja buscar e “como” ele expressa essa informação na criação de uma consulta surgem. Para minimizar estes problemas, cientistas da área da Ciência da Computação concentram seus esforços na definição de métodos eficientes para manipular grandes quantidades de informações em tarefas de coleta e de indexação de informações (Frakes e Baeza-Yates, 1992).

Para os autores Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999), a Recuperação de Informação (RI) é um processo que se estende desde a representação da informação até o seu acesso, tal que a representação e a organização da informação facilite a obtenção dos dados por parte do usuário. Na Figura 2.1, um exemplo de como o processo de recuperação de documentos é realizado – desde a preparação da informação a ser utilizada na pesquisa até a apresentação ao usuário das informações recuperadas – é apresentado. O processo de recuperação de informação pode ser executado em diferentes tipos de documentos textuais. Na Figura 2.1 (1), os tipos de documentos escolhidos para demonstrar o processo de recuperação foram os “Artigos Científicos” e os “Prontuários Médico do Paciente”. Esses tipos de documentos foram escolhidos para comporem a exemplificação do processo de recuperação de informação devido ao fato de se relacionarem diretamente à proposta deste trabalho. Neste sen-

Figura 2.1: Esquema de funcionamento de um sistema de Recuperação de Informação.

tido, relacionamentos entre informações de “Artigos Científicos” e “Prontuários Médico do Paciente” são criados.

A primeira etapa do processo de recuperação de informação é transformar os documentos que poderão ser recuperados em um modelo de dados adequado para as técnicas computacionais que recuperam documentos. Na Figura 2.1 (1), o modelo de dados apresentado é a matriz de atributo/documento, cuja cada linha da matriz representa um documento da coleção, cada coluna da matriz um termo do conjunto de palavras da coleção e cada célula à frequência do termo em cada documento. No contexto de RI, a célula é o peso da palavra no documento. Esse peso pode ser definido usando diferentes tipos de atribuições de pesos, o mais simples é a frequência dos termos no documento.

A próxima etapa do processo de RI é iniciada pelo usuário inserindo no sistema de recuperação de documentos as palavras que podem representar a sua consulta na busca dos documentos de interesse. O buscador de conteúdos da internet Google¹ realiza processamento semelhante. Quando há o desejo de buscar sites que correspondam a um interesse específico, o usuário digita no buscador palavras que representam o conteúdo desejado. Essas palavras compõem uma consulta computacional que tanto no Google quanto nos demais sistemas de RI, é transformada em um modelo de dado que seja condizente com o modelo de dados da coleção de documentos disponíveis (ou sites, no caso do Google) para recuperação da informação (ver Figura 2.1 (2)). Em seguida, os documentos disponíveis para recuperação e a consulta feita pelo usuário são convertidos para o modelo de representação de informações onde ambos podem ser comparados. Na Figura 2.1 (3), o modelo de representação vetorial é apresentado. Cada documento é representado por um vetor $\vec{d}_n$, cujo n representa o número de documentos disponíveis para recuperação, e a consulta do usuário é representado por $\vec{q}$. Posteriormente, a similaridade entre a consulta e cada documento é calculada. Este cálculo pode ser realizado usando a medida do cosseno do ângulo formado entre a consulta do usuário e

¹<https://www.google.com.br/>

cada documento. Os resultados com valores mais elevados do cálculo de similaridade correspondem aos documentos mais similares à consulta do usuário. Por fim, esses documentos são retornados ao usuário (ver Figura 2.1 (4)). Na literatura computacional, os autores Baeza-Yates e Ribeiro-Neto apresentam uma arquitetura genérica de um sistema de recuperação de informação. Esta arquitetura é apresentada na Figura 2.2.

Figura 2.2: Arquitetura genérica de um sistema de RI. Fonte: Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999).

De acordo com a Figura 2.2, os documentos que são utilizados na recuperação de informações são armazenados em uma base de texto (*Text Database*). Define-se também uma visão(ões) lógica(s) (*logical view*) dos documentos por meio das especificações (i) dos documentos a serem utilizados, (ii) das operações a serem realizadas na transformação dos documentos em uma visão lógica (*Text Operations*) e/ou (iii) das estruturas de elementos que poderão ser recuperadas. Após definir a visão lógica dos documentos, o gerenciador de banco de dados (*DB Manager Module*) inicia o processo de Indexação (*Indexing*) gerando o índice (*Index*) representado por um arquivo invertido (*inverted file*). O índice é um “facilitador” que permite buscas (*Searching*) a grandes quantidades de dados de forma rápida e eficiente (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999).

Após a indexação da base de documentos é possível recuperar os documentos a partir da consulta. O usuário descreve em uma expressão de busca o que deseja buscar (*user need*) usando as interfaces de usuário (*User Interfaces*). Essa expressão passa por um processo de transformação (*Text Operations*), semelhante aos documentos indexados e, posteriormente, por um processo específico para a criação da consulta computacional (*Query Operations*). Ao final dessa processo, as consultas que são representações computacionais do que o usuário deseja são criadas. Em seguida, as consultas são processadas pelos sistemas de recuperação de documentos com o intuito de recuperar os documentos de interesse (*Searching*) (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). Por fim, os documentos recuperados (*retrieved docs*) são ordenados (*ranking*) por meio de alguma métrica de similaridade.

Uma tentativa de aprimorar os resultados obtidos no processo de recuperação dos documentos (*ranked docs*) é por meio do processo de retroalimentação (*user feedback*). O usuário examina os documentos retornados pela consulta e indica os documentos mais relevantes para o contexto pesquisado. Posteriormente, essas informações de relevância dos documentos são adicionadas a

consulta tornando-a mais próxima das necessidades do usuário (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). Mais informações de expansão de consultas estão na Seção 2.1.2

Os sistemas de recuperação de informação podem ir além de uma simples recuperação de informação que satisfaça uma consulta. Eles podem abordar também problemáticas de processamento de linguagem natural como, por exemplo, a ambiguidade, a sinonímia e as negações (Cardoso, 2004). Nesse sentido, a recuperação de informação pode envolver uma análise aprofundada, agregando dados e informações que não necessariamente estejam explicitados no texto. O processo de recuperação pode utilizar vários modelos de recuperação. Os modelos clássicos são booleano, vetorial e probabilístico.

2.1.1 Modelos Clássicos de RI: Booleano, Vetorial e Probabilístico

O modelo booleano utiliza os conceitos da Álgebra Booleana (Muller, 1954). Nesse modelo, os termos dos documentos são representados por pesos binários, ou seja, se eles estão presentes no documento recebem o valor 1, caso contrário 0. A relevância de um documento é calculada por meio da comparação entre documentos e a consulta feita pelo usuário na forma de uma expressão booleana composta por termos e operadores lógicos. As principais deficiências desse modelo são a dificuldade de tradução do desejo do usuário em uma expressão booleana de busca e o fato das decisões serem baseadas em critérios binários (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999; Singhal, 2001).

O modelo vetorial propõe o uso de correspondências parciais para representar os termos dos documentos. O uso desse modelo é motivado pelo fato dos pesos binários serem fatores limitantes para uma busca mais assertiva. Assim, a indexação de termos nas consultas e nos documentos recebem pesos não-binários. Os pesos, nesse modelo, são calculados por meio de uma medida estatística chamada *tf-idf* (abreviação do inglês *term frequency - inverse document frequency*) (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). O intuito desta medida é avaliar a importância de um termo em um documento em relação a uma coleção de documentos. Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (2013) adotam as Equações 2.1a e 2.1b, respectivamente, para os cálculos *tf-idf*.

$$TF_i = 1 + \log \sum_{j=1}^N f_{i,j} \quad (2.1a)$$

$$IDF_i = \log \left(\frac{N}{n_i} \right) \quad (2.1b)$$

cujo $f_{i,j}$ é a frequência do termo k_i no documento d_j e $\log \left(\frac{N}{n_i} \right)$ é a frequência inversa de documentos do termo k_i . Posteriormente, os pesos *tf-idf* encontrados são utilizados no cálculo do grau de similaridade entre os documentos da base de documentos e a consulta criada pelo usuário. Geralmente, os documentos são ordenados em ordem decrescente de similaridade (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999, 2013).

Para calcular a similaridade entre um documento d_j e uma consulta do usuário q , representações vetoriais t -dimensionais são criadas, cujo t é o tamanho do vocabulário, que armazena os pesos dos termos de índices ($w_{i,j}$ para os documentos e $w_{i,q}$ para a consulta do usuário). O resultado da similaridade é o cálculo da correlação entre os vetores $\vec{d}_j$ e $\vec{q}$, ou seja, o cosseno do ângulo entre esses dois vetores (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). O cálculo é apresentado na Equação 2.2, cujos $|\vec{d}_j|$ e $|\vec{q}|$ representam, respectivamente, as normas (comprimento do vetor no espaço vetorial) dos

vetores de documentos e da consulta.

$$\begin{aligned} \text{sim}(d_j, q) &= \frac{\vec{d}_j \bullet \vec{q}}{|\vec{d}_j| \times |\vec{q}|} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^t w_{i,j} \times w_{i,q}}{\sqrt{\sum_{i=1}^t w_{i,j}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^t w_{i,q}^2}} \end{aligned} \quad (2.2)$$

Para Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999), o modelo vetorial é simples, rápido e eficiente, quando comparado com outros métodos de recuperação de informação, além de ser um dos modelos mais conhecidos e utilizados. Contudo, como desvantagem, este modelo retorna conjuntos de respostas custosos de serem aprimorados sem o auxílio de artifícios como, por exemplo, a expansão de consultas.

O modelo probabilístico foi apresentado na década de setenta pelos professores Stephen Robertson e Karen Sparck Jones (Robertson e Spärck Jones, 1976). O modelo é conhecido também como Modelo de Independência Binária (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). A proposta desse modelo é utilizar dados da consulta do usuário para gerar um conjunto preliminar de documentos que possa satisfazer a consulta. Em seguida, por meio de interações com o usuário, que decide quais documentos são relevantes, o modelo refina a recuperação dos documentos tornando o conjunto recuperado mais próximo das necessidades reais do usuário (Bonfim, 2006).

2.1.2 Expansão de Consultas

Um dos problemas do processo de recuperação de informação é a dificuldade do usuário em expressar para os sistemas de RI as suas necessidades de busca. Para minimizar este problema, e, conseqüentemente, melhorar o desempenho dos sistemas de RI, pesquisadores da área estudam a aplicação de técnicas computacionais para atuar na ampliação dos termos já apresentado pela consulta e na reavaliação dos pesos das consultas (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999).

A retroalimentação (*feedback*) de informação relevante é uma das técnicas mais comuns em recuperação de informação para o aprimoramento das consultas construídas pelo usuário. A técnica consiste em avaliar um pequeno grupo de documentos recuperados pelo sistema de RI e encontrar quais são os documentos retornados mais relevantes. A ideia é extrair deste grupo seletos de documentos os termos e as expressões mais relevantes que possam ser utilizados na reestruturação das consultas do usuário em consultas subsequentes. Nesse contexto, as abordagens podem ser divididas em: (i) retroalimentação de dados relevantes apoiado pelo usuário (*Relevance Feedback*) (ii) análise automática local dos documentos e (iii) análise automática global dos documentos (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999).

As técnicas de relevância de *feedback* variam conforme o modelo de recuperação de informação utilizado. Por exemplo, para o modelo vetorial a abordagem de *feedback* mais conhecida é a de Rocchio (Rocchio, 1971). Esta abordagem parte do pressuposto que os usuários dos sistemas que avaliam os documentos tem a percepção de quais documentos devem ser considerados relevantes e irrelevantes (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999, 2013; Manning *et al.*, 2008; Xu e Croft, 1996). A abordagem de Rocchio prevê a interpretação humana do conjunto de treinamento de documentos como informação de *feedback*. Seguindo o modelo vetorial, cada documento d_j é representado por

um vetor de termos ponderado, dado por:

$$\vec{d}_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{t,j}) \quad (2.3)$$

cujo $w_{i,j}$ é o peso do termo no documento d_j e t o tamanho do vocabulário. Os termos dos documentos de treinamento que pertencem a uma dada classe c_p oferecem retroalimentações positivas. Por outro lado, os termos não pertencentes à c_p oferecem alimentações negativas. Em seguida, as informações obtidas no processo de retroalimentação são sintetizadas em um vetor centroide $\vec{c}_p$ no espaço dos termos. O cálculo do vetor centroide é dado pela equação apresentada a seguir. Esta equação corresponde à fórmula de Rocchio (Hull, 1993) adaptada para classificação de texto.

$$\vec{c}_p = \frac{\beta}{n_p} \sum_{d_j \in c_p} \vec{d}_j - \frac{\gamma}{N_t - n_p} \sum_{d_l \notin c_p} \vec{d}_l \quad (2.4)$$

cujos β e γ modelam a importância relativa de termos nos documentos relacionados e não relacionados à classe c_p . N_p representa o conjunto de treinamento e n_p o número de documentos da classe c_p . $\vec{d}_j$ é a representação dos documentos pertencentes a classe c_p no espaço vetorial e $\vec{d}_l$ os não pertencentes à classe c_p . Após a definição do vetor centroide, um novo documento pode ser comparado calculando a sua distância até o centroide (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999, 2013).

As abordagens de análise automática local e global de documentos implicam na identificação de termos sinônimos e complementares às consultas do usuário. Algumas das principais fontes de conhecimento para a expansão das consultas do usuário são as ontologias, os dicionários e os *thesauri* (Cardoso, 2004). Na abordagem global, todos os documentos da coleção são utilizados para criar um *thesauri* que, posteriormente, será apresentado ao usuário para seleção dos termos da expansão da consulta. Por outro lado, a abordagem local utiliza os documentos retornados pela consulta do usuário para determinar automaticamente os termos que serão utilizados na expansão da consulta (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999).

2.1.3 Avaliações de Sistemas de RI

A avaliação de sistemas de recuperação da informação não é uma tarefa trivial, pois exige a construção de uma coleção de referência, a escolha das métricas a serem utilizadas e uma metodologia para a comparação dos resultados (Silva *et al.*, 2003). Nos dias atuais existem conferências que disponibilizam coleções de referências para avaliação de sistemas de RI. Uma das mais conhecidas é a TREC² (*Text Retrieval Conference*), que é mantida pelo NIST (*National Institute of Standards and Technology*) e pelo IARPade (*Intelligence Advanced Research Projects Activity*). A TREC disponibiliza coleções de referências que objetivam proporcionar um ambiente controlado para avaliação de métodos de recuperação de informação. Os grupos participantes da conferência recebem um conjunto de dados (coleção de referência) e uma situação-problema a ser solucionada. Cada grupo apresenta sua solução e os resultados obtidos. Após a avaliação dos resultados, um *workshop* para discussão desses resultados e trocas de ideias é realizado (Voorhees e Harman, 2001).

Na avaliação de sistemas de recuperação de informação, as métricas mais utilizadas para avaliação de desempenho são a precisão (do inglês, *precision*), a revocação (do inglês, *recall*) e a *F-measure*. Seja $|R|$ a quantidade total de documentos pertencentes ao conjunto R de documentos

²<http://trec.nist.gov/>

relevantes. Após o processo de recuperação de documentos, o sistema retorna um conjunto resposta A de documentos, onde $|A|$ é a quantidade total de documentos retornados. Os documentos pertencentes, ao mesmo tempo, aos conjuntos de documentos relevantes e documentos resposta são representados por $|Ra|$. *Revocação* é o número de documentos relevantes (conjunto R) que foram recuperados do conjunto total de documentos, enquanto que a *precisão* é o número de documentos recuperados do conjunto total de documentos (conjunto A) que são relevantes. A *F-measure* é uma medida que avalia o desempenho geral do sistema utilizando os resultados da precisão $P(j)$ e da revocação $R(j)$ sumarizados na forma de média harmônica. O resultado da *F-measure* $F(j)$ é um valor entre 0 e 1. Quanto mais próximo do 0 está esse resultado, menos documentos relevantes o sistema retornou ou, quanto mais próximo do 1, mais documentos relevantes o sistema retornou (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999). Nas Equações 2.5a, 2.5b e 2.5c são apresentadas as fórmulas para calcular, respectivamente, a revocação, a precisão e a *F-measure*.

$$R(j) = \frac{|Ra|}{|R|} \quad (2.5a)$$

$$P(j) = \frac{|Ra|}{|A|} \quad (2.5b)$$

$$F(j) = \frac{2}{\frac{1}{R(j)} + \frac{1}{P(j)}} \quad (2.5c)$$

2.2 Extração de Informação

A Extração da Informação (EI) é uma área da Ciência da Computação que objetiva: (i) buscar a combinação de informações relevantes ao mesmo tempo que descartam informações irrelevantes (Cowie e Lehnert, 1996; Grishman, 1997) (ver Figura 2.3 (1)); e (ii) localizar e extrair informações relevantes as quais remetem a um referente específico expressas em linguagem natural em documentos textuais de maneira automática. Por exemplo, no contexto de textos biomédicos, técnicas de EI podem localizar e extrair informação relevante de abreviações de nomes de doenças, como o T2DM (*Type 2 Diabetes Mellitus*) (ver Figura 2.3 (2)); e (iii) converter as informações extraídas em estruturas que facilitem a manipulação e análise (ver Figura 2.3 (3)).

Os sistemas das áreas de RI e de EI possuem diferenças entre si. O primeiro tipo de sistema tem como objetivo a recuperação dos documentos com base em uma consulta realizada pelo usuário e o outro extrai informações relevantes do conteúdo dos documentos. Nesse sentido, as áreas de RI e EI são complementares (Álvarez, 2007; Gaizauskas e Wilks, 1998). O processo de extrair informações de documentos pode utilizar diferentes áreas de estudo da Ciência da Computação. Por exemplo, quando o foco é a análise e a busca automática de informações relevantes em textos não estruturados, abordagens da área de Mineração de Texto (MT) são utilizadas (Cohen e Hunter, 2008). Contudo, se o foco for na automatização, na criação e no aprendizado de regras para buscar e extrair as informações relevantes, as abordagens empregadas são as da área de Aprendizado de Máquina (Álvarez, 2007). Na literatura, especificamente nas abordagens de Aprendizado de Máquina, uma das técnicas que vêm sendo empregada com certa frequência é a Máquina de Vetores de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine*) (Ben Abacha e Zweigenbaum, 2015; Chali et al., 2015; Yen et al., 2013). Uma terceira abordagem de EI é o uso de dicionários, ou seja, uma lista

(3) Representação de um documento
na forma de informação estruturada

	t_1	t_2	...	t_M	C
d_1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1M}	C_1
d_2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2M}	C_2
...	...	...	...	...	...
d_N	a_{N1}	a_{N2}	...	a_{NM}	C_N

TCF7L2 gene polymorphisms and type 2 diabetes: association with diabetic retinopathy and cardiovascular autonomic neuropathy.

Abstract: Type 2 diabetes (T2DM) is ~~complex~~ disease resulting from ~~the~~ contribution ~~both~~ environmental ~~and~~ genetic factors. Recently, the list ~~of~~ genes implicated ~~in~~ the susceptibility ~~T2DM~~ has substantially grown, also ~~consequence~~ ~~the~~ great development ~~the~~ genome-wide association studies ~~the~~ last decade. Common polymorphisms ~~TCF7L2~~ gene have shown ~~have~~ strong effect with respect ~~many~~ other involved genes. The aims ~~of~~ our study were to confirm the role ~~TCF7L2~~ ~~the~~ susceptibility ~~T2DM~~ ~~the~~ Italian population ~~and~~ ~~investigate~~ whether ~~TCF7L2~~ genotypes also contribute ~~the~~ clinical phenotypes variability ~~and~~ ~~diabetic~~ complications development.

(1) Stopwords

(2) Reconhecimento de
Entidades Nomeadas

Figura 2.3: Apresentação de algumas técnicas de Extração de Informação. (1) As stopwords foram desconsideradas. (2) Busca por palavras importantes do texto. (3) Transformação do texto, em formato não-estruturado, em uma representação estruturada na forma de matriz. (O texto utilizado para demonstração das técnicas de Extração de Informação é baseado em Ciccacci et al. (2013).)

de termos pertencentes ao domínio da aplicação que serão procurados no texto. A seguir, as três principais abordagens de extração da informação são apresentadas.

2.2.1 Mineração de Texto

A Mineração de Texto (MT) é uma área da Ciência da Computação responsável pela descoberta e obtenção de informações relevantes em documentos de textos (Salton e McGill, 1986). Neste sentido, o intuito da MT é transformar informação textual em informações para análises posteriores. Algumas das principais tarefas de MT são extração de conceitos/entidades, categorização e agrupamento de texto e análise de sentimentos. Geralmente, estas análises são divididas em quatro etapas: (1) Coleta de Documentos, (2) Pré-Processamento, (3) Extração de Conhecimento e (4) Avaliação e Interpretação dos Resultados (Matsubara et al., 2003).

A “(1) Coleta de Documentos” representa a seleção e a recuperação dos documentos relevantes para o contexto da aplicação. A etapa de “(2) Pré-Processamento” é composta por técnicas computacionais que preparam o texto para os processamentos mais complexos. Geralmente, as atividades realizadas durante esta etapa são a limpeza, o tratamento dos dados e a redução dos atributos a serem processados nas próximas etapas (Moura et al., 2010). A tokenização é a separação do documento em termos. Esta separação pode utilizar como delimitador o espaço em branco, a quebra de linha ou algum carácter específico. Após o texto ser tokenizado, a próxima etapa é a remoção dos termos comuns do documento, ou seja, as *stopwords*. As *stopwords* são compostas por preposições, advérbios, artigos, entre outras classes gramaticais das palavras. Por fim, o *stemming* é um método que reduz o termo ao seu radical, por meio da remoção de elementos das palavra como, por exemplo, os afixos e as vogais temáticas (Bird et al., 2009). Na Figura 2.4, um exemplo de *stemming* é apresentado. Neste exemplo, várias palavras similares pertencentes a mesma família são reduzidas ao mesmo radical.

Palavras	Stem
Computacionalmente Computador Computadores Computar Computacional	Comput

Figura 2.4: Exemplo de stemming.

A terceira etapa da MT é a “(3) Extração do Conhecimento”. Em textos não estruturados, diferentes níveis de análise podem ser realizados, são eles: o sintático, o semântico e o morfológico (Jurafsky e Martin, 2000). A análise sintática é a avaliação da relação de um termo aos demais termos da sentença. A análise semântica avalia o significado de elementos como as palavras, as frases e os seus relacionamentos. Neste sentido, a sinonímia (palavras diferentes com mesmo significado, ex. perto → próximo) e a antonímia (palavras com sentidos contrários uma a outra, ex. perto → longe) são examinadas (Wilhelm *et al.*, 2013). A análise morfológica avalia a gramática de cada palavra da frase isoladamente. Na Figura 2.5, exemplos de análise sintática e morfológica são apresentados para a mesma sentença. Na computação, existem abordagens que realizam análises morfo/sintáticas como, por exemplo, o etiquetador morfossintático (do inglês, *Part-of-Speech Tagger* (POS-Tagging)), e análises semânticas como, por exemplo, as abordagens de reconhecimento de entidades nomeadas (do inglês, *Named Entity Recognition* (NER)) (Jurafsky e Martin, 2000; NLTK, 2015; Wilhelm *et al.*, 2013).

<p>“João comprou uma casa”</p> <p>Análise morfológica: João_substantivoPróprio comprou_verbo uma_artigo casa_substantivoComum</p> <p>Análise sintática: João_sujeito comprou_núcleoDoPredicadoVerbal_(comprou uma casa) uma_adjuntoAdnominal casa_núcleoDoObjetoDireto_(uma casa)</p>

Figura 2.5: Exemplos de análises morfo/sintática e semântica.

O POS-tagging pode ser baseado em abordagens compostas por regras ou probabilidade. A NLTK, por exemplo, é uma biblioteca de PLN para a linguagem computacional *Python* que utiliza a abordagem estatística para etiquetar as palavras dos textos. Nesse sentido, a NLTK analisa qual é a tag mais provável para cada palavra (NLTK, 2015). O NER busca e classifica palavras de acordo com categorias pré-definidas como, por exemplo, localização e nomes próprios. As abordagens são baseadas em (i) técnicas de Aprendizado de Máquina (Nadeau e Sekine, 2007) como, por exemplo, as Árvores de Decisão (do inglês, *Decision Trees*) (Sekine, 1998) e as Máquinas de Vetores de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine*) (Asahara e Matsumoto, 2003), (ii) expressões regulares e (iii) modelos sequenciais como, por exemplo, Modelos Ocultos de Markov (do inglês, *Hidden Markov Models*) (Bikel *et al.*, 1997). Por fim, a etapa de “(4) Avaliação e Interpretação dos Resultados” é responsável por validar as informações extraídas anteriormente (Matsubara *et al.*, 2003).

Muitas vezes, a representação da informação no formato não-estruturado pode comprometer a eficiência dos algoritmos de EI. Nesse sentido, a transformação desta informação para um formato estruturado é um passo importante. Um dos modelos mais comuns desse tipo de conversão é a *Bag-of-Words*. Nesse modelo, cada documento é representado como um vetor dos termos existentes

no documento. Na Tabela 2.1, um exemplo de representação de um conjunto de documentos no formato estruturado de uma matriz atributo-valor é apresentado (Matsubara *et al.*, 2003).

	t_1	t_2	...	t_M	C
d_1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1M}	C_1
d_2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2M}	C_2
...	...	...	...	...	...
d_N	a_{N1}	a_{N2}	...	a_{NM}	C_N

Tabela 2.1: Representação de um documento na forma de informação estruturada de uma matriz atributo-valor.

onde $C = (C_1 + C_2 + \dots + C_N)$ representa a classe à qual o documento pertence, o N representa o número total de documentos (exemplos) e o d representa cada documento que é composto por M termos (atributos), ou seja, a representação de cada documento é $d_N = (a_{N1} + a_{N2} + \dots + a_{NM})$, onde, a_{NM} refere-se a um valor associado ao M –ésimo termo do N –ésimo documento. Este valor pode ser calculado por medidas como *tf-idf* (Baeza-Yates e Ribeiro-Neto, 1999; Matsubara *et al.*, 2003).

2.2.2 Aprendizado de Máquina

Aprendizado de Máquina (AM) (do inglês, *Machine Learning*) é uma subárea da Inteligência Artificial que estuda o desenvolvimento e o aprimoramento de técnicas computacionais que auxiliem as máquinas a aprender novos conhecimentos, habilidades e/ou reorganizar o conhecimento existente de forma automática (Nguyen e Armitage, 2008; Shi, 1992). Os sistemas de AM possuem o diferencial de aprender com a experiência, ou seja, o algoritmo cria uma base de conhecimento e a aperfeiçoa constantemente, implicando na melhora do desempenho do sistema. As técnicas de AM são aplicadas em diversos tipos de problemáticas como, por exemplo, no auxílio ao diagnóstico médico, no reconhecimento de elementos de interesse na escrita natural e no *marketing* (Nguyen e Armitage, 2008).

A classificação de dados é uma das tarefas que mais utilizam AM. Nesse sentido, as abordagens de AM criam um classificador, baseado em um conjunto de informações cujo resultado é conhecido, que deve ser capaz de prever à qual classe um dado desconhecido pertence. Um dos algoritmos de AM usado na classificação de dados textuais é a Máquina de Vetores de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine* - SVM). A SVM é um algoritmo do tipo supervisionado, ou seja, o algoritmo necessita de um conjunto de dados rotulados para poder aprender e ser capaz de classificar dados desconhecidos (Lorena e de Carvalho, 2007). O objetivo das SVM (Boser *et al.*, 1992) é determinar o hiperplano ótimo, ou seja, encontrar a superfície de separação que apresenta as margens maximizadas. Para alcançar este objetivo, a SVM utiliza, como método de aprendizado, o princípio indutivo de Minimização do Risco Estrutural³. Neste sentido, a máquina consegue alcançar bom desempenho ao generalizar, ou seja, classificar dados desconhecidos, mesmo que o domínio do problema seja desconhecido. Os vetores de suporte resultantes do processo de treinamento são padrões extraídos dos dados de entrada aproximados da superfície de decisão (Haykin, 2001; Takahashi, 2015).

³O princípio indutivo de Minimização do Risco Estrutural procura minimizar o erro do conjunto de treinamento (risco empírico) ao mesmo tempo que procura minimizar o erro do conjunto de teste (Santos, 2002; Vapnik, 2013).

Figura 2.6: Superfície de separação com as margens maximizadas. Fonte: Medeiros (2004).

Segundo Smola *et al.* (2000), as SVM são atrativas devido à sua capacidade de generalização sem a incidência de *overfitting*, ou seja, sem que o classificador se torne especialista no conjunto de treinamento e perca a sua capacidade de classificação quando inserido um novo exemplo desconhecido. Joachims (1998) explora o uso de SVM na classificação de texto. Para o autor, a primeira etapa é a transformação do texto em um outro formato representativo mais adequado para o algoritmo de AM. Alguns pontos são notáveis e essenciais na utilização de SVM para a classificação de texto como, por exemplo, (i) a sua capacidade de aprendizado independente da dimensionalidade do espaço de características e (ii) o aproveitamento de grande parte da informação extraída dos textos (outros classificadores mineram as informações antes de utilizá-las).

2.2.3 Dicionários

A abordagem de dicionários para extração de informação em documentos utiliza modelos de dados do domínios de interesse, que possibilitam a busca por ocorrências no texto. Algumas desvantagens dessa abordagem são a restrição de termos do dicionário e a imprecisão no reconhecimento de alguns termos devido à variação ortográfica (Tsuruoka e Tsujii, 2004).

A ontologia é um modelo de dados utilizado para inferir objetos de um domínio. Uma das primeiras definições sugere que ontologia é uma descrição de conceitos e seus relacionamentos, demonstrada em um vocabulário representacional (Gruber, 1993). A ontologia consiste em definições precisas e em um conjunto formal de axiomas, que delimitam a interpretação e o uso dos termos presentes no vocabulário (Gruber, 1993). As ontologias podem ser utilizadas, por exemplo, no auxílio à categorização de imagens por meio da inserção de informações textuais como anotações em imagens. Uma vantagem do seu uso em repositórios de dados visuais é a possibilidade de buscar imagens por meio da busca das anotações ontológicas, em vez de utilizar atributos visuais da imagem (Lopes *et al.*, 2007).

Outro modelo de dados amplamente utilizado por pesquisadores da área da saúde e medicina é a UMLS (do inglês, *Unified Modelling Language System*). Este modelo de dados é conhecido por facilitar a criação de sistemas de informações e serviços com alto grau de eficácia e interoperabilidade, por meio da distribuição de chaves terminológicas e da classificação e codificação de normas biomédicas (Bodenreider, 2004). A UMLS é um sistema composto por conhecimentos ontológicos e terminológicos acumulados ao longo dos anos, utilizado em abordagens automáticas e semiautomática de análise textual (Brin, 1999).

2.3 Sistemas de *Question-Answering*

Segundo [Athenikos e Han \(2010\)](#), os sistemas de *Question Answering* (QA) tem como objetivo fornecer informações diretas e precisas sobre uma pergunta proposta pelo usuário do sistema. Para realizar esta tarefa, estes sistemas utilizam técnicas computacionais, principalmente, das áreas de Extração de Informação e Recuperação de Informação ([Allam e Haggag, 2012](#)). Os sistemas de QA podem ser considerados uma otimização dos sistemas de RI pois, ao mesmo tempo que os sistemas de RI retornam documentos completos que, muitas vezes, o usuário não tem tempo de ler em busca da “resposta desejada”, os sistemas de QA retornam respostas curtas e diretas ([Allam e Haggag, 2012](#)).

Quando o usuário deseja fazer uma busca por informações de interesse nos sistemas de QA, o primeiro passo é elaborar uma questão que traduza a sua necessidade de busca. Por exemplo, caso o usuário queira procurar os sintomas da gripe, uma pergunta como “*Quais são os principais sintomas da gripe?*” deve ser formulada. Dependendo da arquitetura dos sistemas de QA, eles podem responder a vários formatos de perguntas, sendo que o mais comum e simples é o factual, ou seja, perguntas que se baseiam em fatos como, por exemplo, “Quando aconteceu a Segunda Guerra Mundial?”. Com o avanço das pesquisas da área, outros tipos de perguntas mais complexas puderam ser incluídas como, por exemplo, as questões com múltiplas respostas (“Quais os países vencedores da Copa do Mundo de Futebol?”), as questões de definição (“O que é FBI?”) e as questões do tipo “Por que” (“Por que aconteceu o golpe militar no ano de 1964?”) ([Allam e Haggag, 2012](#)). Em geral, sistemas de QA apresentam uma arquitetura básica composta por três módulos principais: (i) processamento da questão, (ii) processamento do documento e (iii) processamento da resposta ([Hirschman e Gaizauskas, 2001](#)). Na Figura 2.7, a arquitetura genérica de um sistema QA com a expansão dos módulos principais é ilustrada.

Figura 2.7: Arquitetura genérica de um sistema de *Question-Answering*.

A etapa “(1) Processamento da Questão” consiste (i) na transformação da pergunta, realizada pelo usuário em linguagem natural em uma consulta em linguagem computacional e (ii) na compreensão da pergunta com o intuito de extrair informações que auxiliem na seleção das respostas candidatas. Na etapa “(2) Processamento do Documento”, a consulta, gerada anteriormente, é utilizada na recuperação de documentos relevantes e na extração de respostas candidatas. E, por fim, na etapa “(3) Processamento da Resposta”, as respostas candidatas são ordenadas com base na análise da similaridade entre a pergunta e as respostas candidatas e apresentadas ao usuário ([Athenikos e Han, 2010](#)). Os sistemas de QA são conhecidos por apresentarem uma única resposta para a pergunta do usuário, contudo, eles podem apresentar várias respostas ordenadas por relevância. As etapas da arquitetura genérica de sistemas de QA são detalhadas a seguir.

2.3.1 Processamento da Questão

A etapa de “Processamento da Questão” é a primeira etapa do processo de *Question-Answering*. Um dos objetivos desta etapa é extrair e inferir informações-extras, muitas vezes implícitas, na questão. Essas informações extras são fundamentais na seleção das respostas candidatas como, por exemplo, o tema (cidades, pessoas e organizações) ou o tipo da questão (definição e múltiplas respostas). Outro objetivo desta etapa é converter a questão inserida pelo usuário, em linguagem natural, em uma consulta em linguagem computacional. Esta consulta é utilizada, posteriormente, na etapa de “Processamento dos Documentos”.

A etapa de Processamento da Questão é normalmente dividida em dois módulos: (1.1) Elaboração da Consulta e (1.2) Análise da Questão. O módulo de Análise da Questão é composto pelas tarefas de: (i) análise da questão e (ii) análise do foco da questão. Este módulo é um dos mais complexos e importantes de um sistema de QA, pois em uma questão há informações explícitas (as entidades que compõem a sentença) e implícitas (a análise do contexto e a ambiguidade), e, caso uma questão seja classificada equivocadamente, todas as demais etapas são comprometidas, assim como a resposta final retornada para o usuário (Allam e Haggag, 2012). Na Figura 2.8, exemplos de questão e dos tipos de informações-extras buscadas nesta etapa são apresentados. As palavras sublinhadas são exemplos de informações implícitas buscadas nessa etapa.

Temas	
<u>Cidades:</u>	<i>“Qual a cidade brasileira com maior número de habitante?”</i>
<u>Pessoas:</u>	<i>“Como se chama o governador do estado de São Paulo?”</i>
Tipo da Pergunta	
<u>Definição:</u>	<i>“O que significa ‘HPV’?”</i>
<u>Múltiplas Respostas:</u>	<i>“Quais são os estados brasileiros mais afetados pela seca?”</i>

Figura 2.8: Exemplos de informações implícitas que podem ser descobertas nessa etapa. O objetivo principal é encontrar as palavras que estão sublinhadas por meio da análise do conteúdo da questão.

A análise da questão fornece informações importantes que podem ser utilizadas na localização e na verificação das respostas candidatas. Neste sentido, a descoberta do tipo de pergunta feita pelo usuário (*O que?*, *Por que?*, *Quem?*, *Como?*, *Quando?* ou *Onde?*) pode indicar qual é o tipo da resposta esperada. Na Tabela 2.2, um exemplo de mapeamento dos tipos de questão e seus significados é apresentado. A primeira coluna apresenta as palavras comumente utilizadas na construção das perguntas e na segunda coluna, as tags, traduzidas do inglês, relacionadas ao tipo de resposta esperada são apresentadas. Estas tags são enviadas para as etapas subsequentes de processamento do sistema. Os elementos da tabela fazem parte de um conjunto de regras para extração de informação que Srihari e Li (1999) utilizam em seus trabalhos.

Tag	Significado
<i>Who/Whom</i>	<i>Pessoa</i>
<i>When</i>	<i>Tempo</i>
<i>Where/What place</i>	<i>Localização</i>
<i>What time day</i>	<i>Tempo</i>
<i>What day week</i>	<i>Dia</i>
<i>What/Which month</i>	<i>Mês</i>
<i>What brand</i>	<i>Produto</i>
<i>What</i>	<i>Nome</i>
<i>How far/tall/high</i>	<i>Comprimento</i>
<i>How large/high/small</i>	<i>Area</i>
<i>How heavy</i>	<i>Peso</i>
<i>How rich</i>	<i>Dinheiro</i>
<i>How often</i>	<i>Frequência</i>
<i>How many</i>	<i>Número</i>
<i>How long</i>	<i>Duração</i>
<i>Why/For what</i>	<i>Razão</i>

Tabela 2.2: Apresentação das expressões que iniciam perguntas em inglês e seus respectivos significados. Fonte: *Srihari e Li (1999)*.

Uma das abordagens mais simples utilizada na descoberta das classes da pergunta é por meio da correspondência de padrões. Geralmente, a ordem das palavras na sentença é capaz de sugerir as classes à qual a questão pertence. Por exemplo, na pergunta “*Quando Barack Obama nasceu?*” a palavra “*Quando*” sugere tempo/data, enquanto que “*nasceu*” especifica qual data é procurada e “*Barack Obama*” indica o sujeito ao qual a pergunta se refere. Devido à complexidade da tarefa de classificação, vários autores sugerem o uso de outras abordagens. Por exemplo, *Zhang e Lee (2003)* sugerem o uso de Máquina de Vetores de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine*), ao mesmo tempo que *Monz (2003)* sugere a análise morfossintática, que é o processo de atribuição de *tags* computacionais que podem representar as classes gramaticais do idioma aos elementos da sentença.

A análise do foco da questão refere-se ao ponto central da questão, ou seja, ao que ela se refere. Por exemplo, na pergunta “*Qual o país que mais importa soja?*” o foco é “*importa soja*”. Buscar o foco de uma questão é uma das melhores maneiras de eliminar a ambiguidade que uma pergunta pode conter como, por exemplo, na frase “*Qual a cor da manga do termo do presidente dos Estados Unidos durante seu discurso presencial no ano de 2008?*” a palavra “*manga*” pode se referir a uma fruta ou a uma parte de uma camisa. Uma das abordagens utilizadas na descoberta do foco é a busca por correspondências de padrões baseado nas informações de classificação da questão (*Allam e Haggag, 2012*).

A tarefa de elaboração da consulta extrai um conjunto de palavras-chave que será a base da consulta computacional. A consulta gerada é transmitida para o módulo de processamento do documento, especificamente na etapa de recuperação de documentos. Um exemplo de conversão da pergunta em consulta computacional é apresentado na Figura 2.9. As principais abordagens utilizadas na definição do conjunto das palavras-chave são a eliminação de *stopwords*, o reconhecimento das entidades nomeadas e um etiquetador morfossintático de textos (do inglês, *Part-of-Speech Tagger*). Abordagens complementares como, por exemplo, as ontologias e os dicionários de sinônimos, podem ser utilizadas na expansão do conjunto de palavras-chaves (*Allam e Haggag, 2012*).

Figura 2.9: Exemplo de conversão de uma pergunta, em linguagem natural, em um vetor de palavras-chave.

2.3.2 Processamento de Documentos

A etapa de “Processamento do Documento” engloba as tarefas que compreendem desde a recuperação dos documentos candidatos até o tratamento e a extração das respostas candidatas. Esta etapa é dividida nas tarefas de (i) recuperação de documentos e (ii) extração das respostas candidatas. Esta etapa recebe como entrada de dados a consulta criada pela etapa de processamento da questão com base na pergunta feita pelo usuário.

A tarefa de recuperação de documentos objetiva a recuperação de documentos precisos que contenham a resposta da pergunta elaborada pelo usuário. Uma diferença entre os sistemas de RI e os módulos de recuperação de documentos em sistemas de QA é o rigor na recuperação dos documentos. A proposta dos sistemas de QA é fornecer respostas objetivas, diferente dos sistemas de RI que buscam por informações mais genéricas tornando o resultado da busca por documentos relevantes mais ampla (Monz, 2003).

Encontrar respostas em documentos não é uma tarefa simples, pois as perguntas podem apresentar diferentes níveis de complexidade. Há diferentes maneiras de analisar um documento em busca das respostas. Uma delas é utilizar as *tags* encontradas na etapa de análise da questão e da resposta para direcionar quais artigos científicos serão recuperados e quais são as possíveis potenciais respostas associadas a esses artigos. Outras abordagens propostas são o uso de árvores de análise sintática ou de grafos de dependência (Monz, 2003).

Caso não seja possível estabelecer uma conexão entre a questão e as respostas candidatas por meio da análise sintática, outras abordagens mais complexas podem ser utilizadas como, por exemplo, a proximidade linear. O conceito de proximidade linear é baseado na premissa de que as palavras-chave que representam a pergunta do usuário e a resposta candidata estão contidas em uma pequena quantidade N de parágrafos consecutivos. Caso a premissa se concretize na análise do documento, ele é retornado, caso contrário não (Allam e Haggag, 2012; Gupta e Gupta, 2012).

2.3.3 Processamento da Resposta

A etapa de “Processamento da Resposta” é a última fase do processo de *Question Answering*. Nesta etapa, as respostas candidatas são selecionadas e ordenadas de acordo com o grau de similaridade entre a questão e as respostas candidatas. A etapa se divide entre as tarefas de (i) seleção e ordenação das respostas e (ii) validação das respostas. Como resultado desse módulo, respostas para a pergunta inserida pelo usuário no começo do processo de QA são retornadas. Os sistemas de QA não precisam, necessariamente, retornar uma única resposta, eles podem retornar várias respostas ordenadas de acordo com o grau de relevância.

A primeira etapa do processo de seleção da resposta é a identificação das respostas candidatas.

Várias abordagens podem ser utilizadas nesse processo. [Monz \(2003\)](#) propõe o uso das *tags* definidas nas etapas de análise da pergunta ou o uso de um etiquetador morfossintático. [Allam e Haggag \(2012\)](#) propõem a ordenação dos parágrafos. Esta ordenação pode ser realizada de acordo com critérios como, por exemplo, a resposta mais relevante ou a menos relevante.

Na ordenação de parágrafos, o algoritmo pode ser utilizado baseado em três critérios distintos: (i) a quantidade de palavras da questão do usuário, que são reconhecidas nas respostas candidatas na mesma ordem de posição, (ii) o número de palavras que separa as palavras-chave mais distantes entre si no parágrafo analisado ou (iii) o número de palavras incompatíveis com as palavras-chave ([Gupta e Gupta, 2012](#)).

A partir da identificação das respostas candidatas, é possível definir qual resposta deve ser selecionada. Nesta etapa, a abordagem heurística é uma das mais utilizadas. Esta abordagem extrai somente as palavras mais relevantes para a resposta final por meio de medidas como, por exemplo, a distância entre palavras-chave ou a quantidade de palavras-chave coincidentes entre respostas e a questão. Caso o sistema não encontre nenhuma resposta, ele retorna para a etapa de ordenação dos parágrafos ([Allam e Haggag, 2012](#)). [Monz \(2003\)](#) sugere que caso tenha feito o uso de árvores de análise sintática ou grafos de dependência na etapa de análise dos documentos, essas informações devem ser analisadas e comparadas com uma árvore de análise sintática da questão na etapa de identificação da resposta, pois a posição dos elementos nestas árvores fornece informações relevantes.

Para validar as respostas recuperadas pelo sistema de QA, os autores [Allam e Haggag \(2012\)](#) propõem o uso de ferramentas lexicais como o WordNet⁴ na validação da resposta candidata como resposta correta. Neste sentido, as respostas candidatas são submetidas às ferramentas lexicais e os resultados obtidos são comparados com a resposta correta para verificar se a resposta candidata é do mesmo tipo da resposta correta. Na Figura 2.10, um exemplo de comparação entre as estruturas gramaticais da resposta candidata e da resposta correta é apresentada. Quando as perguntas se tratam de domínios específicos, às vezes, é necessário o uso de fontes de informações específicas.

Figura 2.10: Exemplo de comparação entre a estrutura gramatical da resposta candidata e da resposta correta. Neste contexto, a ordem das cores de ambas as frases devem estar alinhadas.

2.3.4 Avaliação de Sistemas de QA

A avaliação de sistemas de QA pode ser realizada (i) manualmente, por meio de um colaborador humano, (ii) automaticamente, por meio de *scripts* pré-programados ou (iii) pela combinação e comparação dos resultados obtidos nas avaliações manuais e automáticos. As comparações são realizadas por meio de medidas estatísticas de coocorrência ([Bilotti e Nyberg, 2006](#)). Uma das formas

⁴<https://wordnet.princeton.edu/>

mais conhecidas de avaliação de sistemas de QA utiliza *corpus* compostos por tuplas de perguntas e respostas. Os *corpus* podem ser criados especificamente para a avaliação do sistema em questão ou disponibilizados por conferências como a TREC (Voorhees e Tice, 2000) e a CLEF (Magnini *et al.*, 2004; Olvera-Lobo e Gutiérrez-Artacho, 2015). Informações sobre a TREC foram/são apresentadas, respectivamente, nas Seções 2.1.3 e 3.1.

A CLEF (do inglês, *Conference and Labs of the Evaluation Forum*), anteriormente chamada *Cross-Language Evaluation Forum*, é uma organização que oferece suporte à pesquisa no contexto multilíngue. A principal tarefa da CLEF é desenvolver repositórios de dados para o desenvolvimento de novas técnicas computacionais e propiciar, para os seus pesquisadores participantes, condições para a realização de experimentos de sistemas de RI e, mais recentemente, de QA. A CLEF propõe tarefas para os seus participantes e os resultados são apresentados em um fórum que acontece no mês de Setembro de cada ano. A CLEF no contexto de QA surgiu em 2003. A conferência propôs oito tarefas monolíngues e 73 tarefas multilíngues, além de disponibilizar documentos em dez tipos diferentes de idiomas para serem recuperados em nove idiomas (Magnini *et al.*, 2004; Vallin *et al.*, 2006).

Segundo Bilotti e Nyberg (2006), junto à utilização das coleções de referências e métricas de avaliação, os desenvolvedores de sistemas de QA estão gerando automaticamente resumos para avaliar o desempenho do sistema durante as etapas de desenvolvimento. Estas avaliações são semelhantes aos testes de regressão aplicados em outros tipos de softwares. O intuito é prevenir a inserção de erros no sistema de QA durante o processo de desenvolvimento. Os autores afirmam também que a avaliação da interface de usuário do sistema é outro tipo de avaliação realizada pelos pesquisadores, uma vez que pesquisas apontam que interfaces pouco agradáveis podem comprometer a usabilidade dos sistemas computacionais.

Um dos fatores que tem aumentado consideravelmente a complexidade do desenvolvimento e da avaliação de sistemas de QA é o tipo de pergunta inserida pelo usuário. Como mencionado anteriormente, as perguntas do tipo definição (ex. “Quem é Barack Obama?”) exigem respostas complexas, muitas vezes, compostas por diferentes fragmentos de textos de diferentes documentos. A dificuldade neste tipo de pergunta é categorizar a importância que cada fragmento tem para a resposta final. Assim, a TREC adotou, como solução, o uso de “colaboradores” que categorizam manualmente os fragmentos de textos encontrados de acordo com o grau de relevância para suportar avaliações (Bilotti e Nyberg, 2006; Dang *et al.*, 2007).

Outras formas de avaliar os sistemas de QA são propostas por Lin e Demner-Fushman (2005) e Marton e Radul (2006). Os autores sugerem o uso combinado de avaliações efetuadas pelo sistema e por um colaborador, e a comparação dos resultados. Leidner e Callison-Burch (2003) propõem o uso de FAQs (do inglês, *Frequently Asked Questions*). O método insere as respostas das perguntas dos sistemas FAQ em posições específicas de documentos aleatórios. Em seguida, o usuário insere no sistema de QA a pergunta referente à resposta conhecida e o sistema de QA deve retornar a resposta esperada.

As métricas utilizadas na avaliação dos sistemas de QA são: a precisão, a revocação e a *F-measure*. Os valores dessas métricas são obtidos a partir dos dados encontrados pelo sistema e das análises realizadas pelo colaborador humano (Bilotti e Nyberg, 2006; Blair, 1979).

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados: Sistemas de QA

Os primeiros sistemas de QA começaram a ser desenvolvidos entre as décadas de sessenta e setenta. Esses sistemas possuíam características em comum como, por exemplo, um módulo básico de conversão da pergunta feita pelo usuário em consultas de banco de dados e o fato de serem desenvolvidos para domínios específicos. No decorrer das próximas décadas houve a popularização dos sistemas de QA que resultou, por exemplo, na criação de projetos de QA para ambiente Web, em domínios de conteúdos mais genéricos, com arquiteturas mais complexas e a utilização de elementos multimídias. Neste capítulo, uma revisão bibliográfica sobre os sistemas de QA é apresentada. Inicialmente, a história dos sistemas de QA é retratada. Além disso, alguns sistemas de QA desenvolvidos atualmente nos domínios genérico e da saúde são apresentados e, por fim, os sistemas de QA desenvolvidos no Brasil são descritos.

3.1 Histórico dos Sistemas de QA

O primeiro sistema de QA surgiu na década de sessenta e foi chamado BASEBALL (Green *et al.*, 1961; Kolomiyets e Moens, 2011). Esse sistema lia e respondia questões escritas por meio de cartões perfurados sobre dados relacionados aos jogos de beisebol da liga americana. Os dados foram coletados durante o período de uma temporada. Para realizar a consulta nas informações coletadas, o sistema convertia a questão em uma consulta ao banco de dados. O SHRDLU (Winograd, 1971) foi um sistema de Inteligência Artificial capaz de fazer planos e manter conversas simples sobre um conjunto de objetos geométricos. O sistema possuía módulos para análise, planejamento, *question-answering*, gestão dos diálogos, entre vários outros.

O LUNAR (Woods *et al.*, 1972) foi um sistema de QA que utilizava, como fonte de informação, dados sobre análises geológicas de amostras de pedras recolhidas durante a missão de Apollo até a lua. Avaliações realizadas na época mostraram que o LUNAR respondeu 90% das questões propostas por pessoas que não conheciam o seu funcionamento. O sistema transformava as perguntas feitas pelo usuário em consultas de banco de dados. Além disso, o LUNAR possuía módulos de análise sintática e semântica. O MYCIN (Shortliffe, 1976) foi outro sistema de QA desenvolvido na década de 70 criado para auxiliar profissionais da área da saúde na identificação dos agentes causadores de infecções como, por exemplo, a meningite, e na recomendação de medicamentos antibióticos com doses ajustadas para o paciente em tratamento. O sistema utiliza um motor de inferência e uma base de dados de regras. As perguntas eram feitas pelo próprio sistema na forma de “consulta médica” composta por perguntas simples (sim ou não) e perguntas textuais. O MYCIN é um sistema

especialista (sistema que simula o conhecimento de um profissional *expert* em um tema específico) considerado uma das raízes dos sistemas de QA na área médica pois, ele apresentava explicações sobre conceitos médicos (Kolomiyets e Moens, 2011). Após apresentado alguns dos primeiros sistemas de QA desenvolvidos, algumas semelhanças com os sistemas atuais são perceptíveis como, por exemplo, o início do processo de QA com uma pergunta feita pelo usuário em linguagem natural e a fragmentação de todo o processo em módulos (Kolomiyets e Moens, 2011).

Nas décadas seguintes a década de 70 houve a popularização dos sistemas de QA que resultou na criação de projetos mais ambiciosos. Na década de oitenta, por exemplo, a Universidade de Berkeley desenvolveu o UNIX Consultant (UC) (Wilensky *et al.*, 1988). O UC foi um sistema que ajudou usuários inexperientes a adquirir conhecimentos sobre o sistema operacional UNIX. O sistema utilizava abordagens avançadas de PLN, uma base de conhecimento abrangente e um módulo que buscava adaptar as respostas para que um número maior de usuários consiga entender o conteúdo da resposta. Primeiramente o sistema realiza uma análise gramatical da questão inserida pelo usuário, em seguida, o UC faz uma interpretação contextual do conteúdo da pergunta seguida por uma interpretação das intenções e objetivos do usuário, depois o *framework* define as suas próprias metas e arquiteta como deve ser a resposta mais adequada para a pergunta inserida, por fim o UC determina a resposta adequada e retorna ao usuário (University e Company, 1995).

Nos anos noventa, o primeiro sistema de QA baseado em conteúdo *Web* foi desenvolvido. O sistema é conhecido como START (*SynTactic Analysis using Reversible Transformations*)¹ (Katz, 1990, 1997) e é acessível até os dias atuais. O START responde perguntas em linguagem natural no idioma inglês e as respostas são exibidas por meio de componentes de texto e multimídias (gráficos e desenhos). O sistema utiliza abordagens de PLN e árvore de análise sintática junto a uma base de conhecimento². No final da década de noventa, com o surgimento das conferências especializadas em áreas relacionadas ao processamento da informação, as pesquisas em QA foram impulsionadas. Em 1999, a TREC (*Text Retrieval Conference*) incluiu em sua competição tarefas focadas em sistemas de QA de domínio aberto (Voorhees e Tice, 2000). O objetivo da competição era responder questões em linguagem natural apoiadas em uma grande base de documentos textuais. Em 2003, a CLEF (*Conference and Labs of the Evaluation Forum*) incrementou as suas tarefas com *Question Answering* multilíngue (Magnini *et al.*, 2004). As questões da coleção de referência eram compostas por idiomas europeus (Kolomiyets e Moens, 2011).

3.2 Sistemas de QA Atuais

Atualmente, os sistemas de QA estão sendo estudados e aperfeiçoados por diferentes grupos de pesquisas de diferentes partes do mundo. Além disso, os sistemas de QA ultrapassaram o ambiente acadêmico e se tornaram mundialmente conhecidos por estarem presentes nos *smartphones* e auxiliarem as pessoas em suas tarefas diárias. Esses sistemas são conhecidos como assistentes pessoais inteligentes, e eles podem variar de acordo com o sistema operacional do *smartphone*. Os assistentes mais conhecidos são o Google Now³ (para Android) e a Siri⁴ (para iOS). Ambos os assistentes pessoais utilizam interfaces do usuário em linguagem natural para executar tarefas como, por exemplo,

¹<http://start.csail.mit.edu/index.php>

²<http://start.csail.mit.edu/start-system.php>

³<https://www.google.com/intl/en/landing/now/#whatisit>

⁴<https://support.apple.com/en-us/HT204389>

responder questões sobre o tempo ou fazer recomendações ao usuário sobre o melhor trajeto para chegar ao trabalho.

Desde 2005, os pesquisadores da IBM ⁵ começaram o desenvolvimento de um supersistema de inteligência artificial que tinha como desafio responder perguntas em linguagem natural (Ferrucci *et al.*, 2010). O supersistema, conhecido como Watson, tinha como desafio participar de uma competição de “perguntas” de conhecimentos gerais no programa americano Jeopardy. Em 2013, três anos após ganhar a competição, o Watson começou a ser avaliado nos domínios da saúde e genética como um sistema de suporte à decisões clínicas no tratamento de câncer de pulmão no *Memorial Sloan-Kettering Cancer Center* (MSKCC) (IBM, 2012) e, em 2014, no auxílio ao tratamento as pessoas com tumor cerebral maligno chamado glioblastoma multiforme no *New York Genome Center* (EUA) (IBM, 2014). No contexto de câncer de pulmão, o Watson analisa a informação clínica do paciente e, no contexto de tumor cerebral maligno, o genoma do paciente e em ambos os contextos busca o tratamento personalizado com base em periódicos científicos especializados. Em 2014, o MSKCC anunciou que as pesquisas iniciadas com foco no câncer de pulmão haviam se expandido para mais de doze tipos diferentes de câncer como, por exemplo, cólon, próstata, bexiga, ovário, pâncreas, rim, fígado, útero, bem como os melanomas e os linfomas (MSKCC, 2014). Em Agosto de 2015, a IBM anunciou a inclusão ao Watson de artifícios para manipulação e processamento de imagens médicas. Neste sentido, a IBM pretende contribuir no auxílio à tomada de decisões no atendimento ao paciente (IBM, 2015).

Na literatura científica atual, diferentes tentativas de construção de sistemas de QA foram identificadas. Moreda *et al.* (2011) propõem duas abordagens baseadas em informações semânticas para o módulo de extração da resposta. A primeira abordagem propõe a extração das respostas por meio de regras semânticas e a segunda abordagem propõe, como extensão das regras semânticas encontradas na primeira abordagem, o uso das classes semânticas do WordNet. Na primeira abordagem, as regras semânticas são criadas automaticamente com o auxílio de NEs. O processo de construção é dividida em quatro etapas: Primeiramente, para cada par pergunta-resposta é definido um conjunto de condições que um documento relevante deve conter. Em seguida, trechos selecionados dos documentos são validados com base nas relações semânticas contidas nos trechos. Depois, as frases são generalizadas como padrões semânticos e, por fim, os padrões semânticos semelhantes são eliminados. Estes padrões semânticos são armazenados em uma base de dados separado de acordo com o tipo de questão.

Na segunda abordagem é proposto o uso das classes semânticas do WordNet junto com as regras semânticas construídas na primeira abordagem. Uma vez conhecida as regras semânticas extraídas na primeira abordagem e as classes semânticas do WordNet, o módulo de extração da resposta busca fragmentos de textos compatíveis com as regras semânticas e marca-os com rótulos. Depois, o WordNet busca a raiz da classe semântica de cada rótulo encontrado. Se ambos são compatíveis com as regras gramáticas do bando de dados, a frase é extraída como resposta potencial. O objetivo do trabalho é avaliar a influência das informações semânticas no processo de extração de respostas e comparar os resultados obtidos com sistemas QA que utilizam abordagem de reconhecimento de entidades nomeadas. Segundo os autores, os resultados apontam que a inclusão de informação semântica melhora consideravelmente a precisão do sistema, principalmente para as questões onde as respostas são os substantivos comuns. O resultado com a adição de informação semântica apresenta

⁵<http://www.ibm.com/en-us/homepage-b.html>

$F_{\beta=1} = 74.73\%$ e o resultado da abordagem de reconhecimento de entidades nomeadas apresenta $F_{\beta=1} = 12.19\%$, cujo β define o peso da medida da precisão no cálculo da medida F . Quando o β se aproxima de 1, a medida de revocação é favorecida. Por outro lado, se o β se aproxima de 0, a medida de precisão é favorecida.

Yen *et al.* (2013) propõem um sistema de QA baseado em abordagens de Aprendizado de Máquina para integração das etapas de classificação da questão e da seleção das respostas. O classificador categoriza a questão inserida pelo usuário e repassa essa informação para a etapa de ordenação das passagens, que reorganiza as passagens recuperadas da etapa de processamento dos documentos. Na classificação da questão, o conteúdo do vetor de características é composto pela: (i) representação específica de termos genéricos extraídos da pergunta realizada pelo usuário. Por exemplo, uma pergunta que contenha os termos “basquete” e “vôlei” pode ser representada pelo termo “esporte”. Em seguida, todos os termos específicos relacionadas ao termo de contexto geral “esportes” são buscados no WordNet; e pelas (ii) palavras relacionadas e não-*stopwords* de cada termo que compõe a pergunta. Por exemplo, a palavra “baseball” possui como palavras relacionadas “jogo de bola” do inglês *ball game*, “bola” do inglês *ball*, e “equipamentos de baseball” do inglês *baseball equipment*. O classificador utilizado foi o SVM, ele prediz o tipo da pergunta mapeando as palavras encontradas na construção dos vetores de características. O sistema apresenta para o usuário, como resposta da pergunta inserida, as cinco respostas mais relevantes. O sistema apresentou acurácia de 84.4% e 85.6% para a etapa de classificação da questão com e sem o apoio de classes de palavras.

Ryu *et al.* (2014) propõem o uso da Wikipédia ⁶ como fonte de conhecimento para um sistema de QA. A arquitetura do sistema é composta por vários módulos de extração da resposta baseado no tipo de informação semiestruturada como, por exemplo, conteúdo de artigos, definições ou artigos estruturados. A Wikipédia fornece informações amplas e semiestruturadas construída por meio de um esforço colaborativo entre voluntários. Ela forma uma rede de conhecimento baseada nos conceitos de taxonomia, ou seja, conhecimentos similares ocupam posições próximas entre si, e de categorias. Neste contexto, as categorias representam descrições gerais de um artigo e elas podem responder questões do tipo lista. Por exemplo, segundo o autor, os artigos do tipo lista associados a Arnold Schwarzenegger são: “Pessoas que migraram da Áustria para os Estados Unidos” e “Atores-políticos americanos”, portanto perguntas do tipo “Quem são os políticos americanos que migraram da Áustria?” podem ser respondidas. Nas perguntas do tipo definição, os artigos da Wikipédia, principalmente o título e o primeiro parágrafo, são utilizados como fonte de informações. Além disso, os autores utilizam a Wikipédia também para mapear as principais informações da em estruturas na forma de tripla <título do artigo, propriedade, valor>. Por exemplo, <“Barack Obama”, “predecessor”, “George W. Bush”>. Segundo os autores, o sistema apresentou 87.1% de precisão, 52.7% de revocação e 65.6% de *F-measure*.

Suresh kumar e Zayaraz (2015) propõem um *framework* de QA para domínios genéricos que utiliza um algoritmo iterativo para extrair ontologias ou seja, extrair os atributos de um domínio e os seus relacionamentos, de um conjunto de documentos relevantes baseado no conceito de semente apoiado em regras de padrões e árvores binárias de decisão. A construção de uma ontologia é iniciada por meio de uma questão inserida pelo usuário em linguagem natural e, a cada questão inserida a ontologia é atualizada e integrada no *framework* de QA. Para cada sentença dos documentos relevantes é gerada uma árvore binária de decisão utilizando, como ferramenta com-

⁶<https://www.wikipedia.org/>

putacional, o *parser* de dependência de Stanford (De Marneffe e Manning, 2008). Em seguida, as árvores de decisões binárias são aplicadas junto com *parsers* de padrões de dependência construídos manualmente por meio de análises empíricas. O resultado do processo são um conjunto de triplas <palavra-chave candidata (conceito semente), relacionamento, conceito associado>. Este conjunto de triplas é utilizado no treinamento de um classificador Naive Bayes de maximização de expectativas. O classificador é utilizado para prever se existe associação entre o conceito semente e o conceito associado. Neste contexto, a ontologia com os conceitos mais relevantes é construída. Os autores afirmam que o *framework* de QA alcançou resultados de revocação = 99% e precisão 96%.

Hartawan e Suhartono (2015) propõem um sistema de QA baseado no Modelo do Espaço Vetorial para representar o conhecimento e recuperar a resposta para o usuário. Nesse sentido, a consulta realizada pelo usuário, em linguagem natural, é comparada com a base de conhecimento por meio de medidas de similaridade. O sistema apresentou resultados de 0.662 de revocação, 0.548 de precisão e 0.580 da *F-Measure*. Por outro lado, segundo os autores, o tempo de processamento do sistema para retornar a resposta é em torno de 29 segundos por questão.

3.2.1 Sistemas de QA nos Domínios da Saúde

Além do Watson da IBM, nos domínios da saúde e medicina, alguns sistemas de QA médicos foram encontrados na literatura. Cao *et al.* (2011) desenvolveram um sistema de QA clínico chamado AskHERMES. O sistema possui um robusto processamento semântico de questões complexas e, como saída, o sistema retorna fragmentos de resumos. O processamento das questões complexas é dividida em etapas: Primeiramente, as questões são classificadas entre 12 tópicos utilizados para a anotação do banco de perguntas. Os tópicos utilizados são: dispositivo, diagnóstico, epidemiologia, etiologia, história, gestão, farmacologia, achado físico, procedimento, prognóstico, teste e tratamento e prevenção. Além disso, são extraídos as palavras-chave de cada pergunta que podem ser usadas na extração das respostas. A classificação das perguntas e a extração das palavras-chaves são feitas por meio de métodos de aprendizado de máquina supervisionado. Vários algoritmos foram avaliados, porém, o que apresentou o melhor desempenho foi a SVM. Na identificação automática das palavras-chaves foi utilizado o método campos aleatórios condicionais (CRFs) (Lafferty, 2001) que é um modelo estocástico utilizado na extração de informações em documentos. Além das análises semântica (por exemplo, bigrama e trigrama) e sintática (POS-tag), os autores acrescentaram ferramenta lexical baseada no MetaMap (Aronson, 2001) que integra UMLS na busca por conceitos utilizados na expansão dos termos da consulta do usuário e na tarefa de classificação. O sistema indexa documentos de várias fontes de informação como, por exemplo, o MEDLINE, o PubMed, o eMedicine e a Wikipédia. Segundo os autores, o sistema apresentou uma boa habilidade na solução de questões longas e complexas.

Ben Abacha e Zweigenbaum (2015) desenvolveram um sistema de QA chamado MEANS. O MEANS é apoiado por abordagens semânticas compostas por técnicas de PLN e Web Semântica. As técnicas de PLN são utilizadas na construção de anotações RDFs dos documentos utilizados na busca pelas respostas e as técnicas de Web Semântica na recuperação desses dados por meio de consultas do tipo SPARQL, que é uma linguagem de programação utilizada para fazer consultas em fontes de dados RDF. O sistema realiza análise dos dados em dois níveis de complexidade. O primeiro busca por entidades médicas como, por exemplo, drogas, sintomas e doenças. A segunda análise é realizada em nível de relacionamento como, por exemplo, tratamentos, prevenções e causas.

As questões são focadas nos tipos factuais e booleanas. Segundo os autores, o MEANS apresentou 60% de precisão para as perguntas do tipo booleanas para as questões booleanas e 85.71% para as perguntas factuais.

3.3 Sistemas de QA no Brasil

No Brasil, o desenvolvimento de sistemas de QA é pouco explorado. Machado Junior *et al.* (2009) desenvolveram um sistema de QA chamado SQAS (*Shallow Question Answering System*) nos domínios de textos jornalísticos do idioma português. A arquitetura do sistema é composta pelos módulos de (i) busca de textos e parágrafos candidatos e (ii) filtragem das respostas segundo padrões (expressões regulares) criados para cada modelo de pergunta. O sistema apresentou resultados precisos na busca pelos parágrafos candidatos à resposta e na filtragem de alguns modelos de perguntas.

Wilkens *et al.* (2010) desenvolveram um sistema de QA por voz para o idioma português (brasileiro) chamado COMUNICA. O sistema possui a capacidade de buscar informações em banco de dados estruturados e não-estruturados. Um dos principais objetivos do sistema é promover a inclusão digital permitindo ao usuário uma nova maneira de acesso à informações escritas. O sistema é composto por módulos de reconhecimento e sintetização da fala, um módulo de processamento de texto, um módulo administrador responsável por gerenciar os demais módulos e um módulo de acesso aos bancos de dados. De acordo com os autores, os módulos de apoio à fala ainda estão em construção. O sistema utiliza técnicas de PLN e ontologias nos módulos de processamento textual.

Amorim *et al.* (2012) criaram um sistema de QA genérico, com uma arquitetura flexível, que independe do domínio da pergunta inserida. Para que o sistema suporte esta abrangência, os autores utilizaram um banco de ontologias junto a uma gama de softwares de apoio. Neste sentido, os softwares são ativados de acordo com as necessidades do sistema. Quando uma pergunta é realizada, o sistema resolve problemas de sinonímia com o apoio do WordNet. Em seguida, a pergunta é utilizada para recuperar documentos em um banco de dados AIML (*Artificial Intelligence Markup Language*)⁷. Caso a resposta não seja encontrada nesse banco de dados, o sistema busca a resposta na Web. Nesse sentido, um *crawler*, ou seja, são programas computacionais que navegam pela Web de forma automática e metódica buscando tipos específicos de informação, é utilizado para buscar páginas web de conteúdo específico da pergunta feita pelo usuário.

Prestes (2011) realizou um trabalho de comparação entre sistemas de QA distintos com foco no módulo de processamento da resposta, sendo eles: (i) um para o idioma português, (ii) um para o idioma inglês e (iii) um em idioma português, porém estendido para o inglês. O objetivo do trabalho foi comparar a eficiência dos diferentes sistemas de QA levando em consideração a complexidade da linguagem a qual foram criados. Os autores concluíram que os melhores métodos para extração de respostas são modelagem usando “*bag-of-words*” e o cálculo de similaridade pela distância entre palavras-chaves. O *framework* criado pelos autores é composto por regras e técnicas PLN.

Arrigo *et al.* (2014) desenvolveram um sistema de QA que utiliza a Web para criar um *corpus* anotado de informações no idioma Português. Este corpus foi dividido em seis domínios de informação distintos com, pelo menos, duas perguntas distintas por domínio. Estas perguntas e suas

⁷O AIML é uma linguagem baseada em XML utilizada na criação de diálogos, pelo computador, que simulam um diálogo em linguagem natural entre humanos (Wallace, 2003).

respostas são etiquetadas por meio de palavras-chave. Em seguida, um algoritmo foi desenvolvido para fazer download apenas do conteúdo textual dos cem primeiros resultados encontrados pelo buscador web a partir de uma pergunta inserida pelo usuário. Toda a informação é etiquetada e analisada. Caso as etiquetas das informações correspondam à uma etiqueta padrão <pergunta, resposta>, esta informação é separada e ordenada. Ao final do processo, os cinco padrões de respostas mais frequentes são exibidos pelo sistema. O idioma utilizado neste projeto é o Português. Após a implementação, o sistema será avaliado para verificação do seu desempenho e validação do método proposto.

3.4 Comparativo dos Sistemas de QA

A Tabela 3.1 apresenta uma sistematização tabular dos sistemas de QA apresentados neste capítulo e suas respectivas abordagens, artefatos linguísticos e domínios da informação. Neste sentido, o termo abordagem refere-se ao conjunto de técnicas computacionais e tecnologias utilizadas na construção de cada trabalho de QA, o domínio de informação refere-se a que tema e tipo de informação os sistemas foram avaliados e os artefatos linguísticos refere-se se os sistemas foram apoiados por ferramentas externas de linguagem como, por exemplo, as ontologias e a UMLS.

Os sistemas de QA evoluíram consideravelmente com o passar do tempo. As abordagens para construção desses sistemas se estendem desde a construção de uma simples consulta a um banco de dados até abordagens mais complexas empregando artifícios semânticos e Aprendizado de Máquina. Dentre todos os trabalhos apresentados neste capítulo, os trabalhos de [Cao et al. \(2011\)](#) e [Ben Abacha e Zweigenbaum \(2015\)](#) são os que mais se aproximam da proposta do QASF, pois, ambos foram desenvolvidos para um ambiente tão complexo e específico como é o ambiente médico. Outro trabalho interessante foi o desenvolvido por [Yen et al. \(2013\)](#) que utiliza SVM na integração entre as etapas de classificação na questão e seleção da resposta. Com os mesmos objetivos desses sistemas, o desenvolvimento do QASF foi apoiado, em partes, por abordagens apresentadas nesses trabalhos.

O QASF quando comparado com os demais sistemas de informação do tipo QA possui alguns diferenciais. Inicialmente o QASF foi projetado para atuar no domínio médico, cuja a busca por informações clínicas relevantes pode ser mais complexa quando comparada a outros domínios da informação. Por essa razão, o módulo de recuperação de documentos foi construído baseado em um *framework* especialista em recuperação de informações médicas, o SisViDAS. A arquitetura do sistema QASF é ampla e pode ser estendida para vários outros domínios de informação, variando apenas os artefatos linguísticos como, por exemplo, as ontologias e a UMLS. Outro diferencial é que o sistema está sendo desenvolvido para processar perguntas com diferentes níveis de complexidade, ou seja, perguntas que exigem diferentes níveis de processamento do QASF para encontrar a resposta mais adequada. Um exemplo de pergunta simples é “O que são doenças crônicas?” e de pergunta complexa é “Por que ela é hipoglicêmica? Não há histórico de diabetes e os testes relacionados ao açúcar do sangue, feitos em casa, estão entre 50 e 60.”

Tabela 3.1: Sistematização de alguns sistemas de QA da literatura e suas respectivas abordagens.

Sistemas	Domínio de Informação	Artefatos Linguísticos	Abordagens
QASF	Saúde	Sim	SVM, RI, EI e NLP
BASEBALL (Green <i>et al.</i> , 1961)	Jogos de Beisebol	Não	Conversão da questão em uma consulta ao banco de dados das informações coletadas.
SHRDLU (Winograd, 1971)	Análise Geométrica	Não	O sistema possuía módulos para análise, planejamento, QA, gestão dos diálogos, entre vários outros.
LUNAR (Woods <i>et al.</i> , 1972)	Análise Geológica	Não	Transformação das perguntas feitas pelo usuário em consultas de banco de dados. Além disso, o sistema possuía módulos de análise sintática e semântica.
MYCIN (Shortliffe, 1976)	Saúde	Não	Utiliza um motor de inferência e uma base de dados de regras.
UNIX Consultant (UC) (Wilensky <i>et al.</i> , 1988)	Sistema Operacional UNIX	Não	Técnicas de PLN, uma base de conhecimento abrangente e um módulo que buscava parafrasear as respostas para cada tipo de usuário.
START (Katz, 1990, 1997)	Genérico	Não	Uso de PLN e árvore de análise sintática junto a uma base de conhecimento.
(Moreda <i>et al.</i> , 2011)	Genérico	Sim	Utiliza informações semânticas para o módulo de extração da resposta.
(Yen <i>et al.</i> , 2013)	Genérico	Não	Técnicas de AM para integração das etapas de classificação da questão e na seleção das respostas
(Ryu <i>et al.</i> , 2014)	Genérico	Não	Uso da Wikipédia como fonte de conhecimento
Suresh kumar e Zayaraz (2015)	Genérico	Sim	Utiliza regras de Padrões e árvores binárias
Hartawan e Suhartono (2015)	Genérico	Não	Modelo de Espaço Vetorial
AskHERMES (Cao <i>et al.</i> , 2011)	Saúde	Sim	UMLS, NLP, RI e EI
MEANS (Ben Abacha e Zweigenbaum, 2015)	Saúde	Sim	Utiliza Informações semânticas compostas por técnicas de PLN e Web Semântica
SQAS (Machado Junior <i>et al.</i> , 2009)	Textos Jornalísticos	Não	Composta por Expressões Regulares e NLP
COMUNICA (Wilkins <i>et al.</i> , 2010)	Genérico	Sim	O sistema utiliza técnicas de PLN e ontologias nos módulos de processamento textual.
(Amorim <i>et al.</i> , 2012)	Genérico	Sim	Uso de ontologias com softwares de apoio.
(Prestes, 2011)	Genérico	Sim	Utiliza regras e técnicas PLN.
(Arrigo <i>et al.</i> , 2014)	Genérico	Não	Criar um corpus Web em Português. Faz uma análise semântica da pergunta e utiliza AM para classificação.

Capítulo 4

Trabalhos de Suporte

Os trabalhos de suporte apresentados neste capítulo são dois *frameworks* desenvolvidos anteriormente pelo grupo de pesquisa desta mestranda. O SisViDAS é um *framework* que relaciona artigos científicos a fatores de risco descritos em prontuários médicos do paciente e alerta profissionais da área da saúde sobre problemas no desenvolvimento humano (Macedo *et al.*, 2015; Pollettini *et al.*, 2012, 2014). O *framework* FREDs associa informações textuais de laudos de exames com imagens de diagnóstico de Punção Aspirativa por Agulha Fina por meio de mapeamentos conceituais (Macedo *et al.*, 2016; Pessotti, 2012). Esses dois *frameworks* são utilizados no módulo de processamento de documentos do *framework* de QA apresentado.

No QASF, os *frameworks* SisViDAS e FREDs processam informações de diferentes tipos de documentos. Neste contexto, o SisViDAS processa informações de artigos científicos e prontuário médico do paciente e o FREDs processa informações textuais de laudos de exames de diagnósticos médicos e imagens de diagnóstico por imagem. Esses documentos são usados como fonte de informação para as consultas realizadas pelo usuário ao sistema de QA. Assim, os *frameworks* possibilitam a expansão das entradas de dados para consulta, ou seja, possibilitam a consulta a diferentes fontes de informações para obter as respostas. Neste primeiro momento, o QASF está utilizando apenas informações de *abstracts* de artigos científicos recuperados pelo SisViDAS. Seções 4.1 e 4.2, as arquiteturas do SisViDAS e do FREDs são apresentadas respectivamente. Essas arquiteturas ilustram os componentes e o funcionamento de cada um dos dois *frameworks* de suporte do QASF.

4.1 Framework para Sistema de Vigilância para Doenças Crônicas (SisViDAS)

Estudos em medicina genômica sugerem que seres humanos expostos a fatores de risco no início da vida como, por exemplo, a escassez de alimentos, podem sofrer influências na expressão do gene e, como resultado, na vida adulta desenvolverem doenças crônicas (Barker, 2001). As doenças crônicas são enfermidades causadas por diferentes fatores como, por exemplo, o genético e o estilo de vida. Algumas das doenças crônicas mais conhecidas são as doenças cardiovasculares (OMS, 2009a), a diabetes tipo 2 (OMS, 2009b) e a obesidade (OMS, 2009c). A maioria dessas doenças são incuráveis por medicação. Por outro lado, com mudanças nos hábitos diários é possível prevenir, amenizar e até curar em alguns casos essas enfermidades (Barker, 2001; Verma *et al.*, 2009). As doenças crônicas e suas consequências têm sido fortemente pesquisadas por profissionais da área da

saúde. Os resultados mais importantes são frequente e abundantemente publicados em repositórios *online* de informações científicas como o *PubMed*.

O Sistema de Vigilância para Doenças Crônicas (Macedo *et al.*, 2015; Pollettini *et al.*, 2012, 2014) e suas versões originaram o *framework* SisViDAS para o desenvolvimento de sistemas de vigilância que alertam profissionais da saúde sobre problemas no desenvolvimento humano relacionados as seguintes doenças crônicas: doenças cardiovasculares, a diabetes tipo 2 e a obesidade. Os alertas são feitos, por meio de relacionamentos entre informações sobre doenças crônicas contidas em artigos científicos e fatores de riscos descritos em registros clínicos do paciente (Pollettini *et al.*, 2014). O SisViDAS foi desenvolvido para atender as seguintes funcionalidades: (i) atualização da coleção de artigos científicos, (ii) recuperação de artigos científicos relevantes para um registro clínico, (iii) classificação de pacientes em grupos de risco para doenças crônicas, (iv) expansão da ontologia de doenças crônicas e (v) validação do *framework*. A Figura 4.1 ilustra a infraestrutura do SisViDAS.

Figura 4.1: Estrutura do framework SisViDAS: (a) Módulo para criação e atualização da coleção de artigos. (b) Interface de busca. (c) Coleção online de artigos científicos. (d) Ontologias do domínio. (e) Recuperação de artigos científicos de repositórios online. (f-g-j) Processamento textual dos artigos recuperados dos repositórios online e dos prontuários inseridos, apoiados pelo módulo base do processamento textual composto pelas técnicas de Processamento de Linguagem Natural. (h) Database local com a coleção já processada. (i-n-m) Interface com o usuário, recebe como entrada prontuários médicos do paciente e retorna grupos de risco e os abstracts de artigos científicos mais relevantes. (k) Módulo que mede a similaridade entre prontuário médico do paciente e artigos científicos. (l) Processo de acesso aos artigos pré-processados e retorna os que tem os maiores graus de similaridade. (o) Artefatos linguísticos, como, por exemplo, UMLS. (p) Reconhecimento de conceitos. BASEADO EM (Pollettini *et al.*, 2014).

Para buscar artigos científicos em repositórios públicos, e, posteriormente, transferi-los para um repositório local no computador, o sistema possui um módulo de interação e recuperação de artigos em repositórios públicos apoiado por conceitos obtidos em ontologias do domínio (Figura 4.1 (a), (b), (c), (d), (e)). As ontologia do domínio utilizada no SisViDAS é a Ontologia de Doenças Crônicas (em tradução livre do inglês *Chronic Disease Ontology* - CDO) (Verma *et al.*, 2009). A CDO possui informações sobre as (i) doenças crônicas (obesidade, doenças crônicas e diabetes tipo 2), (ii) genes e suas mutações relacionadas e (iii) informações sobre histórico de vida, saúde e nutrição. A CDO é dividida em cinco domínios principais: do organismo, molecular, médico, nutricional e mapa de informática biomédica. Além do CDO, o SisViDAS é apoiado por recursos da *Entrez Programming*

Utilities (E-utilities) (NCBI, 2010), pelo Biopython¹ (Cock *et al.*, 2009) e pela UMLS. Para buscar os conceitos UMLS, duas abordagens foram investigadas. A primeira abordagem foi o uso da *UTS Web Service API*, a qual utiliza n-grams para interagir com a *API* e buscar os conceitos. A segunda abordagem considerava a ferramenta MetaMap² (Figura 4.1 (p) e (o)). Os artigos são processados pelo módulo de processamento textual (Figura 4.1 (f)) que compreende as atividades de remoção de *stopwords*, processamento de n-grams, identificação de conceitos do domínio da saúde e cálculo da importância (“peso”) de cada conceito em relação ao documento. As atividades são suportadas pelo pacote *python Natural Language Toolkit (NLTK)* (Bird, 2006). Além disso, as listas de *stopwords* utilizadas no projeto são dos idiomas inglês e português e elas pertencem ao projeto Snowball³ (Figura 4.1 (g)). Para finalizar o processamento da coleção a ser relacionada aos prontuários médicos, o resultado obtido do processamento de NLP é armazenado em um banco de dados na forma de uma nova coleção de informação (Figura 4.1 (h)).

Quando um usuário deseja recuperar artigos similares a um prontuário médico do paciente e descobrir os grupos de risco (Figura 4.1 (i), (m) e (n)), a primeira etapa é realizar o processamento desse prontuário de forma semelhante ao processamento textual realizado nos artigos científicos. Neste sentido, primeiramente, os termos são identificados e comparados com dicionários de sinônimos (Figura 4.1 (j), (g) e (p)). Em seguida, consultas compostas pelos termos identificados são construídas (Figura 4.1 (g)). E, por fim, a similaridade entre a consulta que representa o prontuário médico do paciente e os artigos é calculada e os artigos com maior grau de similaridade são retornados para visualização do usuário (Figura 4.1 (k) e (l)). Além disso, visando potencializar a recuperação de documentos, o trabalho analisou três abordagens distintas para a expansão das consultas (Macedo *et al.*, 2015). Na primeira abordagem as meta-informações dos artigos recuperados das bases de dados científicas são consideradas como termos a expandir a consulta do usuário (o registro médico). Nessa primeira abordagem, as meta-informações do artigo são os termos MESH. Na segunda abordagem, *n-grams* são extraídos dos documentos processados. E, por fim, a última abordagem considera como meta-informações o campo “Publication Type” dos artigos anexados pelo PubMed. O SisViDAS foi experimentado no contexto de fatores de risco genéticos e epigenéticos para doenças crônicas. Os resultados obtidos demonstram que a abordagem de reconhecimento de conceitos utilizando a ferramenta MetaMap apresentou melhor resultado quando comparada com as demais (Macedo *et al.*, 2015).

Esse *framework* foi desenvolvido em parceria com pesquisadores do Instituto da Criança da Faculdade de Medicina da USP. Os pesquisadores contribuíram na elaboração dos prontuários para a experimentação do *framework*. Nesse sentido, os profissionais prepararam uma lista de termos e expressões mais frequentes nos registros clínicos dos pacientes além de fornecerem um prontuário de atendimento não preenchido do centro de saúde-escola utilizado para acompanhamento de saúde das crianças. Devido às questões éticas que envolvem a manipulação de dados reais de pacientes, as desenvolvedoras do SisViDAS optaram em gerar uma simulação dos dados do prontuário de atendimento. Neste sentido, os campos utilizados na simulação foram: idade do paciente, sexo, diagnóstico nutricional, crescimento, desenvolvimento (DNPM), vacinação, alimentação, cotidiano infantil, fami-lograma, ambiente emocional, condições ambientais, condições sócio-econômico-culturais, fatores de risco (riscos e proteção familiares relacionados à saúde), fatores de proteção (riscos e proteção

¹http://biopython.org/wiki/Main_Page

²<http://metamap.nlm.nih.gov/>

³<http://snowball.tartarus.org/>

familiares relacionados à saúde), doenças atuais, doenças anteriores ou crônicas e antecedentes familiares (Pollettini *et al.*, 2012). Os dados dos campos dos prontuários foram gerados no formato de uma matriz atributo versus prontuário, cujos valores de cada célula da matriz foram sorteados como números aleatórios com o auxílio do software “Mathematica”, versão 8.0.0. Ao todo, sessenta prontuários foram simulados e por fim, destes sessenta prontuários, trinta foram selecionados por meio da exclusão dos casos incoerentes (Pollettini *et al.*, 2012).

Para a tarefa de classificação do paciente em um dos grupos de risco de doenças crônicas (doenças cardiovasculares, diabetes mellitus ou obesidade), o software dispôs de um classificador previamente treinado em uma base de referência de registros clínicos. Para esta tarefa foram avaliados três classificadores distintos, sendo eles: (i) *Relevance Feedback RFCat* (Pollettini *et al.*, 2009; Pollettini, 2008) desenvolvido em trabalhos anteriores da autora; (ii) *Instance Based Learner* (IBK) (Learning, 2016) e (iii) *Multilayer Perceptron* (Kollias, 2006), sendo os dois últimos pertencentes ao pacote WEKA⁴.

A interface gráfica do usuário do SisViDAS foi desenvolvida para auxiliar e facilitar aos pesquisadores e médicos pediatras o relacionamento entre os fatores de risco e as doenças crônicas. Neste sentido, a interface foi desenvolvida para receber e processar consultas curtas com fatores de riscos potenciais e consultas longas que são uma forma de representação dos registros clínicos. As interfaces gráficas do usuário são apresentadas na Figura 4.2. Na Figura 4.2 (a), a interface do usuário principal é apresentada. No campo “Registro” é inserido os dados do prontuário médico que serão utilizados na pesquisa dos artigos científicos. Na Figura 4.2 (b), o resultado da busca de artigos científicos para o termo de fator de risco “obesidade” é apresentado.

Ao realizar uma comparação de resultados de buscas entre o SisViDAS e algumas ferramentas de buscas online ((i) Google; (ii) Google Acadêmico e (iii) Pubmed) com base em buscas por expressões (palavras-chave digitadas nas ferramentas de busca), observou-se que o SisViDAS recupera com mais precisão os artigos científicos relacionados à fatores de risco e epigenética quando comparado com as demais ferramentas (Pollettini *et al.*, 2014). O SisViDAS é um *framework* que efetiva a transformação dos resultados de pesquisas biomédicas em conhecimento possível de ser utilizado para aprimorar a saúde pública, portanto, os desenvolvedores do SisViDAS acreditam que este *framework* contribui na área de bioinformática translacional⁵.

4.2 Framework para Redução da Descontinuidade Semântica em Imagens Médicas (FREDS)

As desordens da tireoide estão se tornando cada vez mais frequentes e uma das mais conhecidas é o câncer de tireoide. Segundo informações do Instituto Nacional do Câncer e da publicação “*Cancer Incidence in Five Continents*”, durante o período compreendido entre 1973 e 2002, a taxa de incidência dessa enfermidade aumentou mais de cinco vezes (INCA, 2014; Parkin *et al.*, 2005). Por outro lado, a taxa de mortalidade para este tipo de câncer apresentou uma queda contínua. Algumas das justificativas para esta queda é a melhoria no tratamento desta enfermidade e nos

⁴WEKA (do inglês *Waikato Environment for Knowledge Analysis*) é um pacote de algoritmos de aprendizado de máquina.

⁵ Segundo a Associação Americana de Informática Médica (do inglês *American Medical Informatics Association* - AMIA), bioinformática translacional compreende o desenvolvimento de métodos de otimização para transformar dados biomédicos em conhecimento proativo, preditivo, preventivo e participativo na área da saúde (Butte, 2008).

(a)

(b)

Figura 4.2: Interfaces do usuário do SisViDAS (Pollettini, 2011).

exames de diagnóstico (INCA, 2014). Um dos exames mais utilizados no diagnóstico inicial de nódulos na tireoide é a Punção Aspirativa com Agulha Fina (do inglês, *Fine Needle Aspiration Biopsy* – FNBA). As principais vantagens deste tipo de exame é a relação entre o custo e benefício, a facilidade da execução do procedimento e a seleção de pacientes para cirurgia. Em contrapartida, para que o diagnóstico seja preciso são necessárias amostras adequadas de material de tireoide e a experiência do patologista que realiza o diagnóstico (Murussi *et al.*, 2001).

Atualmente, é notável o crescente uso de sistemas computacionais de auxílio ao diagnóstico (do inglês, *Computer Aided Diagnosis* - CAD) que auxiliem patologistas em diagnósticos. A principal proposta de um CAD é fornecer informações adicionais como, por exemplo, dados morfológicos extraídos de imagens de diagnóstico por imagens, recuperação de imagens de exames similares ao caso estudado ou informações textuais resgatadas de uma base de laudos de diagnósticos. Nesse sentido, o *framework* intitulado FREDS (*Framework* para Redução da Descontinuidade Semântica em Imagens Médicas) e um sistema CAD para validar o *framework* foram desenvolvidos. O principal objetivo foi gerar conhecimento por meio de mapeamentos conceituais entre o conteúdo da imagem de FNBA e as informações textuais presentes no exame, com o intuito de diminuir o *gap* semântico gerado pelo processo que compreende desde a recuperação computadorizada de imagens médicas até a interpretação humana do seu conteúdo (Pessotti, 2012).

As principais funções do FREDS são: (i) permitir ao especialista submeter imagens patológicas adquiridas; (ii) identificar regiões de interesse nas imagens; (iii) realizar e exibir cálculos morfo-métricos; (iv) devolver laudos similares às expressões de buscas obtidas por meio de rótulos das imagens; (v) obter e agrupar diagnósticos de um conjunto de laudos; e (vi) obter os termos mais frequentes de um conjunto de diagnósticos. Na Figura 4.3, a arquitetura do FREDS é apresentada.

Figura 4.3: Estrutura do framework FREDS. BASEADO EM: (Pessotti, 2012).

O componente “Segmentador de Objetos em Imagens” (Figura 4.3 (1)) é composto por métodos que segmentam as estruturas relevantes das imagens, ou seja, os núcleos das células em FNBA. Para esta etapa foi utilizada a técnica de limiarização ou threshold Otsu (Otsu, 1975). A técnica de

limiarização consiste em criar um histograma, ou seja, uma representação da quantidade de *pixels* por tonalidade da escala de tons cinzas. Em seguida, o método de Otsu é utilizado para selecionar o melhor ponto de corte que é a maior variância entre o fundo da imagem e a região de interesse. Por fim, uma máscara binária é gerada para mostrar, na imagem, somente as regiões de interesse.

O “Extrator de Características” (Figura 4.3 (2)) é formado por classes responsáveis por representar as informações segmentadas como vetores de características. Nessa etapa, as técnicas de extração de características Matriz de Coocorrência (COOC), Transformada Discreta de Wavelets (DWT) e Morfometria (MORPHO) foram utilizadas. A Matriz de Coocorrência (Figura 4.3 (2.1.3)) é uma abordagem estatística utilizada na extração de padrões de textura (Albregtsen, 2008). O método cria uma matriz que considera a distribuição dos pixels e os seus relacionamentos. Quando varia o vetor usado na representação da matriz é possível calcular a Energia, o Contraste, a Correlação, a Entropia e a Homogeneidade (Haralick *et al.*, 1973).

A Transformada Discreta de Wavelets (Figura 4.3 (2.1.1)) é uma abordagem espectral que decompõe sinais em componentes menores, permitindo a análise dos dados em domínios de frequências distintos com a aplicação de escala de resolução para cada componente (Daubechies, 1992). A Morfometria (Figura 4.3 (2.1.2)) é um método quantitativo utilizado na caracterização de estruturas celulares individuais por meio de medidas como, por exemplo, o raio, o perímetro e a área (Priya e Sundaram, 2011). No FREDS foram utilizados o raio médio, o perímetro, a área, o índice de contorno nuclear e a razão maior e a menor do raio (Macedo *et al.*, 2016). Os parâmetros morfométricos foram incluídos no FREDS porque são uma das principais características do auxílio ao diagnóstico de doenças com achados patológicos em imagens. Essas medidas podem detectar alterações morfológicas relevantes nas células. Assim, a morfometria pode ser uma importante fonte de informação semântica na tarefa de classificação de nódulos (Padovani Jr *et al.*, 2007).

O “Classificador de Padrões” contém as técnicas de Aprendizado de Máquina que classificam os vetores de características em classes pré-definidas que são: Câncer, Bócio e Não-Câncer. Os métodos de classificação experimentados no *framework* foram k-Vizinhos mais Próximos (do inglês *k-Nearest Neighbor* - KNN) e as Redes Neurais do tipo Multilayer Perceptron (MLP) (Figura 4.3 (3.1.1) e (3.1.2)). O intuito da aplicação de classificadores no FREDS é a automatização do processo de rotulação, ou seja, atribuir nomes automaticamente as estruturas descobertas na imagem. No FREDS, esse processo pode ser realizado de duas maneiras distintas: (i) automática e (ii) semiautomática com o auxílio de um patologista. Na primeira maneira, técnicas de Processamento Digital de Imagens, Recuperação de Imagens Baseado no Conteúdo e Aprendizado de Máquina são utilizadas. Previamente, uma base de dados rotulada é necessária para que os classificadores conheçam as características específicas das células que compõem cada classe. Quando um exemplo desconhecido é inserido, o exemplo é segmentado, depois o vetor de características é criado e, por fim, ele é classificado e rotulado de acordo com sua similaridade com os exemplos das classes conhecidas pelo classificador. No modelo semiautomático, as estruturas de interesse são identificadas e classificadas pelo CAD manualmente pelo especialista.

O “Recuperador de Informações” (Figura 4.3 (4)) busca laudos de exames médicos que correspondam à classe indicada na etapa de Classificação. Durante o processo de recuperação da informação, os documentos que contenham descrições de achados patológicos similares aos encontrados na imagem são buscados na base de laudos. Quando a imagem está classificada/rotulada, os rótulos são utilizados na formação de consultas de usuários para buscar laudos similares. Na construção das

consultas, a expansão de termos por meio do uso de *thesauri* foi utilizada junto com a combinação de operadores lógicos (AND e OR). Os prontuários são recuperados por meio do cálculo da similaridade dos cossenos.

O *framework* FREDS foi desenvolvido com a linguagem de programação o JAVA. Na Figura 4.4, as interfaces do usuário do FREDS são apresentadas. Nas Figuras 4.4(a) e 4.4(c), a transformação visual que acontece na imagem durante o processo de segmentação/classificação é demonstrada. Nas Figuras 4.4(a) e 4.4(c), a interface do usuário e a sequência de processos a serem executados são apresentados. Por fim, na Figura 4.4(e), os processos de recuperação de laudos similares à imagem classificada são apresentados.

Após a imagem ser inserida no FREDS, a primeira etapa é a segmentação automática ou semiautomática. Caso o usuário escolha a segmentação semiautomática, o primeiro passo é criar os ROIs (do inglês *Region Of Interest*), ou seja, selecionar áreas de interesse da imagem que, nesse caso, são os núcleos. Para realizar esta tarefa na interface, quadros na cor amarela são criados na imagem pressionando o botão “create ROI” (Figura 4.4(b)1). Em seguida, o usuário posiciona manualmente esses quadros em torno dos núcleos de interesse. O número de quadros a serem criados e posicionados é ilimitado, para cada novo quadro, o botão “create ROI” deve ser pressionado novamente. Caso o usuário deseja segmentar a imagem automaticamente, o primeiro passo é pressionar o botão “Automatic Segmentation” (Figura 4.4(b)1). Quase instantaneamente os núcleos da imagem são contornados por uma linha preta (Figura 4.4(a)). O limiar do *threshold* pode ser ajustado manualmente (Figura 4.4(b)1) para que o núcleo seja contornado corretamente, pois, muitas vezes, o contorno automático do *framework* pode ignorar detalhes importantes do núcleo das células.

Após a imagem ser segmentada, o usuário pode escolher entre: (1) classificar manualmente os núcleos e salvar as informações no banco de dados que, posteriormente, será utilizado para atualizar a informação dos extratores de características e no treinamento e *feedback* da classificação automática; ou (2) classificar automaticamente a imagem. Caso o usuário selecione a opção (1), o rótulo do núcleo deve ser selecionado, ou seja, deve ser escolhido qual tipo de conteúdo a imagem representa (Câncer, Bócio e Não-Câncer.) (Figura 4.4(b)3). Em seguida, a informação dos extratores pode ser atualizada escolhendo o extrator ou a combinação de extratores e pressionando o botão “Rebuild database” (Figura 4.4(b)4). Se a opção (2) for escolhida, ou seja, o usuário deseja classificar automaticamente os núcleos da imagem e encontrar qual o tipo principal da imagem (Câncer, Bócio e Não-Câncer.), a aba “Pattern Classification” deve ser selecionada (Figura 4.4(b)2).

Para classificar automaticamente os núcleos segmentados da imagem, o usuário deve selecionar o extrator ou a combinação de extratores e o classificador a serem utilizados e, por fim pressionar o botão “Run Classifier” (Figura 4.4(d)1). Em seguida, cada núcleo da imagem será classificado dentre uma das três classes disponibilizadas pelo *framework* (Câncer, Bócio e Não-Câncer.). Cada núcleo classificado é pintado com uma cor específica da classe encontrada pelo classificador (Não-Câncer é representado pela cor vermelha, Bócio pela cor azul e Câncer pela cor verde). Todas as classes encontradas na imagem são descritas na caixa “Cellular Description” (Figura 4.4(d)2). Por fim, a classe que mais se repete na imagem (classe majoritária) é exibida para o usuário (Figura 4.4(d)3).

Após a imagem ser classificada, os laudos similares aos resultados obtidos na classificação da imagem são buscados. Na Figura 4.4(e), a interface de recuperação de laudos médicos é apresentada. Nesse sentido, o FREDS utiliza as informações descritas na caixa “Cellular Description” (Figura 4.4(d)2) junto com o uso de ontologias do domínio e *thesaurus* para criar uma consulta

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

Figura 4.4: Interface do usuário do framework FREDS.

com expansão de termos. Os resultados são apresentados para o usuário na forma de uma lista de termos mais relevantes encontrados nos laudos e os principais diagnósticos.

A avaliação do FREDS foi realizada analisando a taxa de acerto dos classificadores (KNN e MLP) (Pessotti, 2012). Inicialmente, três cenários de avaliação foram definidos com todas as combinações possíveis entre os extratores: (i) extratores avaliados separadamente; (ii) em pares; (iii) todos juntos. Os experimentos foram executados em função de cada classificador e depois comparados entre si. No primeiro cenário, a melhor taxa de acerto foi 81.2% para a COOC com o classificador KNN. No segundo cenário, as melhores combinações foram COOC e MORPHO e classificador MLP, com taxa de acerto em 84.6%. E no último cenário (todos os extratores juntos), o melhor classificador foi o MLP com 85.7%.

Os frameworks SisViDAS e FREDS compõem parte da etapa de Processamento de Documentos como apresentado na Figura 5.10. Eles serão responsáveis pelas tarefas de busca de documentos relevantes (artigos científicos, prontuários médico do paciente e laudos de exames de diagnóstico) que possam conter respostas de interesse ao usuário do sistema. Contudo, para que esta etapa esteja completada, o desenvolvimento de funções para busca e segmentação de parágrafos candidatos nos documentos retornados pelo SisViDAS e FREDS foram criadas. Durante a construção do FREDS, houve dificuldades em obter análises patológicas mais apuradas sobre as imagens captadas pelo especialista, estas imagens iriam ser utilizadas na validação do FREDS. Portanto, uma das atividades realizadas por esta mestrandia foi a realização de novas avaliações para a uma validação mais apurada do FREDS. Neste sentido, a solução encontrada foi a criação de uma nova coleção de referência, desta vez curada por um patologista, e a realização de novas avaliações. Os resultados estão descritos no próximo capítulo e detalhados em Macedo *et al.* (2016).

Capítulo 5

Question Answering Surveillance Framework (QASF)

Nos últimos anos, a tarefa de buscar e ler artigos científicos de interesse tem se tornado uma tarefa cansativa e complexa para o usuário em geral. Alguns dos principais problemas são o aumento substancial na quantidade de artigos publicados em repositórios da Web, o idioma em que o artigo está escrito, muitas vezes diferente do idioma nativo do usuário, e a dificuldade na formulação de consultas usando linguagens diferente da linguagem natural. Para os profissionais da saúde, a tarefa de busca por informação é ainda mais complexa e cansativa, uma vez que além dos problemas citados, os profissionais possuem uma rotina de trabalho estressante e ainda enfrentam problemas como a rápida atualização das informações sobre tratamentos, medicações e procedimentos (ABS, 2005; Shortliffe e Cimino, 2013). Os sistemas de QA surgiram como uma atualização dos sistemas de RI e com o objetivo de fornecer informações diretas e precisas sobre uma pergunta proposta pelo usuário. Para realizar esta tarefa, estes sistemas utilizam técnicas computacionais, principalmente, das áreas de Extração de Informação, Mineração de Texto e Recuperação de Informação (Allam e Haggag, 2012).

Conforme apresentado no Capítulo 2, os sistemas clássicos de QA possuem três módulos principais: (i) processamento da questão, (ii) processamento do documento e (iii) processamento da resposta. Neste capítulo é apresentada a construção do *Question Answering Surveillance Framework* (QASF) suportado (i) pelas classes e módulos dos *frameworks* FREDs e SisViDAS estendidos por novas classes propostas pela mestranda para a etapa de processamento de documentos e (ii) por novas classes e módulos para as etapas de processamento da questão e de seleção da resposta. Na Seção 5.1, uma visão geral do QASF é apresentada. Nas Subseções 5.1.1, 5.1.2 e 5.1.3, os detalhes de construção de cada módulo são descritos. Por fim, nas Seções 5.2 e 5.3, a modelagem do QASF e as interfaces do usuário do QASF são apresentadas respectivamente.

5.1 Arquitetura do QASF

O QASF é um *framework*¹ do tipo *Question Answering* que tem como objetivo auxiliar profissionais da área da saúde respondendo questões do domínio da epigenética e doenças crônicas. O

¹Frameworks são modelos de sistemas reutilizáveis representado por um conjunto de classes abstratas de forma que elas colaboram entre si (Roberts e Johnson, 1996).

QASF é composto por três módulos principais: (i) processamento da questão, (ii) processamento do documento e (iii) processamento da resposta. A arquitetura do QASF é apresentada na Figura 5.1.

Figura 5.1: Arquitetura da proposta do QASF.

O módulo de “1 - Processamento da Questão” é composto pelas tarefas de “Elaboração da Consulta” e “Análise da Questão”. A tarefa “1.1 - Elaboração da Consulta” utiliza as técnicas de Processamento de Linguagem Natural para a eliminação de *stopwords* e a extração das palavras de maior relevância contidas na pergunta do usuário para manipular as consultas. Na tarefa de “1.2 - Análise da Questão”, as técnicas de AM juntamente com uma base de questões para treinamento e técnicas de análise de correspondência de padrões são utilizadas.

O módulo de “2 - Processamento do Documento” é composto pelas tarefas de “Recuperação de Documentos” e “Extração das Respostas Candidatas”. A tarefa de “2.1 - Recuperação de Documentos” é realizada pelos *frameworks* FREDs e SisViDAS. O SisViDAS retorna os artigos científicos e/ou prontuários médico do paciente de maior interesse e o FREDs retorna laudos de exames médico. Neste trabalho de mestrado, somente a experimentação com o SisViDAS é realizada. A “2.2 - Extração das Respostas Candidatas” é feita nos *abstracts* dos artigos retornados, nas informações do prontuário médico e dos laudos de exames por meio da técnica de proximidade linear.

O módulo de “3 - Processamento da Resposta” é composto pelas tarefas de “Ordenação e Seleção das Respostas” e “Validação das Respostas”. Para a tarefa de “3.1 - Ordenação e Seleção das Respostas” utilizou-se o cálculo da similaridade por cosseno e na “(3.2) Validação da Resposta”, o QASF utiliza uma coleção de referência chamada EDRMrSa. Esta coleção de referência é apresentada na Subseção 6.1.3.

5.1.1 Processamento da Questão

O módulo de “Processamento da Questão” objetiva extrair informações da questão realizada pelo usuário em linguagem natural. As informações extraídas são fundamentais na seleção das respostas candidatas e para converter a questão em uma consulta em linguagem computacional. A consulta computacional é utilizada, posteriormente, no módulo de “Processamento dos Documentos” para a recuperação dos artigos que possivelmente contenham a resposta para a pergunta do usuário. A etapa de “Processamento da Questão” é dividida em dois submódulos: “Análise da Questão” e “Elaboração da Consulta”.

Na literatura, foram encontradas algumas abordagens para o submódulo de “Análise da Questão”: correspondência de padrões (Er e Cicekli, 2013), Máquina de Vetores de Suporte (do inglês,

Support Vector Machine - SVM) e análise morfofossintática (Monz, 2003; Zhang e Lee, 2003). O QASF é suportado por abordagens de Aprendizado de Máquina, especificamente por técnicas de SVM e Naive Bayes, e por abordagens de correspondência de padrões. Na abordagem de Aprendizado de Máquina, os classificadores foram construídos e validados utilizando um conjunto de perguntas separado de acordo com o tema da pergunta (classes ou *tags*). Em seguida, esse conjunto é analisado pelo *framework* para que quando o usuário inserir uma pergunta, não analisada anteriormente, o *framework* seja capaz de classificar corretamente esta pergunta. Os resultados obtidos com os classificadores são apresentados e comparados entre si na Subseção 6.2.1.

No QASF, a abordagem de correspondência de padrões é utilizada para analisar perguntas do tipo definição (Exemplo: *What is cancer?*). Perguntas desse tipo possuem uma construção gramatical conhecida, composta por: Pronome Interrogativo (“*Whats*”) + Verbo + Sujeito + Pontuação. Tendo isso em vista, o QASF primeiramente analisa o pronome interrogativo da questão, caso seja “*What*”, o *framework* busca pelo sujeito da frase e o envia para um banco de dados lexical (dicionário), neste caso o WordNet². Em seguida, o WordNet retorna a definição do sujeito. Na Figura 5.2, um modelo visual de como a análise da questão por correspondência de padrões é realizada é apresentado. Os demais tipos de questões (*how*, *where*, *who*, etc) são avaliadas somente pelas técnicas de AM.

Figura 5.2: Análise da questão por correspondência de padrões. Primeiramente, a pergunta é analisada afim de descobrir os elementos gramaticais que a compõe. Em seguida, o sujeito da questão é enviado para o banco de dados WordNet e, por fim, a definição do sujeito é recebida pelo QASF.

O outro elemento que compõe o módulo de “Processamento da Questão” é o submódulo de “Elaboração da Consulta”. Neste submódulo, um conjunto de palavras-chave é extraído, o qual será a base da consulta computacional de uma pergunta inserida pelo usuário em linguagem natural. A representação da consulta no formato de um vetor de palavras é transmitida para o módulo de “Processamento de Documentos” especificamente para o submódulo de “Recuperação de Documentos”.

No QASF, a construção do vetor de palavras é feita em duas etapas. Na primeira etapa, os elementos que não possuem relevância para compor um conjunto de palavras-chave significativo são desconsiderados. Na segunda etapa, o foco é na adição de elementos sinônimos à cada elemento do vetor resultante da primeira etapa e na extração do radical de todas essas palavras que compõem o vetor de palavras-chave. Essas tarefas da segunda etapa são necessárias pois na construção de textos³ e suas unidades menores como, por exemplo, a frase (pergunta), é comum haver flexão

²<https://wordnet.princeton.edu/>

³“Texto é unidade linguística comunicativa fundamental, produto de uma atividade verbal humana, que possui sempre caráter social, está caracterizado por seu campo semântico e comunicativo, assim por sua coerência profunda e superficial, devida à intenção (comunicativa) do falante criar um texto íntegro, e à sua estruturação mediante os

nas palavras para que elas expressem categorias gramaticais adequadas à construção de um texto coerente. Essas flexões são realizadas, geralmente, por meio da inserção de prefixos e sufixos. Na Figura 2.4 da Subseção 2.2.1, exemplos de flexões de uma palavra por meio da adição de sufixos distintos foi demonstrado. Durante a busca e a recuperação computacional de informações textuais, estas flexões gramaticais podem dificultar a busca por textos e ou frases candidatas. Por exemplo, caso um *framework* de recuperação textual esteja procurando a palavra “computacional” e nos textos do conjunto de busca contenham apenas os termos “computacionalmente” e/ou “computadores” há grandes possibilidades do *framework* não retornar esses textos como candidatos à resposta correta porque o *framework* busca apenas pelo termo em questão e não pelos termos similares. Percebendo esta dificuldade, técnicas de *stemming*⁴ e lematização⁵ foram aplicadas para finalizar a segunda fase de construção do vetor de palavras do QASF.

No QASF, a primeira etapa da construção do vetor de palavras é feita desconsiderando os pronomes interrogativos, as “*stopwords*” e as pontuações. Considerando que os pronomes interrogativos têm grande importância na fase de “Análise da Questão”, para definir o tipo de pergunta inserida pelo usuário, eles são retirados da consulta, mas armazenadas separadamente no QASF. Na Figura 5.3, a primeira etapa da construção da consulta computacional, a partir de uma pergunta inserida pelo usuário é apresentada. Para iniciar o processo de construção da consulta, o usuário insere uma pergunta e como resultado final é construído a primeira parte do vetor com as palavras-chave da pergunta. Nesta etapa, os pronomes interrogativos do inglês são desconsideradas da frase inserida pelo usuário. Em seguida, as “*stopwords*” e as pontuações da frase são eliminadas. Por fim, o resultado é um vetor de palavras que será inserido como entrada de dados na segunda etapa de construção do vetor final de palavras.

Figura 5.3: Primeira etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. Primeiramente, o QASF elimina os pronomes interrogativos (‘X’ na cor vermelha), em seguida, as *stopwords* são eliminadas (‘X’ na tonalidade alaranjada) e por fim, as pontuações são eliminadas (‘X’ na tonalidade azul).

A segunda etapa de construção do vetor de palavras-chave inicia-se com a busca de termos sinônimos aos termos resultante da primeira. O QASF envia termo pôr termo para o banco de dados lexical WordNet e, como resultado, um conjunto de palavras sinônimas é recebido. Caso o WordNet não encontre palavras sinônimas para um termo enviado, o QASF solicita ao mesmo a busca de termos hiperônimos, ou seja, termos que pertencem ao mesmo domínio semântico porém com significado mais amplo. A partir desse momento, o vetor de palavras é composto pelos elementos resultantes da primeira etapa e seus sinônimos e hiperônimos. Na Figura 5.4, um exemplo de busca

conjuntos de regras: as próprias de nível textual e as do sistema da língua.” (Sanchís, 1982)

⁴O *stemming* é o processo de reduzir o termo ao seu radical, por meio da remoção de elementos das palavra como, por exemplo, os afixos e as vogais temáticas (Bird *et al.*, 2009).

⁵A lematização é o processo de desflexionar uma palavra, trazendo-a, geralmente, para a sua forma infinitiva (Galisson e Coste, 1983).

por sinônimos e hiperônimos com o auxílio do WordNet é apresentado. Na figura, os sinônimos dos elementos do vetor de palavras são buscados individualmente no WordNet. O termo “*carcinoma*” não possui palavras sinônimas segundo o WordNet, então o QASF solicita ao WordNet os termos hiperônimos que, no caso da palavra “*carcinoma*”, são “*cancer*” e “*malignant neoplastic disease*”.

```
vetorPalavras = ['is', 'carcinoma', 'thyroid']

Sinônimos:
'is': ['represent', 'equal', 'constitute' ...]
carcinoma: [ ??? ] (não há sinônimos)
thyroid: ['thyroidal', 'thyroid gland']

Hiperônimo:
carcinoma: ['cancer', 'malignant neoplastic disease']
```

Figura 5.4: Segunda etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. Primeiramente, o QASF envia as palavras do vetor para o WordNet retornar seus sinônimos. Caso não haja sinônimos, o QASF solicita que o WordNet busque pelos termos hiperônimos do termo que está sendo avaliado.

Para finalizar a segunda etapa de construção do vetor de palavras-chave do QASF, as técnicas de *stemming* e lematização foram aplicadas nas palavras do vetor para que todas fossem reduzidas apenas ao radical. A técnica de lematização aplicada no QASF é apoiada por um *corpus* do WordNet para a transformação dos verbos flexionados para a forma infinitiva. A técnica de *stemming* foi empregada no QASF na extração do radical das palavras do vetor de palavras-chave, apoiada pela biblioteca de processamento de linguagem natural NLTK em parceria com Snowball. Um exemplo de *stemming* e lematização é apresentado na Figura 5.5. Na figura, o verbo destacado na tonalidade vermelha representa o processo de lematização, enquanto que as palavras na tonalidade azul representam a extração do radical das palavras do vetor por meio da técnica de *stemming*. Quando os radicais são extraídos e são iguais, eles são convertidos à um único elemento do vetor como, por exemplo, o radical “*thyroid*”, extraído das palavras “*thyroid*” e “*thyroidal*”, apresentado pela tonalidade verde.

```
vetorPalavras = ['is', 'represent', 'equal', 'constitute',
                 'carcinoma', 'cancer', 'malignant neoplastic disease',
                 'thyroid', 'thyroidal', 'thyroid gland']

                 Reduzidas ao mesmo radical
                 ↓
                 Aplicando Stemming e Lematização
                 ↓
vetorPalavras = ['be', 'repres', 'equal', 'constitut',
                 'carcinoma', 'cancer', 'malignant neoplastic diseases',
                 'thyroid', 'thyroid gland']
```

Figura 5.5: Final da segunda etapa de construção do vetor de palavras-chaves do QASF. O processo de lematização é representado pela tonalidade vermelha. A aplicação da técnica de *stemming* é apresentada nas tonalidades azul e verde. Contudo, a tonalidade verde representa também a redução de duas palavras que possuem o mesmo radical a um único elemento no vetor de palavras-chave final.

5.1.2 Processamento dos Documentos

O módulo de “Processamento dos Documentos” engloba os submódulos de “Recuperação dos Documentos” candidatos e de “Extração das Respostas Candidatas”. A tarefa de “Recuperação de Documentos” objetiva a recuperação de documentos que contenham as possíveis respostas para a pergunta elaborada pelo usuário. Como entrada de dados desta etapa, o vetor de palavras, baseado na pergunta feita pelo usuário na etapa anterior de “Processamento da Questão”, é inserido. O submódulo de “Extração de Respostas Candidatas” é responsável por analisar os textos recuperados e localizar possíveis frases candidatas.

O submódulo de “Recuperação de Documentos” é sustentado pelos trabalhos de suporte, apresentados no Capítulo 4, que são o SisViDAS e o FREDs. Esse submódulo foi projetado com reuso das classes dos *frameworks* com o intuito de ampliar o leque das informações manipuladas para a busca de frases candidatas relevantes no contexto de um sistema de QA especializado em domínios médicos para obter mais precisão das respostas retornadas ao usuário. Nesse sentido, o SisViDAS compreende os processos de busca da informação em artigos científicos e prontuários médico do paciente nos domínios de epigenética e doenças crônicas e o *framework* FREDs associa informações textuais entre laudos de exames e de imagens de diagnóstico por meio de mapeamentos conceituais (Macedo *et al.*, 2016; Pessotti, 2012). Nesta dissertação, somente a recuperação de informação realizada pelo SisViDAS é avaliada. Esta decisão foi tomada devido à complexidade na elaboração de avaliações para ambos os *frameworks* em contrapartida ao restante tempo de mestrado disponível. A modelagem deste módulo é apresentada na Seção 5.2 e outras informações sobre o SisViDAS podem ser visualizadas na Seção 4.1.

O submódulo de “Extração das Respostas Candidatas” é um dos mais complexos, pois o usuário pode fazer perguntas em diferentes níveis de complexidade. Esses níveis de complexidade das perguntas influenciam no conjunto de técnicas a ser utilizado na extração das respostas candidatas. Na literatura, vários autores propõem diferentes abordagens como, por exemplo, utilizar as *tags* encontradas no submódulo de “Análise da Questão”, o uso de árvores de análise sintática ou de grafos de dependência (Monz, 2003) e a proximidade linear (Allam e Haggag, 2012; Gupta e Gupta, 2012). No QASF, o processo de extração de respostas candidatas utiliza os *abstracts* dos artigos recuperados pelo submódulo de “Recuperação de Documentos” e os analisa um a um. Esse processo de análise é detalhado em duas etapas.

Na primeira etapa, após os *abstracts* dos artigos serem recuperados pelo submódulo anterior, o conteúdo dos *abstracts* de cada artigo é convertido para apenas letras minúsculas. Esta conversão é necessária para que o *framework* não diferencie palavras idênticas com tamanhos de letras distintos. Por exemplo, “Chronic Disease” e “chronic disease” são termos idênticos com tamanhos distintos de letras. Caso não haja este tratamento, o *framework* pode considerar ambos os termos como termos diferentes. Em seguida, os *abstracts* são segmentados em parágrafos. Uma vez que no módulo de “Processamento da Pergunta” as palavras-chave que compõem o vetor foram reduzidas apenas à seus radicais por meio das técnicas de lematização e *stemming* (ver final da Subseção 5.1.1), o mesmo deve ser realizado com as palavras que compõem os parágrafos dos *abstracts* candidatos para que haja uma correspondência de padrões entre os radicais da pergunta e os radicais dos parágrafos candidatos.

Após a redução aos radicais das palavras dos parágrafos candidatos, uma comparação entre o vetor de palavras-chave, que representa a pergunta inserida pelo usuário, e cada parágrafo candi-

dato segmentado é realizada. No processo de comparação, as palavras-chave contidas no vetor são buscadas uma a uma no parágrafo candidato. Caso a quantidade de palavras-chave encontradas no parágrafo seja igual ou maior a um limiar l , definido manualmente, o parágrafo é selecionado como resposta candidato. A Figura 5.6 apresenta um exemplo de parágrafo onde algumas palavras foram reduzidas à seus radicais e comparadas com o vetor de palavras-chave. Primeiro, as palavras em letras maiúsculas da “Frase Normal” são convertidas em minúsculas para evitar que o *framework* considere palavras iguais como distintas (ver a palavra “*the*”, em negrito, na “Frase normal” e na “Frase modificada”). Em seguida, as técnicas de lematização e *stemming* são aplicadas. Os termos sublinhados demonstram o processo de lematização (ex. o *is* da “Frase normal” é lematizado para o termo “*be*” na “Frase modificada”) e de *stemming* (ex. do termo “*located*” na “Frase normal” é extraído o radical “*locat*” da “Frase modificada”) dos parágrafos candidatos. Por fim, os termos “vetorPalavras” e “Frase modificada” são comparados. Se houver um valor l de correspondências (ver na figura correspondências entre os termos destacados com a mesma cor), a frase é considerada uma frase candidata.

```
vetorPalavras = ['be', 'repres', 'equal', 'constitut'
'carcinoma', 'cancer', 'malignant neoplastic diseases',
'thyroid', 'thyroid gland']

Frase normal: “The thyroid gland is shaped like a
butterfly and is located in the front of your neck.”

Frase modificada: “the thyroid gland be shape like a
butterfli and be locat in the front of your neck.”
```

Figura 5.6: Exemplo do processo de preparação dos parágrafos dos abstracts que serão analisados pelo QASF. A letra “t” da palavra “the” (em negrito) foi convertida para minúscula uma vez que ela representa início de frase. Em seguida, as palavras sublinhadas na “Frase normal” e na “Frase modificada” mostram o processo de transformação por meio das técnicas de *stemming* e lematização. Em seguida, o “vetorPalavras” (criado no módulo anterior) e a “Frase modificada” (frase candidata modificada) são comparadas entre si na busca por padrões de correspondência. Estes padrões podem ser visualizados nas palavras destacadas em tonalidades vermelha e rosa. Caso o limiar l seja 2, por exemplo, esta frase pode ser considerada uma frase candidata.

5.1.3 Processamento da Resposta

O módulo de “Processamento da Resposta” é a última etapa do processo de *Question Answering*. Neste módulo, as respostas candidatas são selecionadas e ordenadas de acordo com o grau de similaridade entre a questão e as respostas candidatas. A etapa se divide entre os submódulos de “Seleção e Ordenação das Respostas” e “Validação das Respostas”. Como resultado deste módulo, as respostas para a pergunta inserida pelo usuário no início do processo de QA são retornadas. Os sistemas de QA não precisam, necessariamente, retornar uma única resposta, eles podem retornar várias respostas ordenadas de acordo com o grau de relevância. Atualmente, o QASF tem retornado as dez respostas mais similares à pergunta inserida pelo usuário, contudo esse valor pode ser reajustado.

O submódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas” realiza a ordenação das respostas can-

didatas por meio de medidas de similaridade e apresenta ao usuário um número n de respostas mais semelhantes. Na ordenação das respostas candidatas, alguns critérios podem ser adotados: (i) a quantidade de palavras da questão do usuário que é reconhecida nas respostas candidatas na mesma ordem de posição, (ii) o número de palavras que separa as palavras-chave mais distantes entre si no parágrafo analisado ou (iii) o número de palavras incompatíveis com as palavras-chave (Allam e Haggag, 2012; Gupta e Gupta, 2012).

No QASF, o submódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas” pode realizar o cálculo da similaridade do cosseno de dois métodos distintos. No primeiro método, o QASF aplica as técnicas de lematização e *stemming* na pergunta inserida pelo usuário e utiliza as frases candidatas modificadas por essas mesmas técnicas na etapa anterior de “Processamento do Documento” para que ambos, pergunta e respostas candidatas, possuam o mesmo tipo de construção gramatical. Outro diferencial deste método é a utilização dos sinônimos encontrados na etapa de “Processamento da Questão” para criar um dicionário de sinônimos e transcrever as palavras sinônimas para uma única palavra-chave. A Figura 5.7 apresenta um passo a passo de como é calculado a similaridade por este método. O primeiro passo deste método é a recuperação do dicionário de sinônimos das palavras-chave que representam a questão feita pelo usuário. Em seguida, o QASF busca pelas palavras sinônimas nas frases candidatas e quando as encontram, o *framework* as substituem pela palavra-chave. Por exemplo, as palavras “*cancer*” e “*malignant neoplastic disease*” são palavras sinônimas à palavra-chave “*carcinoma*”. Quando o QASF encontrar as palavras “*cancer*” e “*malignant neoplastic disease*” nas frases candidatas, o *framework* substituirá essas duas palavras pela palavra-chave “*carcinoma*”. O mesmo se repete, no exemplo da figura, as palavras sinônimos “*thyroidal*” e “*thyroid gland*” são substituídas pela palavra-chave “*thyroid*” quando encontrados nas frases candidatas. Essas modificações são apresentadas na Figura 6.8a nas “Frase original” e “Frase Modificada”. Em seguida, os radicais das palavras que compõem a pergunta e as respostas candidatas são extraídas por meio de técnicas de *stemming* e lematização (ver Figura 6.8b). Por fim, o cálculo da similaridade entre a pergunta e as frases candidatas modificadas é realizado. Ambos, pergunta e respostas candidatas, são transformadas em vetores no espaço vetorial e a similaridade é calculada por meio do cosseno do ângulo dos vetores que representam a questão e cada resposta candidata (ver Figura 5.7c).

Questão: What is carcinoma of the thyroid?

Dicionário de Sinônimos:

'is': ['represent', 'equal', 'constitute' ...]
 'carcinoma': ['cancer', 'malignant neoplastic disease']
 'thyroid': ['thyroidal', 'thyroid gland']

Frase original: Pappillary carcinoma of the thyroid is the most common **cancer** of the **thyroid gland**.
Frase modificada: Pappillary carcinoma of the thyroid is the most common **carcinoma** of the **thyroid**.

(a)

<p>Pergunta original: What is carcinoma of the thyroid?</p> <p>Pergunta modificada: what be carcinoma of the thyroid ?</p>	<p>Frases candidatas originais: Papillary carcinoma of the thyroid is the most common cancer of the thyroid gland) Thyroid cancer is an uncommon type of cancer</p> <p>Frases candidatas modificadas: pappillary carcinoma of the thyroid is the most common carcinoma of the thyroid. thyroid carcinoma be an uncommon type of carcinoma.</p>
--	--

(b)

<p>Pergunta modificada: what be carcinoma of the thyroid ?</p> <p>Resultado do cálculo do cosseno:</p> <p>(0.816496580927726, 'papillary carcinoma of the thyroid is the most common cancer of the thyroid gland') (0.6454972243679029, 'thyroid cancer is an uncommon type of cancer') (0.5940885257860046, 'the thyroid gland is located inside the front of the lower neck')</p>	<p>Frases candidatas modificadas: pappillary carcinoma of the thyroid is the most common carcinoma of the thyroid. thyroid carcinoma be an uncommon type of carcinoma.</p>
---	--

(c)

Figura 5.7: Apresentação do primeiro método de cálculo da similaridade. O primeiro passo, o QASF busca pelas palavras sinônimas nas frases candidatas as substituem pela palavra-chave. Quando o QASF encontrar as palavras “cancer” e “malignant neoplastic disease” nas frases candidatas, o framework substituirá essas duas palavras pela palavra-chave “carcinoma”. Em seguida, os radicais das palavras que compõem a pergunta e as respostas candidatas são extraídas por meio de técnicas de stemming e lematização e, por fim, o cálculo da similaridade por meio do cosseno do ângulo entre a pergunta e as frases candidatas modificadas é realizado.

O segundo método de calcular a similaridade considera a pergunta e as respostas candidatas em suas formas gramaticais originais. Para o cálculo da similaridade, a pergunta feita pelo usuário e as respostas candidatas são convertidas para o espaço vetorial e o cosseno do ângulo dos vetores que representam a pergunta do usuário e cada resposta candidata é calculada. Em ambos os métodos, as respostas são ordenadas de acordo com o valor da similaridade e um número n de respostas mais similares são retornadas para o usuário. Este número n pode ser ajustado manualmente pelo usuário. O QASF exibe ao usuário as dez respostas mais similares. A avaliação dos dois métodos de cálculo da similaridade foi realizado com o intuito de analisar qual método apresenta melhores resultados. Na Figura 5.8, um exemplo do cálculo da similaridade por este método é apresentado.

Figura 5.8: Apresentação do segundo método de cálculo da similaridade. Neste modelo, a questão e as frases candidatas permanecem no formato original e a similaridade é calculada por meio do cosseno do ângulo entre a pergunta do usuário e cada resposta candidata.

5.2 Modelagem do QASF

O QASF foi modelado em três diferentes níveis de abstração e o resultado é apresentado por meio de diagramas UML. O primeiro diagrama é o diagrama de Caso de Uso. Este diagrama reflete a interação das funcionalidades do QASF e os seus relacionamentos com os usuários do sistema. O segundo diagrama apresentado é o Diagrama de Atividades que apresenta as etapas necessárias para responder uma questão e como estas etapas se relacionam entre si. O terceiro diagrama é o Diagrama de Classe. Este diagrama apresenta o relacionamento entre as classes de processamento do QASF e o relacionamento entre as classes do QASF e as classes dos *frameworks* FREDs e SisViDAS, que compõem o módulo de Processamento de Documentos.

Na Figuras 5.9, o diagrama de caso de uso é apresentado. Os atores que interagem com o sistema são: o “Usuário” e os “Profissionais da Área da Saúde”, ambos são as “Pessoas” envolvidas na interação com a proposta. Especificamente, os “Profissionais da Área da Saúde” são as pessoas que detêm alguma relação com a área da saúde como, por exemplo, os médicos, os enfermeiros, os nutricionistas, entre outros profissionais. O ator “Usuário” abrange as pessoas sem conhecimentos científicos sobre qualquer área da saúde. Esses usuários podem ser pacientes que estão realizando o tratamento de alguma enfermidade e possuem dúvidas ou apenas usuários sadios buscando por informações específicas. Ambos os atores, “Usuário” e “Profissionais da Área da Saúde” são uma especialização do ator “Pessoas”. Esta especialização é necessária, pois existe diferença nas bases de informação utilizadas no processo de busca de documentos. Quando a pergunta é realizada por um “Usuário”, os documentos que contenham informações de interesse são buscados apenas em artigos científicos. Caso a pergunta seja feita por “Profissionais da Área da Saúde”, as informações de interesse podem ser buscadas em artigos científicos, prontuários médico do paciente e em laudos de exames de diagnóstico. Esta especialização foi necessária devido ao fato dos prontuários médico do paciente e laudos de exames que possuem informações sigilosas não acessíveis às pessoas fora do ambiente médico. Portanto, os “Profissionais da Área da Saúde” necessitam realizar “Login” no fra-

mework, ao contrário dos demais “Usuário”s que podem “Fazer Pergunta” diretamente. Após “Fazer a Pergunta”, o QASF realiza o “Processamento da Pergunta”, o “Processamento dos Documentos” e o “Processamento das Respostas”. Caso a pessoa que esteja interagindo com o QASF seja um “Usuário”, o *framework* realiza um “Filtro” nos documentos a serem utilizados na busca pelas respostas candidatas, ou seja, o QASF só busca as respostas candidatas nos artigos científicos. Por fim, o QASF “Apresenta as Respostas” à “Pessoa” que comunica-se com o *framework*.

Figura 5.9: Diagrama de caso de uso do QASF.

Na Figura 5.10, o diagrama de atividades do QASF é apresentado. Este diagrama está modelando as etapas a serem realizadas para responder uma questão.

Figura 5.10: Diagrama de atividades do QASF.

O fluxo de atividades começa no “Usuário”. Se o “Usuário” for “Profissionais da Saúde”, a primeira atividade é “Fazer Login”, caso contrário, o processo é iniciado ao “Fazer Pergunta” em linguagem natural. Em seguida, as tarefas de “Analisar a Questão” e “Elaborar Consulta” são iniciadas. A primeira tarefa analisa a questão em busca de informações relevantes e envia estas informações para a etapa de “Ordenar e Selecionar as Respostas”. A tarefa “Elaborar Consulta” transforma a pergunta inserida pelo usuário em uma consulta para buscar os documentos que contenham a resposta de interesse. A próxima etapa “Buscar Documento no Repositório” recebe a consulta e a envia para que os *frameworks* de RI (SisViDAS e FREDs) busquem os documentos em suas bases de documentos. Se o usuário está logado no *framework*, o “Repositório de Documentos” é representado por artigos científicos, prontuários médico do paciente e laudos de exame, caso contrário, apenas por artigos científicos.

Na próxima etapa “Extrair as Respostas Candidatas”, os documentos recuperados são analisados e os parágrafos candidatos são extraídos. A “Ordenar e Selecionar as Respostas” ordena os parágrafos, por meio de alguma métrica de similaridade, e retorna uma quantidade n de parágrafos definidas nas configurações do sistema. Se o QASF encontrou respostas, ele “Retornar as Respostas” ao usuário, caso não tenha encontrado, o QASF retrocede à etapa de “Ordenar e Selecionar as Respostas” e procura por novas alternativas. A próxima atividade é “Avaliar as Respostas” retornadas

pelo *framework*. Esta atividade é realizada apenas se o usuário for um “Profissional da Saúde”. Nesse sentido, o profissional avalia se a resposta retornada pelo QASF está correta.

O último diagrama da modelagem é o diagrama de classes. Este diagrama apresenta a estrutura e o relacionamento entre as classes do *framework*. A Figura 5.11 apresenta o Diagrama de Classes que ilustra as classes contidas na integração dos *frameworks* FREDS, SisViDAS e QASF e como elas se relacionam entre si. Este diagrama de classe foi projetado pela mestranda com base nos diagramas de classes dos *frameworks* SisViDAS (Macedo *et al.*, 2015; Pollettini *et al.*, 2012, 2014) e FREDS (Macedo *et al.*, 2016; Pessotti, 2012).

De acordo com o diagrama apresentado, estruturalmente, o QASF é composto por classes próprias apresentadas na área na tonalidade alaranjada e mais dois *frameworks*: o SisViDAS e o FREDS (responsáveis pela recuperação dos documentos a serem utilizados na busca das respostas para as perguntas do usuário). Estes dois *frameworks* estão representados respectivamente pelas classes dentro das áreas em tonalidades vermelho e azul.

Dentro de cada área colorida que representa cada *framework*, as classes pertencentes a cada módulo são retratadas em cores distintas. De acordo com a legenda de cores, para o *framework* FREDS os módulos nas tonalidades verde, roxo e abóbora, respectivamente, representam as classes: “*Object Segmentation*”, “*Pattern Image Classification*” e “*Image Feature Extraction*”. Estas classes desempenham as tarefas de processamento de imagens, especificamente as funções de segmentação, extração de características e classificação de objetos. De acordo com a legenda de cores da Figura 5.11, no *framework* SisViDAS as classes em azul são responsáveis pela criação e manutenção da coleção de artigos científicos, enquanto que as classes em tons de alaranjado representam o processamento textual variando a tonalidade para diferenciar o processamento de artigo, prontuário médico do paciente. O módulo em tonalidade roxa escura representa a classe de avaliação da similaridade. Além disso, as classes em tonalidade amarela representam as classes de processamento de linguagem natural e as em vermelho os módulos externos de reconhecimento de conceitos. Em tom lilás claro está representado o pacote externo de funções de aprendizado de máquina WEKA, aplicado na classificação dos pacientes em grupos de risco de doenças crônicas e na classificação de objetos extraídos de imagens médicas.

A integração entre o FREDS e o SisViDAS é realizada, internamente, entre as classes de classificação de padrões da imagem (no diagrama a classe é chamada “*Classificador*” e está apresentada na tonalidade abóbora, indicado na legenda de cores como “Classificador de imagens”) e o módulo de recuperação de artigos científicos (no diagrama a classe é chamado “*PaperRetrieval*” e está apresentada na cor branca, indicado na legenda de cores como “Interface”). Para o *framework* QASF, as classes são representadas pela tonalidade azul escuro. A classe “Natural Language Processing” representa o processamento textual das demais classes do QASF: “Question Processing”, “Document Processing” e “Answer Processing”. A classe “Question Processing” possui os métodos de “buscarSinonimos”, “responderPerguntasWordnet”, “encontraHiperonimos” e os métodos para conversão da pergunta em vetor de palavras-chave “trataPerguntaParte1” e “trataPerguntaParte2”. O primeiro método chama os métodos da classe “NaturalLanguageProcessing” para eliminação das *stopwords*, dos pronomes interrogativos e das pontuações e o segundo método chama os métodos para busca dos sinônimos e hiperônimos e a aplicação das técnicas de lematização e *stemming*. A classe “Document Processing” possui os métodos “RecuperaDocumentos” que faz conexão com as classes do SisViDAS e do FREDS para recuperação dos documentos a serem buscados as respostas candidatas, “Prepa-

raAbstract” que, no caso dos artigos científicos, separa somente o *abstract* das demais informações do artigo, “BuscarRespostaCandidatas” que compara o vetor de palavras-chave com os parágrafos segmentados dos *abstracts* e, por fim, “TratarParagrafo” que prepara o parágrafo com técnicas de lematização e *stemming*. A classe “Answer Processing” possui os dois métodos para o cálculo da similaridade por meio do cosseno “CossenoSimilaridadeSimples” e “CossenoSimilaridade”. O primeiro método calcula a similaridade entre perguntas e frases candidatas com a gramática original e o segundo método aplica as técnicas de *stemming* e lematização antes do cálculo do cosseno.

5.3 Interfaces do QASF

As interfaces de usuário do QASF foram desenvolvidas para permitir que os usuários insiram uma consulta em linguagem natural e recebam um conjunto de dez respostas mais similares à consulta inserida. Essas interfaces foram desenvolvidas para a web por meio de *framework* Django⁶. O Django foi escolhido para desenvolver as interfaces do QASF porque ambos utilizam o Python como linguagem de programação, portanto, a interação entre um e outro é mais fácil. Na Figura 5.12, as interfaces do QASF são apresentadas. A Figura 5.12a apresenta a interface principal do QASF. Usando o campo texto no centro da interface, o usuário pode inserir uma pergunta. As respostas são apresentadas por ordem de relevância na Figura 5.12b. Ao clicar sobre a resposta, o usuário é direcionado para a página do Pubmed com o resumo do artigo.

Figura 5.12: Interfaces do usuário do QASF.

⁶Segundo o site oficial “Django é um framework web de alto nível escrito em Python que estimula o desenvolvimento rápido e limpo.” (<https://www.djangoproject.com/>)

Capítulo 6

Avaliação do QASF

Uma das formas mais conhecidas de avaliação dos sistemas de QA utiliza corpora compostas por tuplas de perguntas e respostas. As corpora podem ser criadas especificamente para a avaliação do sistema em questão ou disponibilizadas por conferências como a TREC (Voorhees e Tice, 2000) e a CLEF (Magnini *et al.*, 2004; Olvera-Lobo e Gutiérrez-Artacho, 2015). Junto à utilização das coleções de referências, as métricas de avaliações têm sido utilizadas também na avaliação desses sistemas, sendo as principais: a precisão, a revocação e a *F-measure*. Os valores dessas métricas são obtidos a partir da comparação das informações retornados pelo sistema e das informações analisadas pelo colaborador humano (Bilotti e Nyberg, 2006; Blair, 1979).

No QASF, a avaliação foi realizada por meio das métricas de desempenho juntamente com algumas coleções de referências. A primeira coleção é a AskHERMES. Esta coleção foi utilizada na avaliação do módulo de “Análise da Questão”. A segunda é a FnATI que foi criada pelo próprio grupo de pesquisa da mestrandia e utilizada na avaliação do FREDs, e a terceira coleção é a EDRMrSa. Esta última coleção foi utilizada na maioria das avaliações realizadas neste *framework*.

As avaliações do QASF foram divididas por módulos. No módulo de “Processamento da Questão”, as coleções AskHERMES e a EDRMrSa foram utilizadas. Nos demais módulos do QASF somente a EDRMrSa foi utilizada. A seguir, cada coleção de referência, as avaliações e os resultados obtidos na avaliação dos módulos do QASF são apresentados. Este capítulo está estruturado da seguinte maneira: a Seção 6.1 apresenta a descrição de todas as coleções de referências utilizadas no QASF e a Seção 6.2 apresenta a avaliação e os resultados obtidos em cada módulo do QASF.

6.1 Coleções de Referência

Durante as etapas de construção e de avaliação do QASF, surgiu a necessidade de utilizar coleções de referências diversificadas que atendessem as necessidades de cada etapa analisada. A primeira coleção, chamada AskHERMES (Cao *et al.*, 2011), foi utilizada na avaliação das técnicas de Aprendizado de Máquina na etapa de análise da questão. Uma vez que o objetivo desta etapa é encontrar a categoria a qual uma pergunta pertence, essa coleção foi utilizada por conter as perguntas subdivididas em categorias. A segunda coleção, chamada FnATI (do inglês *Fine-needle Aspiration Thyroid Images*), foi utilizada na avaliação do FREDs, que compõe a etapa de “Processamento de Documentos” especificamente na recuperação dos documentos, pois o FREDs é um *framework* CAD que avalia imagens médicas e devido a necessidade de avaliações mais apuradas do *framework*, uma coleção de imagens curadas por um patologista foi necessária. A terceira coleção de

referências, chamada EDRMrSa (do inglês, *Epigenetic Data Related between Medical Records and Scientific Articles*), foi utilizada na avaliação de todos os demais módulos do QASF. Essa coleção é composta por prontuários médicos do paciente no idioma português transcritos para o formato de perguntas complexas no idioma inglês que se relacionam a uma coleção que artigos científicos curada por especialistas por meio de critérios de relevância. Nas subseções seguintes, as informações detalhadas sobre cada coleção de referência são apresentadas.

6.1.1 AskHERMES

Uma das coleções de referência usada para avaliar o QASF foi construída primordialmente por [Cao et al. \(2011\)](#) para avaliação do sistema AskHERMES e disponibilizada pelos autores para *download* na web. A coleção de perguntas é composta por 4654 questões médicas sobre doenças crônicas. As questões são separadas nos doze seguintes tópicos (classes ou *tags*): dispositivo, diagnóstico, epidemiologia, etiologia, história, gestão, farmacologia, achado físico, procedimento, prognóstico, teste e tratamento e prevenção. As perguntas foram classificadas pelos próprios clínicos do projeto AskHERMES. Os tópicos não possuem a mesma quantidade de perguntas. Alguns exemplos de perguntas são: “*What is the protein you can test to see if someone has type 1 or type 2?*” que é do tipo teste. Outro exemplo é “*Is diabetes a risk factor for carpal tunnel syndrome?*” do tipo diagnóstico.

6.1.2 FnATI (*Fine-needle Aspiration Thyroid Images*)

A FnATI é uma coleção referência de imagens extraídas das lâminas de Punção Aspirativa por Agulha Fina (PAAF) de tecido tireoidiano cedidos pela Profa. Dra. Edna Teruko Kimura do Instituto de Ciências Biomédicas da USP de São Paulo. A coleção foi criada e validada pelo próprio grupo de pesquisa da mestranda. As imagens foram captadas a partir das lâminas no Laboratório de Neurologia Aplicada e Experimental da FMRP-USP, utilizando um microscópio Zeiss Axio Imager M1 (Carl Zeiss AG) com câmera AxioCam Mrc5 (Carl Zeiss AG, lentes objetivas EC Plan-Neofluar 40x 1.3 Oil e 1.6x Optovar). As imagens foram captadas no formato TIFF (do inglês *Tagged Image File Format*) com 2584 pixels de largura e 1936 pixels de altura utilizando o padrão de cores RGB. A FnATI é composta por 48 imagens de câncer de tireoide do tipo papilífero, 56 do tipo bócio e 71 do tipo não câncer.

As fotos foram analisadas por uma patologista e classificadas de acordo com o protocolo Bethesda. Este protocolo foi criado para facilitar a comunicação entre profissionais da área da saúde e pesquisadores no diagnóstico de doenças da tireoide ([Cibas e Ali, 2009](#)). Ele é composto por seis categorias, sendo elas: (i) amostra não diagnosticada; (ii) benigno; (iii) atipias de significado indeterminado; (iv) suspeito de neoplasia folicular; (v) suspeito de malignidade; e (iv) maligno ([Cibas e Ali, 2009](#)). A coleção de referência desenvolvida foi utilizada nas tarefas de classificação e validação dos resultados obtidos pelo FREDS.

6.1.3 EDRMrSa (*Epigenetic Data Related between Medical Records and Scientific Articles*)

A coleção de referência EDRMrSa foi desenvolvida durante a construção e avaliação do framework SisViDAS ([Macedo et al., 2015](#); [Pollettini et al., 2012, 2014](#)). Esta coleção foi criada em

parceria com pesquisadores especialistas no domínio de origens fetais para a saúde e doença do Instituto da Criança (ICr) da Faculdade de Medicina da USP (FM-USP). Os pesquisadores realizaram um estudo com aproximadamente duas mil crianças com o objetivo de identificar perfis de risco para prevenir doenças na fase adulta iniciadas em estágios precoces da vida. O estudo incluiu uma análise detalhada do histórico de três gerações antecedentes de cada uma das crianças. Paralelamente, estes pesquisadores colaboraram para preparar uma lista de termos e expressões mais frequentes nos registros clínicos dos pacientes avaliados e forneceram um modelo de prontuário de atendimento (não preenchido) do centro de saúde-escola utilizado para acompanhamento de saúde das crianças. Estas colaborações dos pesquisadores do ICr auxiliaram os pesquisadores do SisViDAS na construção de uma coleção de referência composta por relacionamentos entre casos clínicos e artigos científicos e na avaliação do SisViDAS.

Para a criação da EDRMrSa, a primeira etapa foi a simulação computacional de prontuários do paciente. Essas simulações foram uma maneira de solucionar os problemas éticos que os prontuários reais poderiam ocasionar. Neste sentido, matrizes contendo números aleatórios correspondentes à lista de termos e expressões mais frequentes nos registros clínicos foram relacionadas aos valores sorteados para cada um dos atributos do prontuário resultando em 60 casos simulados. Destes casos simulados, os casos inconsistentes foram excluídos resultando em 30 casos consistentes. Em seguida, os profissionais do ICr estabeleceram o relacionamento entre seis casos simulados e os 455 artigos científicos disponíveis relacionados ao domínio de fatores epigenéticos. Nesse sentido, o SisViDAS foi preparado para comportar a avaliação de cinco usuários especialistas distintos. Para cada usuário, os casos clínicos simulados foram exibidos no formato de lista e o *framework* alterava a ordem a qual os casos eram exibidos.

Para facilitar a avaliação feita pelos profissionais do ICr dos relacionamentos de cada caso clínico com os 455 artigos científicos disponíveis, um limiar de similaridade foi utilizado como critério de seleção dos artigos a serem avaliados. Para cada caso clínico simulado pelos profissionais do ICr, em média, foram classificados por categoria: 53 artigos como “Fortemente relevantes”; 19 como “Relevantes”, 25 como de “Baixa relevância” e 129 como “Totalmente Irrelevantes” gerando um total de 226 artigos classificados por prontuário. Na Figura 6.1, um dos prontuários médico simulado e analisado pelos pesquisadores do ICr é apresentado. Os demais prontuários estão anexados no Apêndice A.

Paciente: 2
Diagnóstico nutricional: Com indício desnutrição
Crescimento: Baixa estatura
Desenvolvimento (DNPM): Adequado
Vacinação: Atualizada
Alimentação: Com baixo teor de fibras
Cotidiano infantil: Adequado
Familiograma: Seqüelas de Doenças Crônicas
Ambiente emocional: Violência
Condições ambientais: Casa em área de enchentes
Condições sócio-econômico-culturais: Falta de lazer familiar
Fatores de Risco: Distúrbios do comportamento/ vínculo
Fatores de proteção: Cultura de exercícios
Doenças atuais: Asma
Doenças anteriores ou crônicas: Pós-termo de 42 semanas completas
Antecedentes familiares: Doença arterial coronariana

Figura 6.1: *Prontuário simulado do Paciente 2 da EDRMrSa.*

Como o QASF é um sistema do tipo QA, o processo de busca e seleção das respostas é iniciado por meio de uma questão. Considerando que a EDRMrSa é composta por prontuários relacionados a artigos científicos e que o SisViDAS foi avaliado no contexto multilíngue, ou seja, prontuários e artigos científicos em idiomas distintos, a solução encontrada para validar o QASF que é um *framework* de QA que realiza todo o seu processamento baseado no idioma Inglês, foi transcrever os prontuários do idioma Português para perguntas no idioma Inglês. Na Figura 6.2, a pergunta resultante do processo de transcrição do prontuário médico do paciente para uma pergunta de usuário é apresentada

"What are the adult health problems of a kid with malnutrition indication, short stature, neuropsychomotor development appropriate, updated vaccines, low fiber diet, an appropriate childhood routine, some family members who have chronic illness, violent emotional environment, lives in a flood area, with a lack of family entertainment, with risk of behavioral disorders, with physical exercises practice, with asthma, with pre-term of 35 completed weeks and coronary artery disease on the family history?"

Figura 6.2: *Questão criada a partir do prontuário simulado do Paciente 2 da EDRMrSa.*

6.2 Avaliação dos Módulos do QASF

A avaliação do QASF foi dividida de acordo com os módulos do *framework* (processamento da questão, dos documentos e das respostas) e realizada principalmente com a coleção de referência EDRMrSa. Somente no módulo de "Processamento da Questão", especificamente o submódulo de "Análise da Questão" foi avaliado com o auxílio da coleção de referência AskHERMES. As subseções estão organizadas da seguinte maneira: a Subseção 6.2.1, os resultados dos experimentos do módulo

de “Processamento da Questão” são apresentados. Na Subseção 6.2.2, a avaliação e os resultados do módulo de “Processamento dos Documentos” são apresentados. Por fim, na Subseção 6.2.3, a avaliação e os resultados do módulo de “Processamento das Respostas” são apresentados.

6.2.1 Processamento da Questão

A etapa de processamento da questão objetiva extrair informações da questão feita pelo usuário em linguagem natural e utilizar essas informações na busca e seleção das respostas candidatas. Essa etapa é dividida em dois submódulos: “Análise da Questão” e “Elaboração da Consulta”. A seguir, as avaliações dos dois submódulos serão apresentadas.

Análise da Questão

O módulo de “Análise da Questão” foi construído apoiado por técnicas de correspondência de padrões para análise das perguntas do tipo definição, ou seja, que começam com o pronome interrogativo *What* do idioma inglês, e por técnicas de Aprendizado de Máquina (AM) SVM e Naive Bayes para análise e classificação das questões iniciadas pelos demais pronomes interrogativos do idioma inglês. Para a construção e avaliação dos classificadores de AM, uma coleção de referência que contenha a estrutura <pergunta, categoria> é necessária. Dado que a coleção de referência EDRMrSa não possui perguntas classificadas em categorias, a solução encontrada foi utilizar a coleção de referência apresentada por [Cao et al. \(2011\)](#) em seu trabalho, a AskHERMES. Essa coleção possui a estrutura do tipo <pergunta, categoria>.

Na avaliação dos classificadores do QASF, a coleção de referência AskHERMES foi organizada em dois cenários distintos. No primeiro, toda a coleção de referência é utilizada para avaliar os classificadores. No segundo cenário, as categorias que continham menos de cem perguntas foram desconsideradas a fim de buscar um balanceamento entre as classes. Consequentemente, a coleção de referência foi reduzida a 4258 questões distribuídas nas seguintes sete classes: diagnóstico (475 perguntas), teste (578 perguntas), tratamento e prevenção (319 perguntas), achados patológicos (189 perguntas), etiologia (172 perguntas), gestão (1.380 perguntas) e farmacologia (1.145 perguntas).

Na Tabela 6.1, os resultados dos experimentos são apresentados. Os resultados foram obtidos com o auxílio da técnica de validação cruzada (do inglês *k-fold*), cujo *k* é igual à 10. Na tabela, as duas primeiras colunas compõem o primeiro cenário, cuja coleção de referência completa é utilizada na tarefa de classificação, e as duas últimas colunas o segundo cenário, cujas classes com menos de 100 perguntas foram desconsideradas. A tarefa de classificação é avaliada a partir da execução dos dois algoritmos de AM, SVM e Naive Bayes.

Tabela 6.1: Classificação de uma coleção de referência em classes pelo QASF. Os valores foram obtidos com o auxílio da técnica de validação cruzada (*k-fold*), cujo *k* = 10.

	Corpus Completo		4265 perguntas – 7 classes	
	Naive Bayes	SVM	Naive Bayes	SVM
Precisão	0.48	0.51	0.48	0.59
Revocação	0.42	0.53	0.46	0.58
F-Measure	0.32	0.51	0.38	0.56
Acurácia	0.43 ±0.04	0.55 ±0.04	0.47 ±0.02	0.59 ±0.03

Em ambos os cenários, o QASF com o classificador SVM apresentou melhor desempenho com

valores acima de 0.50 para as medidas de Precisão, de Revocação, de F-Measure e de Acurácia. Especificamente no segundo cenário, os valores da precisão e da acurácia alcançaram valores próximos a 0.6. Como já apresentado em (Almansa e Macedo, 2016), o classificador SVM apresentou melhor desempenho na classificação de questões. Além disso, as pesquisadoras perceberam que no QASF, quando as classes possuem um balanceamento, a tarefa de classificação da questão apresenta resultados melhores. Esta avaliação apresentou uma performance moderada do QASF. Contudo, um ponto a ser destacado é que as perguntas foram classificadas em seu formato original sem a aplicação de etapas de tratamento da questão como, por exemplo, a eliminação das *stopwords* ou a adição de termos similares por meio da UMLS, por exemplo. Se estas técnicas fossem aplicadas no QASF, talvez o desempenho dos classificadores melhoraria. Um desempenho moderado do QASF na análise das questões pode sobrecarregar ou até atrapalhar os demais módulos do *framework*, uma vez que as informações deste módulo auxiliam na escolha das respostas candidatas.

No QASF, a abordagem de correspondência de padrões analisa especificamente as questões do tipo definição, em busca do sujeito da questão e o envia para o banco de dados lexical (dicionário) WordNet. Em seguida, o WordNet retorna a definição do sujeito. Para avaliar esta funcionalidade do QASF, as palavras que compõem os dados dos pacientes nas perguntas em inglês da EDRMrSa foram utilizadas para formar termos compostos por uma, duas, três e quatro palavras distintas¹. Esses termos foram enviados para que o WordNet retornasse a sua definição. Os resultados são apresentados na Tabela 6.2. As colunas com o título “Total” representam o número total de termos considerados a partir dos prontuários de cada paciente. As colunas nomeadas com “Resp.” apresentam a quantidade de termos que obtiveram alguma resposta do WordNet em relação a quantidade total de termos da coluna “Total”.

Tabela 6.2: Número de termos que obtiveram respostas retornadas pelo WordNet em função da quantidade total de termos criados por prontuário. Na tabela, cada linha representa um prontuário distinto. A coluna “Total” apresenta a quantidade total de termos gerados por prontuário e a coluna “Resp” apresenta a quantidade de termos que obtiveram algum retorno do WordNet. Ambas as colunas variam em função do número de palavras que compõem o termo (“Uma”, “Duas”, “Três” ou “Quatro”).

Paciente	Uma		Duas		Três		Quatro	
	Total	Resp.	Total	Resp.	Total	Resp.	Total	Resp.
p2	50	48	49	0	48	0	47	0
p3	55	54	54	0	53	0	52	0
p18	71	67	70	0	69	0	68	0
p19	72	67	71	0	70	0	69	0
p24	73	70	72	0	71	0	70	0
p28	110	105	109	0	108	0	107	0

Na tabela é possível perceber que somente os pacientes com termos compostos por uma única palavra obtiveram respostas. Desses termos, 93% ou mais foram respondidos. Na Figura 6.3, algumas respostas retornadas pelo WordNet para o Paciente 2 são apresentadas.

¹O QASF considera como termo, as palavras que estão entre o verbo *to be* e o ponto de interrogação. Por exemplo na questão *What is chronic disease?*, o termo é *chronic disease* que é composto por duas palavras distintas.

are:	a unit of surface area equal to 100 square meters
adult:	a fully developed person from maturity onward
health:	a healthy state of wellbeing free from disease
problems:	a state of difficulty that needs to be resolved
kid:	a young person of either sex
malnutrition:	a state of poor nutrition; can result from insufficient or excessive or unbalanced diet or from inability to absorb foods
indication:	something that serves to indicate or suggest
short:	the location on a baseball field where the shortstop is stationed
stature:	high level of respect gained by impressive development or achievement
development:	act of improving by expanding or enlarging or refining
appropriate:	give or assign a resource to a particular person or cause
updated:	modernize or bring up to date
vaccination:	taking a vaccine as a precaution against contracting a disease
low:	an air mass of lower pressure; often brings precipitation
fiber:	a slender and greatly elongated substance capable of being spun into yarn
diet:	a prescribed selection of foods
appropriate:	give or assign a resource to a particular person or cause
childhood:	the time of person's life when they are a child
routine:	an unvarying or habitual method or procedure
family:	a social unit living together
...	

Figura 6.3: Respostas retornadas pelo WordNet para o vetor de palavras do Paciente 2.

Da análise da Tabela 6.2, pode-se confirmar que o WordNet não é um dicionário específico para a área médica, portanto, algumas respostas retornadas possuem um significado mais genérico em vez de um significado específico para a área médica. Por exemplo, o significado da palavra *low* apresentado pelo WordNet é *an air mass of lower pressure; often brings precipitation*. Esta definição não se relaciona com conceitos da área médica. Contudo, algumas definições se relacionam com o contexto médico como, por exemplo, o termo *malnutrition* com a definição *a state of poor nutrition; can result from insufficient or excessive or unbalanced diet or from inability to absorb foods* retornada pelo WordNet. Segundo o site MedlinePlus ², a definição de *malnutrition* é *Malnutrition is the condition that occurs when your body does not get enough nutrients. There are many types of malnutrition, and they have different causes. Some causes include: Poor diet; Starvation due to food not being available; Eating disorders; Problems with digesting food or absorbing nutrients from food; Certain medical conditions that make a person unable to eat; You may develop malnutrition if you lack a single vitamin in your diet. Lacking a vitamin or other nutrient is called a deficiency*. Ambas as definições possuem pontos em comum. Uma maneira de aprimorar os resultados deste submódulo seria avaliar dicionários da área médica presentes na UMLS ou mesmo em uma ontologia como a CDO (Verma *et al.*, 2009). Dessa maneira, a atribuição de tags por termos de definição da questão deveria ser mais efetiva. Afinal, esse é o principal objetivo do módulo de “Análise da Questão”.

Elaboração da Consulta

A “Elaboração da Consulta” extraí um conjunto de palavras-chave da pergunta feita pelo usuário. Este conjunto de palavras será transmitido para o módulo de “Processamento do Documento”,

²O MedlinePlus (<https://www.nlm.nih.gov/medlineplus/>) é um site mantido pela Biblioteca Nacional de Medicina dos Estados Unidos que fornece informações confiáveis sobre temas da área médica.

especificamente na etapa de “Recuperação de Documentos”. No QASF, a construção do vetor de palavras é feita em duas etapas. Na primeira, os pronomes interrogativos, as “*stopwords*” e as pontuações são desconsiderados. Na Figura 6.4, o resultado do QASF da primeira etapa de construção do vetor de palavras-chave do Paciente 2 (das Figuras 6.1 e 6.2) é apresentado. Na figura é possível perceber a ausência dos pronomes interrogativos, das pontuações e das *stopwords*. A grande maioria das palavras que compõem o vetor são os substantivos e alguns verbos.

“are adult health problems kid malnutrition indication short stature neuropsychomotor development appropriate updated vaccination low fiber diet appropriate childhood routine family members have chronic illness violent emotional environmental lives flood area lack family entertainment risk behavioral disorders physical exercises practice asthma pos-term 42 completed weeks coronary artery disease family history”

Figura 6.4: Vetor de palavras resultante da primeira etapa de criação do vetor final de palavras-chaves do QASF do Paciente 2.

A segunda etapa de construção do vetor de palavras-chave inicia com a busca de termos sinônimos e hiperônimos aos termos resultante da primeira etapa de construção do vetor no banco de dados lexical WordNet. Em seguida, as técnicas de *stemming*³ e lematização⁴ são aplicadas no vetor de palavras para que todas as palavras sejam reduzidas apenas ao radical. Na Figura 6.5, o vetor final de palavras e seus sinônimos reduzidos ao seus radicais realizado pelo QASF são apresentados. Na figura, os sete primeiros termos do vetor total são apresentados.

[['be', 'cost', 'repres', 'make up', 'equal', 'constitut', 'exist', 'personifi', 'embodi', 'follow', 'compris'], ['grown', 'full grown', 'big', 'adult', 'grownup', 'fully grown'], ['well', 'health'], ['problem', 'troubl', 'job'], ['tiddler', 'thomas kyd', 'chaff', 'pull the leg of', 'nipper', 'banter', 'josh', 'tyke', 'jolli', 'kyd', 'kidskin', 'small fri', 'nestl', 'thomas kid', 'youngster', 'child', 'fri', 'shaver', 'tike', 'minor', 'kid'], ['deficiency diseases', 'malnutrit', 'denot', 'read', 'indic', 'meter read', 'curt', 'sudden', 'inadequ', 'dead', 'unretent', 'brusk', 'short chang', 'littl', 'shortstop', 'short circuit', 'scant', 'poor', 'forget', 'unawar', 'unforesight', 'abrupt', 'short', 'brusqu', 'light', 'myopic', 'shortsight'], ['height', 'statur'], ...]

Figura 6.5: Vetor final de palavras-chave resultante da primeira etapa de criação do vetor palavras-chaves do QASF do Paciente 2. O vetor apresenta os termos sinônimos e hiperônimos dos sete primeiro termos do vetor final completo.

Na Tabela 6.3, o número de termos que compõem os vetores de palavras-chave de cada questão do paciente experimentada no QASF é apresentado. Na coluna “Consulta Simples”, a quantidade dos termos encontrados da primeira etapa de construção do vetor de palavras-chave é apresentada e na coluna “Consulta c/ Sinônimos”, a quantidade total de termos contabilizando a quantidade de termos da “Consulta Simples” mais os termos sinônimos e hiperônimos é apresentada.

³O *stemming* é o processo de reduzir o termo ao seu radical, por meio da remoção de elementos das palavra como, por exemplo, os afixos e as vogais temáticas (Bird *et al.*, 2009).

⁴A lematização é o processo de desflexionar uma palavra, trazendo-a, geralmente, para a sua forma infinitiva (Galisson e Coste, 1983).

Tabela 6.3: Número de palavras que compõem o vetor de palavras-chave de cada questão processada pelo QASF.

Pacientes	Consulta Simples	Consulta c/ Sinônimos
p2	50	449
p3	55	450
p18	71	630
p19	72	554
p24	73	586
p28	110	800

Na tabela é possível perceber que mesmo alguns pacientes apresentando um número parecido de termos que compõem a “Consulta Simples”, como é o caso dos pacientes “p18”, “p19”, “p24”, as “Consulta c/ Sinônimos” desses pacientes apresentam valores bem distintos. O paciente “p28” é o paciente com maior número de termos e os pacientes que possuem os menores números de termos são o “p2” e o “p3”. Essa expansão de termos da consulta ocasionará o aumento no número de termos a serem buscados nos parágrafos analisados pelo QASF e, como consequência, a possibilidade de um parágrafo ter algum relacionamento com a pergunta do usuário aumenta.

6.2.2 Processamento de Documentos

O módulo de “Processamento de Documentos” é responsável por recuperar e buscar as respostas candidatas. Esse módulo engloba os submódulos de “Recuperação dos Documentos” candidatos e de “Extração das Respostas Candidatas”. A seguir, as experimentações do módulo de “Recuperação de Documentos” composto pelo FREDs e o SisViDAS e do módulo de “Extração das Respostas Candidatas” do QASF são apresentadas.

Recuperação dos Documentos

A tarefa de “Recuperação de Documentos” é retornar os documentos que contenham possíveis respostas para a pergunta elaborada pelo usuário. No QASF, o submódulo de “Recuperação de Documentos” foi projetado a partir do SisViDAS (Pollettini *et al.*, 2014) e FREDs (Macedo *et al.*, 2016). O submódulo de “Extração das Respostas Candidatas” busca por possíveis respostas nos documentos retornados pelo submódulo anterior.

No QASF, dois pontos poderiam prejudicar o seu desempenho na recuperação dos documentos para a busca das respostas candidatas. O primeiro é o fato do FREDs ter sido pouco avaliado, quando ele estava em desenvolvimento, e o outro ponto é o fato do SisViDAS ter sido avaliado somente no contexto de recuperação de artigos científicos no idioma inglês baseado em prontuários no idioma português (o QASF envia perguntas no idioma inglês e espera por documentos recuperados neste mesmo idioma). Portanto, a mestrandia e sua orientadora optaram por realizar também experimentos no FREDs e no SisViDAS junto com o QASF. A avaliação isolada do SisViDAS está publicada em Pollettini *et al.* (2014).

Avaliação do FREDs

Durante o desenvolvimento do FREDs, uma das limitações encontradas foi a dificuldade em obter análises mais apuradas sobre o *framework*. Desse modo, as análises realizadas tiveram como

objetivo avaliar o desempenho do FREDs de modo mais detalhado. Para resolver esta limitação, a solução encontrada foi a criação de uma nova coleção de referência curada por um patologista e a realização de novos experimentos.

A etapa de avaliação do FREDs compreende os resultados das tarefas de (i) construção de uma nova coleção de referência de imagens extraídas de lâminas de Punção Aspirativa por Agulha Fina (PAAF) de tecido tireoidiano cedidos pela Profa. Dra. Edna Teruko Kimura, para a (ii) expansão dos experimentos de desempenho do *framework* FREDs. O experimento realizado no FREDs pela mestrandia Luciana F. Almansa em 2015 buscou expandir as avaliações realizadas durante o trabalho de mestrado do aluno Hugo Pessotti (Pessotti, 2012), antes de integrá-lo ao QASF. Os resultados foram descritos no artigo “*Morphometric Information Reducing Semantic Gap on the Characterization of Microscopic Images of Thyroid Nodules*” e publicado no *journal Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Macedo et al., 2016).

O FREDs é um *framework* composto por técnicas de diferentes abordagens de extração de características (COOC - abordagem estatística, DWT - abordagem espectral e MORPHO - abordagem quantitativa) e duas técnicas com paradigmas de aprendizado distintos para classificação (MLP - conexionista e KNN - *lazy learning*). O objetivo era verificar como os atributos, derivados do uso de cada extrator, podem cooperar entre si na tarefa de classificar os núcleos da imagem no contexto de cada paradigma de AM. Além disso, a abordagem morfométrica ainda é pouco explorada para as lesões de tireoide devido à alta subjetividade das informações obtidas. Portanto, outro objetivo era avaliar o uso da informação morfológica.

Os experimentos foram realizados utilizando a rotulação automática do *framework* FREDs. Para o experimento, 10 imagens de cada classe foram escolhidas aleatoriamente. Ao serem segmentadas (separação dos núcleos), as imagens geraram 600 exemplos para as classes Papilífero e Bócio, e 400 exemplos para a classe Não-Câncer. Para as tarefas de treinamento e avaliação, o método *cross-validation k-fold* com $k=10$ foi utilizado. Como resultado, a acurácia (verdadeiros positivos) dos algoritmos de classificação foi medida em função das combinações possíveis dos extratores, ou seja, separadamente, em pares e todos juntos. Os resultados são apresentados na Tabela 6.4.

	KNN	MLP
COOC	61%	62%
DWT	54%	49%
MORPHO	55%	61%
COOC + DWT	60%	65%
COOC + MORPHO	64%	65%
DWT+MORPHO	57%	60%
COOC+DWT+MORPHO	64%	65%

Tabela 6.4: Acurácia alcançada pelos extratores de características em função dos classificadores avaliados. Os valores dos extratores que apresentaram melhor desempenho foram destacados em negrito.

Os extratores que apresentaram melhor desempenho (destacados em negrito na Tabela 6.4) foram o COOC (dentre os extratores unitários), o (COOC+DWT) e o (COOC+MORPHO) (entre os extratores em pares) e a união completa de todos os extratores. Todos as combinações de extratores que apresentaram bons resultados foram associados ao classificador MLP.

Em seguida, os autores avaliaram a interação do extrator morfológico junto aos demais extratores. Nesse sentido, os percentuais de mudança entre os extratores (e/ou combinação de extratores)

com e sem morfologia foram calculados e apresentados na Tabela 6.5.

	KNN	MLP
COOC + MORPHO	5%	4%
DWT+MORPHO	4%	22%
COOC+DWT+MORPHO	6%	0%

Tabela 6.5: Percentual de mudança com a agregação da morfologia.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 6.5, a agregação de informações morfológicas contribuíram para a melhora da acurácia da maioria das combinações de extratores avaliados. O extrator que foi mais beneficiado foi o DWT com o classificador MLP, com uma melhora de 22% nos resultados obtidos.

Após avaliar os resultados da medida de precisão de todos os cenários avaliados, a combinação entre os extratores (COOC+DWT+MORPHO) e o classificador MLP apresentou baixa precisão. Para verificar a causa da baixa precisão, a matriz de confusão do pior cenário foi gerada. A Tabela 6.6 apresenta a matriz de confusão. As linhas da tabela representam a classe real e as colunas as classes preditas pelo classificador. Ao todo, de 1600 núcleos classificados, 1092 foram classificados corretamente.

	Bócio	Não Câncer	Câncer
Bócio	370	102	128
Não Câncer	111	202	87
Câncer	100	40	406

Tabela 6.6: Matriz de confusão do pior caso (DWT+COOC+MORPHO e MLP). As linhas representam as classes reais e as colunas as classes preditas. As células representam a quantidade de núcleos classificada em relação a classe real e a classe predita pelo FREDs.

Os autores do FREDs acreditam que a rotulação de imagem constitui uma maneira de criar relacionamentos entre informação extraídas de imagens e informações textuais. O uso de dados morfométricos como informação complementar durante o processo de classificação auxiliam no aumento da taxa de acerto dos algoritmos de classificação, além de ajudar o especialista na interpretação dos resultados, visto que informações técnicas sobre os núcleos das células são profundamente conhecidas pelo profissional da saúde. Após a experimentação do FREDs com bons resultados, este foi incorporado ao QASF.

Avaliação do SisViDAS e do QASF

A recuperação de artigos científicos no QASF foi realizada com o auxílio das classes de recuperação de informação desenvolvidas para o *framework* SisViDAS. Nesse sentido, a mestranda desenvolveu no QASF métodos computacionais que interagem com o SisViDAS solicitando, por meio do vetor de palavras-chave, os artigos para que o QASF busque as respostas candidatas.

As classes de recuperação de informação do SisViDAS não foram avaliadas no contexto de enviar e receber informações no mesmo idioma, ou seja, enviar pergunta e receber respostas no idioma inglês, mas somente em idiomas distintos, ou seja, enviar o prontuário no idioma português e receber artigos científicos no idioma inglês. Portanto, o objetivo dessa avaliação é observar a interação do QASF com o SisViDAS e também o comportamento do SisViDAS quando exposto a

informações do mesmo idioma. Na Figura 6.6, o gráfico de precisão *versus* revocação da recuperação de documentos para extração das respostas candidatas é apresentado. O gráfico apresenta a precisão e a revocação média, contabilizada a partir dos seis prontuários utilizados na avaliação do QASF, variando a quantidade máxima de artigos a ser recuperada pelo SisViDAS.

Figura 6.6: Precisão x Revocação média na recuperação de artigos científicos variando a quantidade máxima de artigos a serem recuperados.

No gráfico, a quantidade máxima de artigos a serem recuperados influencia diretamente no desempenho do QASF. Para a quantidade 200 (linha alaranjada), quando a precisão alcança valores de quase 0,9 a revocação é aproximadamente 0,3. Porém, com a precisão entre 0,2 e 0,3 e revocação 0,6 há uma inversão entre os conjuntos de 100 e de 200 artigos recuperados, onde a precisão para 100 artigos recuperados é maior que a precisão para 200 artigos recuperados.

Extração das Respostas Candidatas

A extração das respostas candidatas no QASF utiliza os artigos científicos recuperados pelo SisViDAS. Em seguida, cada palavra dos parágrafos dos resumos dos artigos científicos retornados é comparada com o vetor de palavras-chave. Caso a quantidade de palavras seja igual ou maior a um limiar l , o parágrafo é considerado um parágrafo candidato. Após exaustivas avaliações no QASF, a mestrandia definiu o valor l por meio de uma fórmula demonstrada na Equação 6.1.

$$l \geq \left\lceil QtdPalavrasQuestaoProcessada - \left(\frac{QtdPalavrasQuestaoProcessada}{10} \right) \right\rceil \quad (6.1)$$

cujo, o limiar l é maior ou igual à parte inteira da $QtdPalavrasQuestaoProcessada$ que representa a quantidade de palavras vetor de palavras-chave da primeira etapa de construção do vetor, menos o próprio valor da variável $QtdPalavrasQuestaoProcessada$ dividido por dez. Por exemplo, utilizando os valores do paciente “p2” apresentados na Tabela 6.3, cujo valor 50 é atribuído à variável $QtdPalavrasQuestaoProcessada$, o resultado do limiar l será maior ou igual a 45, ou seja, para uma resposta ser considerada como resposta candidata ela necessita ter 45 ou mais termos

iguais ou similares ao vetor de palavras-chave que representa a questão feita pelo usuário. Na Figura 6.7, exemplos de respostas candidatas extraídas por meio da questão sobre o Paciente 2 são apresentados.

[' the patient is characterized by severe hypotonia, obesity, microstomia, long eyelashes, hirsutism, microretrognathia, short nose, severe psychomotor retardation, and multiple episodes of drug-resistant epileptic seizures, while her brain magnetic resonance imaging (mri) documented partial corpus callosum dysplasia',
 ' in particular, links are well established between reduced birthweight and increased risk of coronary heart disease, diabetes, hypertension and stroke in adulthood', 'two common classes of deletions are described in the literature in individuals with prader-willi/angelman syndrome (pws/as): one between breakpoint 1 (bp1) to bp3 and the other between bp2 to bp3 of the pws/as critical region on chromosome 15q11-gt;q13',
 ' so, the study of genetic disorders needs to change from the still widely held view that developmental disorders can be accounted for in terms of intact versus impaired modules, to one which takes serious account of the fact that the infant cortex passes from an initial state of high regional interconnectivity to a subsequent state of increasing specialization and localization of function',
 ' this theory stimulated interest in the fetal origins of adult disorders, which expanded and coalesced approximately 5 years ago with the formation of an international society for developmental origins of health and disease (dohad)',
 ' obese, sedentary children have high blood pressure, dyslipidemia, elevated glycemia and type 2 diabetes, hepatic steatosis, respiratory problems, orthopedic complications, and other health disorders more frequently than normal weight, physically active children',
 'background: prader-willi syndrome (pws) is characterized by extreme floppiness at birth, impaired sexual development, short stature, severe over-eating, characteristic physical features and learning disabilities (ld)',
 'prader willi syndrome (pws) is characterized by typical appearance, obesity, short stature, hypothalamic hypogonadism, cryptorchidism, hypotonia, behavioural abnormalities and mental retardation',
 ...

Figura 6.7: Exemplos de respostas candidatas do Paciente 2.

Na Tabela 6.7, a quantidade de respostas candidatas extraídas de cada paciente de acordo com a quantidade de documentos recuperados da coleção de referência é apresentada.

Tabela 6.7: Quantidade de respostas candidatas recuperadas de acordo com o tamanho da coleção de documentos recuperada.

Paciente	200	100	50	30	10
p2	51	29	15	10	3
p3	54	26	14	5	1
p18	97	47	31	22	5
p19	20	14	11	9	4
p24	10	5	2	2	1
p28	129	63	34	21	7

Na tabela há uma diminuição gradual no número de respostas candidatas encontradas. Os pacientes “p18” e “p28” são os pacientes com o maior número de respostas candidatas encontradas, enquanto que o paciente “p24” é o paciente com o menor número de respostas candidatas encontradas. Quanto menor for o número de documentos recuperados mais restrita serão as respostas candidatas selecionadas pelo QASF.

6.2.3 Processamento da Resposta

No módulo de “Processamento da Resposta”, as respostas candidatas encontradas na etapa anterior são selecionadas e ordenadas de acordo com o grau de similaridade entre a questão e as respostas candidatas. Esse módulo divide-se entre “Seleção e Ordenação das Respostas” e “Validação das Respostas”. A seguir, os resultados dos dois submódulos são apresentados.

Ordenação e Seleção das Respostas

O submódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas” realiza a ordenação das respostas candidatas, por meio de medidas de similaridade, e apresenta ao usuário um número n de respostas mais semelhantes. No QASF, o submódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas” realiza o cálculo da similaridade do cosseno de duas maneiras distintas. Na primeira, nomeada como “cosseno1”, os radicais das palavras são extraídos por meio de técnicas de *stemming* e lematização e as palavras sinônimas e hiperônimas são levadas em consideração. Na segunda maneira, nomeada como “cosseno2”, o cálculo da similaridade é realizado com a pergunta e as respostas candidatas em sua forma gramatical original. Na Figura 6.8, as cinco primeiras frases mais similares e seus valores de similaridade de ambos os modelos são apresentados.

(0.45700897912944699, ' conclusions: the diagnosis and management of this complex disorder requires a multidisciplinary approach with particular emphasis on the importance of early diagnosis using accredited genetic testing, use and monitoring of gh therapy from early childhood, control of the food environment and regular exercise, appropriate management of transition, consideration of group home placement in adulthood, and distinction of behavioral problems from psychiatric illness')

(0.43957387415506693, ' the use of pwacr probes discriminates between a large group of duplications of no apparent clinical significance and a smaller group, in which a maternally derived pwacr duplication is consistently associated with developmental delay and speech difficulties but not with overt features of either prader-willi syndrome or angelman syndrome')

(0.42510809620808926, ' in accordance with this theory, sequelae of early life social and environmental stressors, such as childhood abuse, neglect, poverty, and poor nutrition, have been associated with the emergence of mental and physical illness (i')

(0.40756429660064375, ' why then does the population of developing countries currently have a higher incidence of cvd than that of developed countries if they share the same risk factors? we have proposed the existence of a higher susceptibility to the development of systemic inflammation at low levels of abdominal obesity in the population of developing countries and the consequent endothelial dysfunction, insulin resistance, dm 2, and cvd')

(0.39934396916517478, ' this theory stimulated interest in the fetal origins of adult disorders, which expanded and coalesced approximately 5 years ago with the formation of an international society for developmental origins of health and disease (dohad)')

...

(a)

(0.42145903216760555, ' conclusions: the diagnosis and management of this complex disorder requires a multidisciplinary approach with particular emphasis on the importance of early diagnosis using accredited genetic testing, use and monitoring of gh therapy from early childhood, control of the food environment and regular exercise, appropriate management of transition, consideration of group home placement in adulthood, and distinction of behavioral problems from psychiatric illness')

(0.41549551595842993, ' the use of pwacr probes discriminates between a large group of duplications of no apparent clinical significance and a smaller group, in which a maternally derived pwacr duplication is consistently associated with developmental delay and speech difficulties but not with overt features of either prader-willi syndrome or angelman syndrome')

(0.40831911157472001, ' in accordance with this theory, sequelae of early life social and environmental stressors, such as childhood abuse, neglect, poverty, and poor nutrition, have been associated with the emergence of mental and physical illness (i')

(0.38646190564371752, ' this theory stimulated interest in the fetal origins of adult disorders, which expanded and coalesced approximately 5 years ago with the formation of an international society for developmental origins of health and disease (dohad)')

(0.37653754420475849, ' why then does the population of developing countries currently have a higher incidence of cvd than that of developed countries if they share the same risk factors? we have proposed the existence of a higher susceptibility to the development of systemic inflammation at low levels of abdominal obesity in the population of developing countries and the consequent endothelial dysfunction, insulin resistance, dm 2, and cvd')

...

(b)

Figura 6.8: Resultado do cálculo da similaridade. (a) Primeira maneira de calcular a similaridade (“cosseno1”). Nessa maneira, as palavras sinônimas são substituídas por uma palavra principal e as técnicas de stemming e lematização são aplicadas. (b) Segunda maneira de calcular a similaridade (“cosseno2”). A similaridade é calculada entre a pergunta e as frases candidatas na forma gramatical original.

Em ambas as figuras é possível que perceber que os valores de similaridade de “cosseno1” e o “cosseno2” são próximos e ambos alcançaram valores entre 0,40 e 0,46 de similaridade. Ambas as figuras possuem as mesmas respostas com praticamente a mesma ordenação. Apenas as duas últimas respostas alternam de posição. Portanto, não há muitas diferenças entre as duas formas de cálculo do cosseno para o QASF nessa experimentação. As duas abordagens poderiam ser usadas para a classificação das respostas candidatas.

Validação das Respostas

Uma das formas mais conhecidas de avaliação e validação das respostas retornadas pelos sistemas de QA é realizada com o auxílio de *corpora* compostos por tuplas de perguntas e de respostas. No QASF, esta avaliação é realizada com o auxílio da coleção de referência EDRMrSa. Os artigos científicos desta coleção de referência foram relacionados aos prontuários e avaliados por médicos especialistas que os classificaram em quatro categorias (“Fortemente relevantes”, “Relevantes”, “Baixa relevância” e “Totalmente Irrelevantes”) (Pollettini *et al.*, 2014).

No contexto do QASF, a avaliação foi realizada comparando a pergunta representante de um prontuário com as respostas obtidas pelo QASF. Caso a resposta candidata pertença ao *abstract* de um artigo categorizado como “Fortemente relevante” ou “Relevante”, esta resposta candidata é considerada “correta”. Na Figura 6.9, a precisão média para as dez respostas candidatas apresentadas pelo QASF variando o paciente e a quantidade de artigos analisados pelo QASF é apresentada.

(a)

(b)

Figura 6.9: Precisão média calculada para os dois métodos de calcular o cosseno. (a) Precisão média variando a quantidade de artigos recuperados. (b) Precisão média por paciente.

No gráfico apresentado na Figura 6.9a, a coleção recuperada com os 50 artigos mais similares apresenta os melhores resultados com precisão em torno de 0,7. As coleções com 200 e 10 artigos recuperados foram as que menos apresentaram bons resultados. Portanto, QASF não necessita de muitos artigos para obter respostas relevantes para as perguntas do usuário. No gráfico da Figura 6.9b, o paciente que obteve mais respostas precisas foi o paciente “p24”. Um fato interessante é que, de acordo com a Tabela 6.3, o paciente “p24” não possui o maior número de termos médicos na pergunta do usuário, ao mesmo tempo que os pacientes “p3” e “p18” não possuem o menor número de termos médicos na pergunta do usuário. Portanto, a precisão das respostas recuperadas não é associada a quantidade de termos médicos da pergunta do usuário, mas a qualidade dos termos que compõem a consulta.

Um ponto a ser destacado nessa etapa de “Processamento das Respostas” é que, de acordo com a Figura 5.1, caso o QASF não encontre respostas compatíveis com a pergunta do usuário, o próprio *framework* retorna para a etapa de “Ordenação e Seleção das Respostas” e busca por um novo conjunto de possíveis respostas corretas. Contudo, devido ao tempo restante para finalização do mestrado em contraponto ao número de tarefas à serem finalizadas, não foi possível implementar esse “retorno” do submódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas” para o sumódulo de “Ordenação e Seleção das Respostas”.

O QASF é um *framework* de *Question Answering* composto por três módulos distintos de processamento de informação, sendo eles: “Processamento da Questão”, “Processamento dos Documentos” e o “Processamento das Respostas”. Para que o QASF apresente desempenho satisfatório, técnicas computacionais distintas necessitam ser harmonicamente configuradas e empregadas. As pesquisadoras do QASF acreditam que este *framework* apresentou resultados satisfatórios, os quais poderão ser verificados e aprimorados com os trabalhos futuros propostos a seguir.

Capítulo 7

Conclusões

Nas áreas biomédica e da saúde, investigar informações contidas em prontuários médico do paciente junto à pesquisas em informações científicas podem contribuir para o tratamento e para a prevenção de doenças. Porém, ler artigos científicos em busca de informações relevantes é uma tarefa que exige tempo e disposição. Portanto, o objetivo deste projeto é o desenvolvimento de um *framework* de *Question Answering* para suportar o desenvolvimento de sistemas de informações, que auxiliem profissionais da área da saúde na busca rápida por informações precisas. O sistema está sendo validado nos domínios de epigenética e doenças crônicas.

No módulo de “Processamento da Questão” do QASF, especificamente na etapa de “Análise da Questão”, as avaliações mostram que a técnica SVM apresenta os melhores resultados na classificação de perguntas e que o dicionário WordNet busca por definições apenas quando os termos da frase são compostos por uma palavra. A etapa de “Elaboração da Consulta” foi construída em duas fases. Na primeira foram desconsiderados os pronomes interrogativos, as pontuações e as *stopwords*, portanto, nesta fase observou-se que as principais palavras que compõem o vetor de palavras-chave são os substantivos e os verbos. Na segunda fase, os termos sinônimos e hiperônimos foram acrescentados e as técnicas de lematização e *stemming* foram aplicadas.

O módulo de “Processamento dos Documentos” é composto pelos submódulos “Recuperação de Documentos” e “Extração das Respostas Candidatas”. A recuperação dos documentos foi realizada por meio dos frameworks FREDs e SisViDAS. Atualmente, somente o SisViDAS foi avaliado na recuperação de artigos científicos para o QASF. O SisViDAS apresentou melhores resultados quando a quantidade de artigos recuperados pelo SisViDAS a partir de consultas formuladas considerando os prontuários médicos foi limitada a duzentos artigos. O número de respostas candidatas extraídas pelo QASF variou gradualmente conforme a quantidade de artigos recuperados pelo SisViDAS foi diminuindo.

O módulo de “Processamento das Respostas” do QASF ordena e seleciona as respostas por meio de dois métodos de cálculo da similaridade pelo cosseno. No primeiro, as palavras sinônimas são convertidas a palavra principal e as técnicas de lematização e *stemming* são aplicadas antes do cálculo da similaridade. No segundo método, a similaridade é calculada com a resposta candidata e a pergunta na forma original. Os resultados apontam que o primeiro método apresenta valores de similaridade ligeiramente melhores que o segundo. No contexto geral, o QASF alcançou valores de precisão máximo em torno de 0,7 quando a revocação era 0,3 e precisão mínima em torno de 0,2 quando a revocação era 0,6 e para ambos a quantidade de artigos recuperados foi 200. Levando em consideração que as perguntas inseridas no QASF são longas e complexas, com 70 termos por

pergunta em média, o QASF apresentou resultados satisfatórios.

O QASF quando comparado a outros frameworks de QA como, por exemplo, o START, possui uma arquitetura atualizada e focada no contexto médico. Futuramente, o QASF possuirá o diferencial de poder ser acessado por pessoas em geral ou profissionais da área da saúde por meio de páginas WEB ou aplicativos mobile. Outro diferencial desse framework é o baixo custo financeiro para aquisição de equipamento apropriado, para implantação do *framework* e para o seu uso, uma vez que o QASF possui a *interface* do usuário simples e intuitiva. Além disso, o framework pode ser acessado sem a necessidade constante de acesso a internet. Somente em atividades mais precisas como, por exemplo a atualização da coleção de artigos é necessária a conexão com a internet.

Durante o mestrado, a aluna participou da construção de um artigo sobre o FREDs executando as seguintes tarefas: na construção da coleção de referência FnATI, no auxílio na experimentação do *framework*, na análise dos resultados publicados e na construção e correção do texto e das figuras do artigo. O artigo *Morphometric Information Reducing Semantic Gap on the Characterization of Microscopic Images of Thyroid Nodules* foi publicado no *journal Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Macedo *et al.*, 2016). Além desse artigo, a aluna escreveu um artigo sobre o QASF que foi aceito para o 16 Workshop de Informática Médica (WIM 2016) (Almansa e Macedo, 2016). Atualmente as pesquisadoras escrevem um artigo científico detalhando a arquitetura e os experimentos realizados no QASF para ser publicado em periódicos internacionais.

7.1 Contribuições

O projeto do QASF contribui com a construção de um *framework* de software que permite a criação de sistemas do tipo *Question Answering*. Neste *framework*, as respostas podem ser buscadas em diferentes modelos de dados (artigos científicos, registros médicos e laudos de exames médicos), de acordo com o nível de permissão de acesso ao usuário. Grande parte da arquitetura do QASF é genérica e preparada para suportar a transição entre domínios de aplicação, principalmente da área médica. Para alterar o domínio é necessário atualizar a base de artigos científicos utilizada na busca das respostas candidatas e a troca das ontologias e dicionários do domínio. As respostas retornadas pelo sistema de QA são uma tentativa de diminuir o tempo gasto por profissionais da saúde na busca por informações de interesse.

7.2 Dificuldades e Limitações

A principal dificuldade e limitação encontrada no desenvolvimento deste projeto foi a coleção de referência que necessitava ter perguntas e respostas curadas no domínio médico.

7.3 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros, pretende-se: (i) avaliar o QASF em outros domínios de informação como, por exemplo, o câncer de tireoide incluindo o outro *framework* em informática biomédica do grupo de pesquisa, o FREDs (Pessotti, 2012), (ii) transformar o QASF em uma aplicação que composta por *interfaces* de usuário *web* e *mobile* que facilite a interação com o *framework* (iii) avaliar e comparar os resultados entre os dicionários do WordNet e outros dicionários da área médica, (iv)

incluir o uso de UMLS e de ontologias do domínio como, por exemplo, a CDO, (v) acrescentar uma etapa de pré-processamento da questão na etapa de “Análise da Questão” por técnicas de AM contendo abordagens como, por exemplo, a *bag-of-words* e a *named-entity recognition* (NER) e realizar um estudo comparativo entre estas abordagens para descobrir quais técnicas agrupadas melhoram o desempenho dos classificadores SVM e (vi) criar uma etapa de pré-processamento da questão, onde será tratado os erros de ortografia.

Apêndice A

Prontuários dos Paciente Simulados

Paciente: 3

Diagnóstico nutricional: Ferroopenia.

Crescimento: Baixa estatura.

Desenvolvimento (DNPM): Presença de indicadores de risco.

Vacinação: Efeitos colaterais diversos, como BCG ite, edema de glote, síndrome convulsiva.

Alimentação: Adequada.

Cotidiano infantil: Adequado.

Familiograma: Ambiente de risco para Doenças Crônicas.

Ambiente emocional: Violência.

Condições ambientais: Ambiente úmido.

Condições sócio-econômico-culturais: Baixa escolaridade da mãe.

Fatores de Risco: Criança manifestamente indesejada.

Fatores de proteção: Família continente.

Doenças atuais: Pré-natal com intercorrências como Hipertensão arterial.

Doenças anteriores ou crônicas: Pré-termo de 35 semanas completas.

Antecedentes familiares: Cardiopatia.

Paciente: 18

Diagnóstico nutricional: Ferroopenia.

Crescimento: Adequado.

Desenvolvimento (DNPM): Atraso do desenvolvimento.

Vacinação: Atrasada.

Alimentação: Adequada.

Cotidiano infantil: Adequado.

Familiograma: Seqüelas de Doenças Crônicas.

Ambiente emocional: Adequado.

Condições ambientais: Ambiente úmido.

Condições sócio-econômico-culturais: Falta de lazer familiar.

Fatores de Risco: Apgar 5o minuto < 6.

Fatores de Risco: 3 ou mais idas ao Pronto Atendimento nos últimos 3 meses.

Fatores de Risco: Internação do RN apos alta da maternidade.

Fatores de proteção: Cultura de exercícios.

Doenças atuais: Hiperinsulinismo, apnéia do sono e eczema de pele.

Doenças anteriores ou crônicas: Pré-termo de 35 semanas completas, distúrbios metabólicos ao nascer e depressão pós-parto.

Antecedentes familiares: Depressão pós parto, depressão e doença hereditária.

Paciente: 19

Diagnóstico nutricional: Distrofia.

Crescimento: Adequado.

Desenvolvimento (DNPM): Atraso do desenvolvimento.

Vacinação: Atualizada.

Alimentação: Lacto-vegetariana.

Cotidiano infantil: Lazer inativo.

Familiograma: Pais adolescentes.

Ambiente emocional: Violência.

Condições ambientais: Casa em área de enchentes.

Condições sócio-econômico-culturais: Baixa escolaridade da mãe.

Fatores de Risco: Ganho de peso insuficiente (menor que 8 Kg) ou excessivo (maior de 12 quilos) na gestação, gemelaridade e apgar 5o minuto < 6.

Fatores de proteção: Vida saudável.

Doenças atuais: Restrição do crescimento intra-uterino, estresse e mau rendimento escolar.

Doenças anteriores ou crônicas: Transfusão feto-fetal, com quadro de insuficiência respiratória grave e UTI por 20 dias e septicemia precoce.

Antecedentes familiares: IAM, doença cerebrovascular e doença arterial coronariana.

Paciente: 24

Diagnóstico nutricional: Distrofia.

Crescimento: Baixa estatura.

Desenvolvimento (DNPM): Presença de indicadores de risco.

Vacinação: Atrasada.

Alimentação: Adequada.

Cotidiano infantil: Sedentarismo.

Familiograma: Perda de familiares por Doenças Crônicas.

Ambiente emocional: Drogadição dos pais.

Condições ambientais: Adequadas.

Condições sócio-econômico-culturais: Família contribui com 20% da renda familiar para dízimo da igreja.

Fatores de Risco: Atitudes de resignação com a vida, violência familiar e criança manifestamente indesejada.

Fatores de proteção: Presença de redes de apôio na comunidade.

Doenças atuais: Infecções de urina de repetição, doença de membrana hialina e hipoacusia familiar.

Doenças anteriores ou crônicas: RN com Síndrome HELLP, convulsões neonatais e anóxia neonatal.

Antecedentes familiares: Síndrome do pânico, AVC e doença hereditária.

Paciente: 28

Diagnóstico nutricional: Sobrepeso ou obesidade.

Crescimento: Baixa estatura.

Desenvolvimento (DNPM): Atraso do desenvolvimento.

Vacinação: Atrasada.

Alimentação: Adequada.

Cotidiano infantil: Lazer inativo.

Familiograma: Seqüelas de Doenças Crônicas.

Ambiente emocional: Depressão materna.

Condições ambientais: Ambiente úmido.

Condições sócio-econômico-culturais: Família contribui com 20% da renda familiar para dízimo da igreja.

Fatores de Risco: Distúrbios do comportamento/ vínculo, saneamento básico precário, 3 ou mais idas ao Pronto Atendimento nos últimos 3 meses, habitação inadequada (umidade, falta ventilação, falta de insolação, falta de privacidade), desnutrição materna e carências de micronutrientes e intercorrências neonatais no berçário.

Fatores de proteção: Presença de redes de apoio na comunidade.

Doenças atuais: Diabetes gestacional, polidactilia familiar, infecções de urina de repetição, apnéia do sono, deficiência física e malformação congênita como pé torto congênito.

Doenças anteriores ou crônicas: Peso extremamente baixo, infecção perinatal, desnutrição materna na gestação, RN com risco para infecção por Streptococcus hemolítico, mãe com DHEG e pré-eclâmpsia e filho de mãe diabética.

Antecedentes familiares: Depressão pós parto, doença vascular de extremidades, hipertensão, dislipidemia, prole com baixa estatura e doença psiquiátrica.

Referências Bibliográficas

- ABS (2005)** Associação Brasileira de Psiquiatria ABS. A rotina estressante dos médicos, 2005. URL <http://abp.org.br/2011/medicos/clippingsis/exibClipping/?clipping=298>. Citado na pág. 2, 40
- Albregtsen (2008)** Fritz Albregtsen. Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices. Relatório técnico, Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo, Norway. URL <http://www.uio.no/studier/emner/matnat/ifi/INF4300/h08/undervisningsmateriale/glcm.pdf>. Citado na pág. 36
- Allam e Haggag (2012)** Ali Mohamed Nabil Allam e Mohamed Hassan Haggag. The question answering systems: A survey. *International Journal of Research and Reviews in Information Sciences (IJRRIS)*, 2(3):211–220. Citado na pág. 16, 17, 18, 19, 20, 40, 45, 47
- Almansa e Macedo (2016)** Luciana Almansa e Alessandra Alaniz Macedo. Sistema de Informação para Perguntas e Respostas em Doenças Crônicas. Em *16o Workshop de Informática Médica (evento paralelo ao Congresso da Sociedade Brasileira de Computação)*, Porto Alegre. Citado na pág. 61, 74
- Álvarez (2007)** Alberto Cáceres Álvarez. Extração de informação de artigos científicos: uma abordagem baseada em indução de regras de etiquetagem. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo. Citado na pág. 11
- Amorim et al. (2012)** Marta Talitha Carvalho Freire de Amorim, Davidson Cury e Crediné Silva Menezes. Um Sistema Inteligente Baseado em Ontologia para Apoio ao esclarecimento de Dúvidas., 2012. URL http://portais4.ufes.br/posgrad/teses/tese_5119_.pdf. Citado na pág. 27, 29
- Aronson (2001)** Alan R Aronson. Effective mapping of biomedical text to the umls metathesaurus: the metamap program. Em *Proceedings of the AMIA Symposium*, página 17. American Medical Informatics Association. Citado na pág. 26
- Arrigo et al. (2014)** Adriano Jorge Soares Arrigo, Elvio Gilberto Silva, Henrique Pachioni Martins e Patrick Pereira Silva. Desenvolvimento de um Sistema de Pergunta e Resposta Baseado em Corpus. Em *14o Congresso Nacional de Iniciação Científica (CONIC-SEMESP)*, páginas 1–6, São Paulo, SP. Citado na pág. 27, 29
- Asahara e Matsumoto (2003)** Masayuki Asahara e Yuji Matsumoto. Japanese named entity extraction with redundant morphological analysis. Em *Proceedings of the 2003 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technology- Volume 1*, páginas 8–15. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 13
- Athenikos e Han (2010)** Sofia J. Athenikos e Hyoil Han. Biomedical question answering: A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 99(1):1 – 24. ISSN 0169-2607. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2009.10.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260709002879>. Citado na pág. 16
- Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (1999)** Ricardo Baeza-Yates e Berthier Ribeiro-Neto. *Modern information retrieval*, volume 463. ACM Press New York, 1nd ed. Citado na pág. x, 2, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 14

- Baeza-Yates e Ribeiro-Neto (2013)** Ricardo Baeza-Yates e Berthier Ribeiro-Neto. *Recuperação de Informação: Conceitos e Tecnologia das Máquinas de Busca*. Bookman Editora. ISBN 9788582600498. URL <https://books.google.com.br/books?id=YWk3AgAAQBAJ>. Citado na pág. 8, 9, 10
- Barker (2001)** David James Purslove Barker. Fetal and infant origins of adult disease. *Monatsschrift Kinderheilkunde*, 149(1):S2–S6. ISSN 0026-9298. doi: 10.1007/s001120170002. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s001120170002>. Citado na pág. 4, 30
- Ben Abacha e Zweigenbaum (2015)** Asma Ben Abacha e Pierre Zweigenbaum. MEANS: A medical question-answering system combining NLP techniques and semantic Web technologies. *Information Processing & Management*, 51(5):570–594. ISSN 03064573. doi: 10.1016/j.ipm.2015.04.006. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457315000515>. Citado na pág. 11, 26, 28, 29
- Bikel et al. (1997)** Daniel M Bikel, Scott Miller, Richard Schwartz e Ralph Weischedel. Nymble: a high-performance learning name-finder. Em *Proceedings of the fifth conference on Applied natural language processing*, páginas 194–201. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 13
- Bilotti e Nyberg (2006)** Matthew W. Bilotti e Eric Nyberg. Evaluation for scenario question answering systems. Em *Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation*, páginas 1–6. Citado na pág. 20, 21, 56
- Bird (2006)** Steven Bird. Nltk: the natural language toolkit. Em *Proceedings of the COLING/ACL on Interactive presentation sessions*, páginas 69–72. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 32
- Bird et al. (2009)** Steven Bird, Ewan Klein e Edward Loper. *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media. ISBN 9780596555719. URL <https://books.google.com.br/books?id=KGIbfiiP1i4C>. Citado na pág. 12, 43, 63
- Blair (1979)** David C. Blair. Information retrieval, 2nd ed. c.j. van rijksbergen. london: Butterworths; 1979: 208 pp. *Journal of the American Society for Information Science*, 30(6):374–375. ISSN 1097-4571. doi: 10.1002/asi.4630300621. URL <http://dx.doi.org/10.1002/asi.4630300621>. Citado na pág. 21, 56
- Bodenreider (2004)** Olivier Bodenreider. The unified medical language system (umls): integrating biomedical terminology. *Nucleic acids research*, 32(suppl 1):D267–D270. Citado na pág. 15
- Bonfim (2006)** Marcelo Erick Bonfim. Recuperação de documentos texto usando um modelo probabilístico estendido. Dissertação de Mestrado, Universidade Metodista de Piracicaba. URL <https://www.unimep.br/phpg/bibdig/pdfs/2006/AAYQFMJVOJJW.pdf>. Citado na pág. 9
- Boser et al. (1992)** Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon e Vladimir N. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. Em *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, páginas 144–152. ACM. Citado na pág. 14
- Brin (1999)** Sergey Brin. Extracting patterns and relations from the world wide web. Em *Selected Papers from the International Workshop on The World Wide Web and Databases*, WebDB '98, páginas 172–183, London, UK, UK. Springer-Verlag. ISBN 3-540-65890-4. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=646543.696220>. Citado na pág. 15
- Butte (2008)** Atul J. Butte. Translational Bioinformatics: Coming of Age. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 15(6):709–714. ISSN 10675027. doi: 10.1197/jamia.M2824. Citado na pág. 33

- Cao et al. (2011)** YongGang Cao, Feifan Liu, Pippa Simpson, Lamont Antieau, Andrew Bennett, James J Cimino, John Ely e Hong Yu. AskHERMES: An online question answering system for complex clinical questions. *Journal of biomedical informatics*, 44(2):277–88. ISSN 1532-0480. doi: 10.1016/j.jbi.2011.01.004. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046411000062>. Citado na pág. 26, 28, 29, 56, 57, 60
- Cardoso (2004)** Olinda Nogueira Paes Cardoso. Recuperação de informação. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, 2(1):33–38. Citado na pág. 8, 10
- Chali et al. (2015)** Yllias Chali, Sadid A. Hasan e Mustapha Mojahid. A reinforcement learning formulation to the complex question answering problem. *Information Processing & Management*, 51(3):252–272. ISSN 03064573. doi: 10.1016/j.ipm.2015.01.002. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457315000035>. Citado na pág. 11
- Cibas e Ali (2009)** E. S. Cibas e S. Z. Ali. The Bethesda System for Reporting Thyroid Cytopathology. *American Journal of Clinical Pathology*, 132:658–665. ISSN 0002-9173. doi: 10.1309/AJCPHLWMI3JV4LA. URL <http://ajcp.ascpjournals.org/cgi/doi/10.1309/AJCPHLWMI3JV4LA>. Citado na pág. 57
- Ciccacci et al. (2013)** Cinzia Ciccacci, Davide Di Fusco, Laura Cacciotti, Roberto Morganti, Cinzia D’Amato, Giuseppe Novelli, Federica Sangiuolo, Vincenza Spallone e Paola Borgiani. Tcf7l2 gene polymorphisms and type 2 diabetes: association with diabetic retinopathy and cardiovascular autonomic neuropathy. *Acta Diabetologica*, 50(5):789–799. ISSN 1432-5233. doi: 10.1007/s00592-012-0418-x. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s00592-012-0418-x>. Citado na pág. x, 12
- Cock et al. (2009)** Peter J. A. Cock, Tiago Antao, Jeffrey T. Chang, Brad A. Chapman, Cymon J. Cox, Andrew Dalke, Iddo Friedberg, Thomas Hamelryck, Frank Kauff, Bartek Wilczynski et al. Biopython: freely available python tools for computational molecular biology and bioinformatics. *Bioinformatics*, 25(11):1422–1423. Citado na pág. 32
- Cohen e Hunter (2008)** K. Bretonnel Cohen e Lawrence Hunter. Getting started in text mining. 4:1–20. ISSN 1553734X. doi: 10.1371/journal.pcbi.0040020. Citado na pág. 1, 11
- Cowie e Lehnert (1996)** Jim Cowie e Wendy Lehnert. Information extraction. *Communications of the ACM*, 39(1):80–91. Citado na pág. 11
- Dang et al. (2007)** Hoa Trang Dang, Diane Kelly e Jimmy J. Lin. Overview of the TREC 2007 question answering track. Em *TREC*, volume 7, página 63. Citeseer. Citado na pág. 21
- Daubechies (1992)** Ingrid Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*, volume 61. ISBN 0898712742. doi: 10.1137/1.9781611970104. Citado na pág. 36
- De Marneffe e Manning (2008)** Marie-Catherine De Marneffe e Christopher D Manning. The stanford typed dependencies representation. Em *Coling 2008: Proceedings of the workshop on Cross-Framework and Cross-Domain Parser Evaluation*, páginas 1–8. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 26
- Er e Cicekli (2013)** Nagehan Pala Er e Ilyas Cicekli. A Factoid Question Answering System Using Answer Pattern Matching. Em *International Joint Conference on Natural Language Processing*, páginas 854–858, Nagoya, Japan. Citado na pág. 41
- Ferrucci et al. (2010)** David Ferrucci, Eric Brown, Jennifer Chu-Carroll, James Fan, David Gondek, Aditya A. Kalyanpur, Adam Lally, J. William Murdock, Eric Nyberg, John Prager et al. Building Watson: An overview of the DeepQA project. *AI magazine*, 31(3):59–79. Citado na pág. 24

- Frakes e Baeza-Yates (1992)** William B. Frakes e Ricardo Baeza-Yates, editors. *Information Retrieval: Data Structures and Algorithms*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA. ISBN 0-13-463837-9. Citado na pág. 5
- Gaizauskas e Wilks (1998)** Robert Gaizauskas e Yorick Wilks. Information extraction: Beyond document retrieval. *Journal of documentation*, 54(1):70–105. Citado na pág. 11
- Galisson e Coste (1983)** Robert Galisson e Daniel Coste. *Dicionário de didáctica das línguas*. Citado na pág. 43, 63
- Green et al. (1961)** Bert F. Green, Jr., Alice K. Wolf, Carol Chomsky e Kenneth Laughery. Baseball: An automatic question-answerer. Em *Western Joint IRE-AIEE-ACM Computer Conference*, IRE-AIEE-ACM '61 (Western), páginas 219–224, New York, NY, USA. ACM. doi: 10.1145/1460690.1460714. URL <http://doi.acm.org/10.1145/1460690.1460714>. Citado na pág. 22, 29
- Grishman (1997)** Ralph Grishman. Information extraction: Techniques and challenges. Em *International Summer School on Information Extraction: A Multidisciplinary Approach to an Emerging Information Technology*, SCIE '97, páginas 10–27, London, UK. Springer-Verlag. ISBN 3-540-63438-X. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=645856.669801>. Citado na pág. 11
- Gruber (1993)** Thomas R. Gruber. A translation approach to portable ontology specifications. *Knowl. Acquis.*, 5(2):199–220. ISSN 1042-8143. doi: 10.1006/knac.1993.1008. URL <http://dx.doi.org/10.1006/knac.1993.1008>. Citado na pág. 15
- Gupta e Gupta (2012)** Poonam Gupta e Vishal Gupta. A survey of text question answering techniques. *International Journal of Computer Applications*, 53(4):1–8. Citado na pág. 19, 20, 45, 47
- Haralick et al. (1973)** R.M. Haralick, K. Shanmugam e Its'Hak Dinstein. Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, SMC-3(6):610–621. ISSN 0018-9472. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314. Citado na pág. 36
- Hartawan e Suhartono (2015)** Andrei Hartawan e Derwin Suhartono. Using Vector Space Model in Question Answering System. *Procedia Computer Science*, 59:305–311. ISSN 18770509. doi: 10.1016/j.procs.2015.07.570. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915020992>. Citado na pág. 26, 29
- Haykin (2001)** S.S. Haykin. *Redes Neurais - 2ed*. Bookman Companhia Ed. ISBN 9788573077186. URL <https://books.google.com.br/books?id=1Bp0X5qfyjUC>. Citado na pág. 14
- Hirschman e Gaizauskas (2001)** L. Hirschman e R. Gaizauskas. Natural language question answering: the view from here, 2001. ISSN 1351-3249. Citado na pág. 16
- Hull (1993)** David Hull. Using statistical testing in the evaluation of retrieval experiments. Em *Proceedings of the 16th annual international {ACM} {SIGIR} conference on Research and development in information retrieval*, páginas 329–338. ISBN 0-89791-605-0. doi: 10.1145/160688.160758. Citado na pág. 10
- IBM (2012)** IBM. Memorial Sloan-Kettering Cancer Center, IBM to Collaborate in Applying Watson Technology to Help Oncologists, 2012. URL <http://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/37235.wss>. Citado na pág. 24
- IBM (2014)** IBM. The New York Genome Center and IBM Watson Group Announce Collaboration to Advance Genomic Medicine, 2014. URL <http://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/43444.wss>. Citado na pág. 24

- IBM (2015)** IBM. Watson to Gain Ability to “See” with Planned \$1B Acquisition of Merge Healthcare, 2015. URL <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/47435.wss>. Citado na pág. 24
- INCA (2014)** Estimativa INCA. Incidência do câncer no brasil/instituto nacional de câncer josé alencar gomes da silva, coordenação de prevenção e vigilância. 2014. *Rio de Janeiro. Disponível* <http://www.inca.gov.br/estimativa/2014/>, 20. Citado na pág. 33, 35
- Joachims (1998)** Thorsten Joachims. *Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features*. Springer. Citado na pág. 15
- Jurafsky e Martin (2000)** Daniel Jurafsky e James H. Martin. *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*, volume 21. ISBN 0130950696. doi: 10.1162/089120100750105975. URL <http://www.mitpressjournals.org/doi/pdf/10.1162/089120100750105975>. Citado na pág. 13
- Katz (1990)** Boris Katz. Artificial intelligence at MIT expanding frontiers. chapter Using English for Indexing and Retrieving, páginas 134–165. MIT Press, Cambridge, MA, USA. ISBN 0-262-23150-6. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=106626.106635>. Citado na pág. 23, 29
- Katz (1997)** Boris Katz. Annotating the world wide web using natural language. Em *RIAO*, páginas 136–159. Citado na pág. 23, 29
- Kollias (2006)** S. Kollias. *Artificial Neural Networks - ICANN 2006: 16th International Conference, Athens, Greece, September 10-14, 2006, Proceedings*. Artificial Neural Networks: ICANN 2006 : 16th International Conference, Athens, Greece, September 10-14, 2006 : Proceedings. Springer. ISBN 9783540386254. URL <https://books.google.com.br/books?id=TcEKEKexiewC>. Citado na pág. 33
- Kolomiyets e Moens (2011)** Oleksandr Kolomiyets e Marie-Francine Moens. A survey on question answering technology from an information retrieval perspective. *Information Sciences*, 181(24):5412 – 5434. ISSN 0020-0255. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2011.07.047>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025511003860>. Citado na pág. 3, 22, 23
- Lafferty (2001)** John Lafferty. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. páginas 282–289. Morgan Kaufmann. Citado na pág. 26
- Larsen e von Ins (2010)** Peder Olesen Larsen e Markus von Ins. The rate of growth in scientific publication and the decline in coverage provided by Science Citation Index. *Scientometrics*, 84(3):575–603. ISSN 0138-9130. doi: 10.1007/s11192-010-0202-z. URL <http://link.springer.com/10.1007/s11192-010-0202-z>. Citado na pág. 1
- Learning (2016)** M. Learning. *Machine Learning Proceedings 1995: Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning, Tahoe City, California, July 9-12 1995*. Elsevier Science. ISBN 9781483298665. URL <https://books.google.com.br/books?id=akijBQAAQBAJ>. Citado na pág. 33
- Leidner e Callison-Burch (2003)** Jochen L. Leidner e Chris Callison-Burch. Evaluating question answering systems using FAQ answer injection. Em *In 6th Annual CLUK Research Colloquium*. Citado na pág. 21
- Lin e Demner-Fushman (2005)** Jimmy Lin e Dina Demner-Fushman. Automatically evaluating answers to definition questions. Em *Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing*, páginas 931–938. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 21

- Lopes et al. (2007)** João Ladislau Lopes, Ana Marilza Pernas, Fernando Afonso, Giovani Librelotto, Iara Augustin, Luiz Antônio Palazzo e Adenauer Yamin. Uma abordagem baseada em ontologias para sensibilidade ao contexto na computação pervasiva. Em *Anais do I Workshop on Pervasive and Ubiquitous Computing (WPUC)*. Citado na pág. 15
- Lorena e de Carvalho (2007)** Ana Carolina Lorena e André CPLF de Carvalho. Uma introdução às support vector machines. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, 14(2):43–67. Citado na pág. 14
- Macedo et al. (2016)** Alessandra A. Macedo, Hugo C. Pessotti, Luciana F. Almansa, Joaquim C. Felipe e Edna T. Kimura. Morphometric information to reduce the semantic gap in the characterization of microscopic images of thyroid nodules. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, páginas –. ISSN 0169-2607. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.03.017>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016926071630236X>. Citado na pág. 3, 30, 36, 39, 45, 52, 64, 65, 74
- Macedo et al. (2015)** Alessandra Alaniz Macedo, Juliana T. Pollettini e Ethan V. Munson. A Chronic Illness System Using Biomedical Knowledge Sources and Relevance Feedback. Em *2015 IEEE 28th International Symposium on Computer-Based Medical Systems*, páginas 244–249. IEEE. ISBN 978-1-4673-6775-2. doi: 10.1109/CBMS.2015.45. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7167494>. Citado na pág. 30, 31, 32, 52, 57
- Machado Junior et al. (2009)** Danilo Machado Junior, Juliano Henrique Foleiss e Vinícius Mourão Alves de Souza. SQAS: Um Sistema Automático de Question-Answering para Textos Jornalísticos. Em *7th Brazilian Symposium in Information and Human Language Technology*, páginas 1–3, São Carlos, SP. URL http://www.nilc.icmc.usp.br/til/stil2009_English/Proceedings/olincom/MachadoJrFoleissdeSouza.pdf. Citado na pág. 27, 29
- Magnini et al. (2004)** Bernardo Magnini, Simone Romagnoli, Alessandro Vallin, Jesús Herrera, Anselmo Penas, Víctor Peinado, Felisa Verdejo e Maarten de Rijke. The multiple language question answering track at CLEF 2003. Em *Comparative Evaluation of Multilingual Information Access Systems*, páginas 471–486. Springer. Citado na pág. 21, 23, 56
- Manning et al. (2008)** Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan e Hinrich Schütze. *Introduction to information retrieval*, volume 1. Cambridge university press Cambridge. Citado na pág. 9
- Marton e Radul (2006)** Gregory Marton e Alexey Radul. Nuggeteer: Automatic nugget-based evaluation using descriptions and judgements. Em *Proceedings of the main conference on Human Language Technology Conference of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics*, páginas 375–382. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 21
- Matsubara et al. (2003)** Edson Takashi Matsubara, Claudia Aparecida Martins e Maria Carolina Monard. Pretext: Uma ferramenta para pré-processamento de textos utilizando a abordagem bag-of-words. Technical Report 209, ICMC - USP, São Carlos - SP. URL ftp://ftp.icmc.sc.usp.br/pub/BIBLIOTECA/rel_tec/RT_209.pdf. Citado na pág. 12, 13, 14
- Medeiros (2004)** Ericles Alves de Medeiros. Técnica de Aprendizagem de Máquina para Categorização de Textos. Dissertação de Mestrado, Universidade de Pernambuco. URL <http://tcc.ecomp.poli.br/20061/EriclesMedeiros.pdf>. Citado na pág. x, 15
- MEDLINE (2004)** MEDLINE. MEDLINE : FACT SHEET, 2004. URL <http://www.nlm.nih.gov/pubs/factsheets/medline.html>. Citado na pág. 1

- MEDLINE (2003a)** MEDLINE. MEDLINE: Citation Counts by Year of Publication (as of mid - November 2014), 2003a. URL http://www.nlm.nih.gov/bsd/medline_cit_counts_yr_pub.html. Citado na pág. [x](#), [2](#)
- MEDLINE (2003b)** MEDLINE. MEDLINE: Number of Citations to English Language Articles; Number of Citations Containing Abstracts (as of mid - November 2014)*, 2003b. URL http://www.nlm.nih.gov/bsd/medline_lang_distr.html. Citado na pág. [x](#), [2](#)
- Monz (2003)** Christof Monz. *From document retrieval to question answering*. Institute for Logic, Language and Computation. Citado na pág. [18](#), [19](#), [20](#), [42](#), [45](#)
- Moreda et al. (2011)** Paloma Moreda, Hector Llorens, Estela Saquete e Manuel Palomar. Combining semantic information in question answering systems. *Information Processing & Management*, 47(6):870–885. ISSN 03064573. doi: 10.1016/j.ipm.2010.03.008. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457310000282>. Citado na pág. [24](#), [29](#)
- Mourão et al. (2015)** André Mourão, Flávio Martins e João Magalhães. Multimodal medical information retrieval with unsupervised rank fusion. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 39:35–45. ISSN 08956111. doi: 10.1016/j.compmedimag.2014.05.006. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895611114000664>. Citado na pág. [3](#)
- Moura et al. (2010)** Maria Fernanda Moura, Bruno Magalhães Nogueira, Merley da Silva Conrado, Fabiano Fernandes dos Santos e Solange Oliveira Rezende. Um modelo para a seleção de n-gramas significativos e não redundantes em tarefas de mineração de textos. *Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento. Campinas: EMBRAPA Informática Agropecuária*, 23. Citado na pág. [12](#)
- MSKCC (2014)** Memorial Sloan Kettering Cancer Center MSKCC. Memorial Sloan Kettering Trains IBM Watson to Help Doctors Make Better Cancer Treatment Choices, 2014. URL <https://www.mskcc.org/blog/msk-trains-ibm-watson-help-doctors-make-better-treatment-choices>. Citado na pág. [24](#)
- Muller (1954)** David E Muller. Application of boolean algebra to switching circuit design and to error detection. *Transactions of the IRE Professional Group on Electronic Computers*, (3):6–12. Citado na pág. [8](#)
- Murussi et al. (2001)** Marcia Murussi, Cláudio E. F. N. Pereira, Beatriz Assis Brasil e Balduino Tschiedel. Punção aspirativa de tireóide com agulha fina em um hospital geral: estudo de 754 punções. *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*, 45(6):576–583. Citado na pág. [35](#)
- Nadeau e Sekine (2007)** David Nadeau e Satoshi Sekine. A survey of named entity recognition and classification. *Linguistica e Investigationes*, 30(1):3–26. Citado na pág. [13](#)
- NCBI (2010)** Bethesda (MD): National Center for Biotechnology Information (US) NCBI. Entrez Programming Utilities Help [Internet]., 2010. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK25501/>. Citado na pág. [32](#)
- Nguyen e Armitage (2008)** Thuy T. T. Nguyen e Grenville Armitage. A survey of techniques for internet traffic classification using machine learning. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, 10(4):56–76. Citado na pág. [14](#)
- NLTK (2015)** NLTK. Categorizing and Tagging Words, 2015. URL <http://www.nltk.org/book/ch05.html>. Citado na pág. [13](#)
- Olvera-Lobo e Gutiérrez-Artacho (2015)** María Dolores Olvera-Lobo e Juncal Gutiérrez-Artacho. Question answering track evaluation in TREC, CLEF and NTCIR. Em Alvaro Rocha, Ana Maria Correia, Sandra Costanzo e Luis Paulo Reis, editors, *New Contributions in Information Systems and Technologies*, volume 353 of *Advances in Intelligent Systems and*

- Computing*, páginas 13–22. Springer International Publishing. ISBN 978-3-319-16485-4. doi: 10.1007/978-3-319-16486-1_2. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-16486-1_2. Citado na pág. 21, 56
- OMS (2009a)** OMS. Organização Mundial de Saúde: Cardiovascular Diseases (CVDs), 2009a. URL <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/>. Citado na pág. 30
- OMS (2009b)** OMS. Organização Mundial de Saúde: Diabetes, 2009b. URL <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs312/en/>. Citado na pág. 30
- OMS (2009c)** OMS. Organização Mundial de Saúde: Obesity and overweight, 2009c. URL <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs311/en/>. Citado na pág. 30
- Otsu (1975)** Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296):23–27. Citado na pág. 35
- Padovani Jr et al. (2007)** JA Padovani Jr, R. Monteiro, T. Zan, R. Azoubel, D. De Santi, S. Taboga e A. Martins. Morphometric analysis of nucleus and nucleolar organizer regions (nors) in tongue squamous cell carcinoma (scc). *International Journal of Morphology*, 25(3):493–499. Citado na pág. 36
- Parkin et al. (2005)** D. M. Parkin, J. Ferlay, S. L. Whelan e H. H. Storm. *Cancer incidence in five continents*, volume 1. Diamond Pocket Books (P) Ltd. Citado na pág. 33
- Pessotti (2012)** Hugo César Pessotti. Uso de Mapeamento Conceitual para Redução de Descontinuidade Semântica na Recuperação de Imagens Microscópicas de Carcinoma Tireoidiano. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo. Citado na pág. xi, xii, 30, 35, 39, 45, 52, 54, 65, 74
- Pollettini et al. (2009)** JT Pollettini, R. Tinos, S. Panico, JC Daneluzzi e AA Macedo. Vigilância em atenção básica à saúde a partir do uso de relevance feedback para classificação de pacientes em diferentes níveis de cuidado em saúde. Em *Workshop de Informática Médica (evento paralelo ao XXIX Congresso da Sociedade Brasileira de Computação)*, páginas 1945–1954. Citado na pág. 33
- Pollettini (2008)** Juliana Pollettini. *Definição automática de medidas que identificam pessoas requerendo diferentes graus de vigilância para atendimento em atenção básica à saúde: uma abordagem utilizando Relevance Feedback e a Classificação Internacional de Doenças*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo. Citado na pág. 33
- Pollettini et al. (2012)** Juliana T. Pollettini, Sylvia R.G. Panico, Julio C. Daneluzzi, Renato Tinós, José A. Baranauskas e Alessandra A. Macedo. Using machine learning classifiers to assist healthcare-related decisions: Classification of electronic patient records. *Journal of Medical Systems*, 36(6):3861–3874. ISSN 0148-5598. doi: 10.1007/s10916-012-9859-6. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10916-012-9859-6>. Citado na pág. 30, 31, 33, 52, 57
- Pollettini (2011)** Juliana Tarossi Pollettini. Auxílio na prevenção de doenças crônicas por meio de mapeamento e relacionamento conceitual de informações em biomedicina. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo. Citado na pág. xi, xii, 34, 54
- Pollettini et al. (2014)** Juliana Tarossi Pollettini, José Augusto Baranauskas, Evandro Seron Ruiz, Maria Graça Pimentel e Alessandra Alaniz Macedo. Surveillance for the prevention of chronic diseases through information association. *BMC Medical Genomics*, 7(1):7. Citado na pág. xi, 3, 30, 31, 33, 52, 57, 64, 71
- Prestes (2011)** Kassius Vargas Prestes. Avaliação de métodos de seleção da resposta de um sistema de perguntas e respostas. Relatório técnico. URL <https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/36881/000819142.pdf?sequence=1>. Citado na pág. 27, 29

- Priya e Sundaram (2011)** S. Shanmuga Priya e Sandhya Sundaram. Morphology to morphometry in cytological evaluation of thyroid lesions. *Journal of cytology / Indian Academy of Cytologists*, 28(3):98–102. ISSN 0970-9371. doi: 10.4103/0970-9371.83462. Citado na pág. 36
- Roberts e Johnson (1996)** Don Roberts e Ralph Johnson. Evolving frameworks: A pattern language for developing object-oriented frameworks. Em *Proceedings of the Third Conference on Pattern Languages and Programming*. Addison-Wesley. Citado na pág. 3, 40
- Robertson e Spärck Jones (1976)** Stephen E. Robertson e Karen Spärck Jones. Relevance Weighting of Search Terms. *Journal of the American Society for Information Science*, (June): 129–146. ISSN 00028231. doi: 10.1002/asi.4630270302. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/asi.4630270302/full>. Citado na pág. 9
- Rocchio (1971)** J. J. Rocchio. Relevance feedback in information retrieval. *The Smart Retrieval System: Experiments in Automatic Document Processing*, páginas 313–323. URL <http://ci.nii.ac.jp/naid/10000036124/en/>. Citado na pág. 9
- Ryu et al. (2014)** Pum-Mo Ryu, Myung-Gil Jang e Hyun-Ki Kim. Open domain question answering using Wikipedia-based knowledge model. *Information Processing & Management*, 50(5): 683–692. ISSN 03064573. doi: 10.1016/j.ipm.2014.04.007. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457314000351>. Citado na pág. 25, 29
- Rzhetsky et al. (2009)** Andrey Rzhetsky, Michael Seringhaus e Mark Gerstein. Getting Started in Text Mining: Part Two. *PLoS Comput Biol*, 5(7):e1000411+. ISSN 1553-7358. doi: 10.1371/journal.pcbi.1000411. URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000411>. Citado na pág. 1
- Salton e McGill (1986)** Gerard Salton e Michael J. McGill. *Introduction to Modern Information Retrieval*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA. ISBN 0070544840. Citado na pág. 12
- Sanchís (1982)** Enrique Bernárdez Sanchís. *Introducción a la lingüística del texto*. Espasa Calpe. Citado na pág. 43
- Santos (2002)** Eulanda Miranda dos Santos. Teoria e aplicação de support vector machines à aprendizagem e reconhecimento de objetos baseado na aparência. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba. Citado na pág. 14
- Sekine (1998)** Satoshi Sekine. Nyu: Description of the japanese NE system used for MET-2. Em *Proceedings of the Message Understanding Conference*, páginas 1–6. Computer Science Department. Citado na pág. 13
- Shi (1992)** Zhongzhi Shi. *Principles of machine learning*. International Academic Publishers. Citado na pág. 14
- Shortliffe (1976)** Edward H Shortliffe. Mycin: Computer-based medical consultations, 1976. Citado na pág. 22, 29
- Shortliffe e Cimino (2013)** Edward H. Shortliffe e James J. Cimino. *Biomedical informatics: computer applications in health care and biomedicine*. Springer Science & Business Media. Citado na pág. 1, 40
- Silva et al. (2003)** Mário J. Silva, Bruno Martins e Miguel Costa. Avaliação de sistemas de recuperação de informação da web em português: Uma proposta inicial à comunidade. Relatório técnico. Citado na pág. 10
- Singhal (2001)** Amit Singhal. Modern Information Retrieval: A Brief Overview. *Bulletin of the IEEE Computer Society Technical Committee on Data Engineering*, 24:1–9. ISSN 00218979. doi: 10.1.1.117.7676. Citado na pág. 8

- Smola et al. (2000)** Alexander J. Smola, P. Bartlett, Bernhard Schölkopf e C. Schuurmans. Introduction to large margin classifiers. *Advances in Large Margin Classifiers*, páginas 1–26. Citado na pág. 15
- Srihari e Li (1999)** Rohini Srihari e Wei Li. Information extraction supported question answering. Relatório técnico, DTIC Document. Citado na pág. xiii, 17, 18
- Suresh kumar e Zayaraz (2015)** G. Suresh kumar e G. Zayaraz. Concept relation extraction using Naïve Bayes classifier for ontology-based question answering systems. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 27(1):13–24. ISSN 13191578. doi: 10.1016/j.jksuci.2014.03.001. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157814000020>. Citado na pág. 25, 29
- Takahashi (2015)** Carla Caldeira Takahashi. Mapeamento Explícito como Kernel em Aprendizado de Máquinas de Vetores de Suporte. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais. URL <http://www.ppgee.ufmg.br/defesas/1134M.PDF>. Citado na pág. 14
- Thong e Son (2015)** Nguyen Tho Thong e Le Hoang Son. HIFCF: An effective hybrid model between picture fuzzy clustering and intuitionistic fuzzy recommender systems for medical diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 42(7):3682–3701. ISSN 09574174. doi: 10.1016/j.eswa.2014.12.042. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417414008215>. Citado na pág. 3
- Tsuruoka e Tsujii (2004)** Yoshimasa Tsuruoka e Jun'ichi Tsujii. Improving the performance of dictionary-based approaches in protein name recognition. *Journal of biomedical informatics*, 37(6):461–470. Citado na pág. 15
- University e Company (1995)** R.W.S.A.P.M.E.C. University e I.D.R.H.C.W. Company. *Spoken Natural Language Dialog Systems : A Practical Approach: A Practical Approach*. Oxford University Press, USA. ISBN 9780195357912. URL <https://books.google.com.br/books?id=E9o6SFxK6s4C>. Citado na pág. 23
- Vallin et al. (2006)** Alessandro Vallin, Bernardo Magnini, Danilo Giampiccolo, Lili Aunimo, Christelle Ayache, Petya Osenova, Anselmo Peñas, Maarten de Rijke, Bogdan Sacaleanu, Diana Santos e Richard Sutcliffe. Overview of the clef 2005 multilingual question answering track. Em Carol Peters, Fredric C. Gey, Julio Gonzalo, Henning Müller, Gareth J.F. Jones, Michael Kluck, Bernardo Magnini e Maarten de Rijke, editors, *Accessing Multilingual Information Repositories*, volume 4022 of *Lecture Notes in Computer Science*, páginas 307–331. Springer Berlin Heidelberg. ISBN 978-3-540-45697-1. doi: 10.1007/11878773_36. URL http://dx.doi.org/10.1007/11878773_36. Citado na pág. 21
- Vapnik (2013)** Vladimir Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. Springer Science & Business Media. Citado na pág. 14
- Verma et al. (2009)** Anju Verma, Nikola Kasabov, Elaine Rush e Qun Song. Ontology based personalized modeling for chronic disease risk analysis: An integrated approach. 5506:1204–1210. doi: 10.1007/978-3-642-02490-0_146. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-02490-0_146. Citado na pág. 30, 31, 62
- Voorhees e Harman (2001)** Ellen M. Voorhees e Donna Harman. Overview of TREC 2001. Em *Trec*. Citado na pág. 10
- Voorhees e Tice (2000)** Ellen M. Voorhees e Dawn M. Tice. Building a question answering test collection. Em *Proceedings of the 23rd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '00, páginas 200–207, New York, NY, USA. ACM. ISBN 1-58113-226-3. doi: 10.1145/345508.345577. URL <http://doi.acm.org/10.1145/345508.345577>. Citado na pág. 21, 23, 56

- Wallace (2003)** Richard Wallace. The elements of aiml style. *Alice AI Foundation*. Citado na pág. 27
- Wilensky et al. (1988)** Robert Wilensky, David N. Chin, Marc Luria, James Martin, James Mayfield e Dekai Wu. The berkeley unix consultant project. *Computational Linguistics*, 14: 35–84. Citado na pág. 23, 29
- Wilhelm et al. (2013)** Reinhard Wilhelm, Helmut Seidl e Sebastian Hack. *Compiler design: Syntactic and semantic analysis*. Springer Science & Business Media. Citado na pág. 13
- Wilkens et al. (2010)** Rodrigo Wilkens, Aline Villavicencio, Daniel Muller, Leandro Wives, Fabio Da Silva e Stanley Loh. Comunica: a question answering system for brazilian portuguese. Em *Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: Demonstrations*, páginas 21–24. Association for Computational Linguistics. Citado na pág. 27, 29
- Winograd (1971)** Terry Winograd. *Procedures as a representation for data in a computer program for understanding natural language*. Tese de Doutorado, Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Mathematics. Citado na pág. 22, 29
- Woods et al. (1972)** William A. Woods, Ronald M. Kaplan e Bonnie Nash-Webber. *The lunar sciences natural language information system: Final report*. Bolt Beranek and Newman. Citado na pág. 22, 29
- Xu e Croft (1996)** Jinxi Xu e W. Bruce Croft. Query expansion using local and global document analysis. Em *Proceedings of the 19th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '96, páginas 4–11, New York, NY, USA. ACM. ISBN 0-89791-792-8. doi: 10.1145/243199.243202. URL <http://doi.acm.org/10.1145/243199.243202>. Citado na pág. 9
- Yen et al. (2013)** Show-Jane Yen, Yu-Chieh Wu, Jie-Chi Yang, Yue-Shi Lee, Chung-Jung Lee e Jui-Jung Liu. A support vector machine-based context-ranking model for question answering. *Information Sciences*, 224:77 – 87. ISSN 0020-0255. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.10.014>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025512006792>. Citado na pág. 11, 25, 28, 29
- Zhang e Lee (2003)** Dell Zhang e Wee Sun Lee. Question classification using support vector machines. Em *Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Informaion Retrieval*, SIGIR '03, páginas 26–32, New York, NY, USA. ACM. ISBN 1-58113-646-3. doi: 10.1145/860435.860443. URL <http://doi.acm.org/10.1145/860435.860443>. Citado na pág. 18, 42