# UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA INFORMÁTICA E ESTATÍSTICA

Filipe Roberto Silva

# WTMATCHER: UM FRAMEWORK PARA DETERMINAÇÃO DE SIMILARIDADE ENTRE TABELAS NA WEB

Florianópolis

2015

# Filipe Roberto Silva

## WTMATCHER: UM FRAMEWORK PARA DETERMINAÇÃO DE SIMILARIDADE ENTRE TABELAS NA WEB

Esta Dissertação foi julgada aprovada para a obtenção do Título de "Mestre em Ciências da Computação", e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Santa Catarina.

	Florianópolis, 20 de agosto 2015.
_	Prof. Ronaldo dos Santos Mello, Dr. Coordenador do Programa
Banca Ex	aminadora:
	Prof. Ronaldo dos Santos Mello, Dr. Orientador Universidade Federal de Santa Catarina
_	Prof. Denio Duarte, Dr. Universidade Federal da Fronteira Sul
	Prof. Frank Augusto Siqueira, Dr. Universidade Federal de Santa Catarina
	Prof. <sup>a</sup> Carina Friedrich Dorneles, Dr. <sup>a</sup> Universidade Federal de Santa Catarina



#### AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Ronaldo pela disposição e atenção durante a realização deste trabalho. Aos colegas de laboratório pela ajuda e pela amizade. Aos meus pais pelo incentivo e pelo apoio e a Deus

#### RESUMO

A Web é uma grande fonte de dados. Grandes quantidades de dados são inseridos diariamente e muitos desses dados estão na forma de tabelas HTML. Alguns trabalhos têm proposto formas de extrair e integrar o conteúdo dessas tabelas para torná-los mais acessíveis para o consumo humano. Porém, essa é uma tarefa complexa e um problema ainda em aberto visto que tabelas Web não possuem um padrão de representação. Além disso, o uso de sinônimos e abreviações torna difícil a comparação dos conteúdos dessas tabelas. Assim sendo, este trabalho propõe uma nova abordagem para determinar a similaridade entre tabelas Web capaz de lidar com suas diferentes estruturas e termos sinônimos. Trabalhos relacionados não lidam, ao mesmo tempo, com essas duas problemáticas. Experimentos preliminares mostram que a abordagem é promissora.

Palavras-chave: Tabelas Web, Similaridade, Comparação

#### ABSTRACT

The Web is a huge information source. Large amounts of data are published daily and great part of them is available as HTML tables. Some works have proposed approaches to extract and integrate Web tables' content in order to make it more accessible for human consumption. However, this is a complex task and still an open issue given that Web tables do not have a unique representation pattern. Besides, the use of synonyms and abbreviations become hard the comparison of tables' content. Given that, we propose a new approach to determine similarity between Web tables which is able to deal with distinct structures and synonym terms. Related works do not deal, at the same time, with both problematics. Preliminary experimental evaluations had shown that the approach is promising.

**Keywords:** Web Tables, Matching, Similarity

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Exemplos de tabelas irrelevantes em uma página Web	9
Figura 2	Tabela horizontal	10
Figura 3	Tabela vertical	10
Figura 4	Classificação dos tipos de tabelas na Web	15
Figura 5	Exemplo de tabela do tipo matriz	16
Figura 6	Um fragmento da base de conhecimento Probase	20
Figura 7	Top 100 Tênis Masculino 2010 do ATP World Tour	24
Figura 8	Colocações 100 - 200 Tênis Masculino 2010 do ATP	
World To	ur	25
Figura 9	Top 100 Tênis Masculino 2010 do ESPN	25
Figura 10	Operações chave para coleta de informações	27
Figura 11	Arquitetura do WTMatcher	32
Figura 12	Métricas de similaridade	43
Figura 13	Tabela adaptada para o RTED	45
Figura 14	Resultados em termos de Precision	46
Figura 15	Resultados em termos de Recall	47
Figura 16	Resultados em termos de F-Measure	48
Figura 17	Resultados em termos de Precision com o método Hibrid	49
Figura 18	Resultados em termos de Recall com o método Hibrid .	50
Figura 19	Resultados em termos de F-Measure com o método Hi-	
brid		51

# LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Filmes de Janeiro de 2014	11
Tabela 2	Filmes de Fevereiro de 2014	11
Tabela 3	Conteúdo de uma Tabela	14
Tabela 4	Comparativo entre os Trabalhos Relacionados	29
Tabela 5	Filmes de Janeiro de 2014	30
Tabela 6	Filmes de Fevereiro de 2014	31

# **SUMÁRIO**

1	INTRODUÇAO	8
<b>2</b>	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	12
2.1	SIMILARIDADE E DISTÂNCIA	12
2.2	TABELAS NA WEB	13
2.2.1	Taxonomia	14
3	TRABALHOS RELACIONADOS	17
3.1	IDENTIFICAÇÃO DE ESTRUTURA	17
3.2	IDENTIFICAÇÃO DE SEMÂNTICA	18
3.3	COMPARAÇÃO DE TABELAS	22
3.4	COMPARATIVO	28
4	WTMATCHER	30
4.1	PREMISSAS	30
4.2	ARQUITETURA	31
4.3	DETERMINAÇÃO DA SIMILARIDADE	32
4.3.1	Métrica SubSetSim	33
4.3.2	Casos de Comparação	34
4.3.3	Tratamento de Sinônimos	38
4.4	MÉTODOS	39
4.4.1	Métodos Básicos	39
4.4.2	Métodos com Padronização	40
5	EXPERIMENTOS	42
5.1	FUNÇÕES DE SIMILARIDADE	42
5.2	AVALIAÇÃO DOS MÉTODOS PROPOSTOS	44
5.3	ANÁLISE DOS RESULTADOS	45
5.4	MÉTODO HÍBRIDO	48
5.5	OUTROS EXPERIMENTOS	48
6	CONCLUSÃO	52
	REFERÊNCIAS	54

# 1 INTRODUÇÃO

A Web é uma vasta fonte de informação. Muitos dados são publicados diariamente e boa parte deles está disponível na forma de tabelas HTML. Já em 2008, (CAFARELLA et al., 2008) mostraram que, de 14.1 bilhões de tabelas extraídas da Web, 154 milhões continham dados relacionais de alta qualidade, ou seja, tabelas com dados relevantes em um domínio do conhecimento e que estão no formato relacional. (BALAKRISHNAN et al., 2015) estimam que atualmente existam dezenas de bilhões dessas tabelas somente na língua inglesa.

As tabelas na Web consideradas neste trabalho são caracterizadas pela tag em páginas HTML e, como qualquer outra tabela, podem conter dados e cabeçalhos. Alguns trabalhos têm estudado formas de extrair e integrar informações presentes nessas tabelas, visando torná-las mais acessíveis para consumo humano (EMBLEY et al., 2011; MERGEN; FREIRE; HEUSER, 2010; VENETIS et al., 2011; LAI, 2013; WANG et al., 2012; FAN et al., 2014). Porém, a falta de esquema, padrões e metadados na Web torna difícil identificar tabelas que podem ser integradas ou mesmo reconhecer outras tabelas com conteúdo semelhante.

A identificação de tabelas similares é bastante relevante para diversas atividades, como integração de dados na Web, preenchimento de tabelas incompletas utilizando dados de tabelas similares e busca por tabelas semelhantes na Web. Por exemplo, considere duas tabelas de filmes, uma contendo os atores que trabalharam em filmes e outra contendo dados de gêneros de filmes e suas classificações. Caso houvesse um suporte para o reconhecimento de tabelas similares, seria possível, por exemplo, constatar que ambas as tabelas possuem dados sobre os mesmos filmes e unificar os dados contidos nelas. Entretanto, esta é uma tarefa complexa e um tema ainda em aberto na literatura.

(VENETIS et al., 2011) descrevem um sistema que visa recuperar a semântica das tabelas na Web acrescentando nelas anotações. O objetivo principal desse sistema é contribuir com as buscas por tabelas na Web. Porém, esse trabalho não trata diretamente da comparação de tabelas. (FAN et al., 2014) por sua vez, buscam recuperar o esquema das tabelas na Web e com isso descobrir quais tabelas possuem o mesmo esquema. Porém, esse trabalho considera somente tabelas horizontais, no estilo relacional, enquanto que tabelas na Web podem ser construídas de diversas formas. Mais detalhes sobre estruturas de tabelas na Web encontram-se na Seção 2.2.1 do Capítulo 2. (PAWLIK; AUGSTEN, 2011)

Amazon Fire TV and Kindle Fire HDX 7" 16GB Bundle Add to Cart ordering is not avail this item. \$249.00 Add Accessories List Price: \$328.00 HDMI Cable (not incl 6.5 Feet \$5.99 Amazon Fire Game Controller: \$39.99 In Stock.
Ships from and sold by Amazon Digital Ser Origami Leather Case Black \$64,99 \$54,99 Add to Wish List Share M 🗗 💆 🔞 Second Screen-Fling movies, TV shows and to your HDTV so you can use your tablet to co Try Risk Free nk you're going to lov Visit Amazon Fire TV product page See offer terms and conditions

Figura 1: Exemplos de tabelas irrelevantes em uma página Web.

Fonte: http://www.amazon.com/

apresentam um algoritmo de comparação de árvores que poderia ser adaptado para comparações de tabelas HTML. Entretanto, esse trabalho não leva em consideração termos sinônimos existentes nas tabelas.

(CRESTAN; PANTEL, 2011) estimam que 88% das tabelas HTML são utilizadas para definir a estrutura de páginas Web e não possuem dados úteis para consumo humano. Em um processo de recuperação de informação, tabelas desse tipo teriam que ser filtradas, visto que não possuem dados relevantes. Esse é o caso das tabelas indicadas nas áreas retangulares na Figura 1, cujo objetivo principal é posicionar os elementos na tela.

Além dessas tabelas ditas de *layout*, tabelas de dados não possuem um padrão único de construção. Este é um dos principais problemas para a recuperação correta das suas informações, visto que é necessário detectar onde e como os dados são apresentados. Um exemplo disso pode ser visto nas Figuras 2 e 3, onde uma tabela possui dados que estão dispostos na horizontal (Figura 2) e outra possui dados que estão dispostos na vertical (Figura 3). (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013) realizam um estudo sobre essas diferentes disposições de tabelas e as classificam em algumas categorias não-exclusivas.

Aliado a isso, existe a questão do uso de sinônimos e abreviações. Por exemplo, considere duas tabelas de descrição de carros, sendo que uma possui a coluna *make* e a outra *manufacture*. Ambas podem ter o mesmo esquema, porém com termos distintos. Isso torna difícil a comparação por similaridade entre os conteúdos das tabelas, visto que

Figura 2: Tabela horizontal

Year	Title	
1925	The Freshman	
1931	Maker of Men	
1932	Horse Feathers	

Figura 3: Tabela vertical

Robert De Niro				
Born	August 17, 1943			
	New York, NY			
Nationality	American			
Occupation	Actor and director			

Fonte: (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013)

é preciso informar, de alguma maneira, ao sistema que realiza a comparação de tabelas por similaridade, que aqueles termos significam a mesma coisa.

Assim sendo, este trabalho se propõe a desenvolver um método para determinação de similaridade entre tabelas na Web capaz de lidar com suas estruturas heterogêneas e termos sinônimos. Trabalhos relacionados não lidam, ao mesmo tempo, com todas as representações existentes para tabelas na Web e com o tratamento de sinônimos. Essa é a principal contribuição desta dissertação. A intenção é definir uma estratégia simples e efetiva para comparar tabelas Web, tomando como base métricas de similaridade para dados textuais conhecidas na literatura e sua adaptação para este propósito.

Por similaridade entre tabelas, entende-se aqui como tabelas que tratam de um mesmo domínio do conhecimento. As tabelas 1 e 2, por exemplo, possuem dados diferentes e a maioria das suas colunas de cabeçalho diferente. Mesmo assim, ambas tratam de filmes de 2014 e isso as torna similares.

Especificamente, a proposta deste trabalho se chama WTMatcher (Web Table Matcher) e visa comparar tabelas na Web tratando

Tabela 1: Filmes de Janeiro de 2014

Title Studio		Genre	Directors
The Lego Movie	Warner Bros.	Action, comedy	Phil Lord, Christopher Miller
Barefoot	Roadside Attractions	Romantic, comedy, drama	Andrew Fleming
The Monuments Men	Columbia Pictures / 20th Century Fox	Drama, war	George Clooney

Fonte: Wikitables (http://downey-n1.cs.northwestern.edu/public/)

Tabela 2: Filmes de Fevereiro de 2014

Name	Distributor	Genre
Jamesy Boy	Phase 4 Films	Crime, drama
Paranormal Activity: The Marked Ones	Paramount Pictures	Horror
Dumbbells	GoDigital	Comedy

Fonte: Wikitables (http://downey-n1.cs.northwestern.edu/public/)

suas diferentes estruturas, além de detectar o uso de termos sinônimos entre tabelas. O WTMatcher atua como um framework adaptável ao domínio dos dados comparados. Essa adaptação se dá, por exemplo, através da modificação das funções de similaridade, dos pesos, bem como das bases de conhecimento utilizadas nas comparações entre tabelas. A intenção com isso é avaliar diversas métricas de similaridade, que podem ser selecionadas conforme o domínio dos dados, assim como o que considerar, em termos da estrutura das tabelas, na comparação. Uma avaliação experimental demonstrou que a proposta é promissora quando comparada com alguns trabalhos relacionados e também com métricas que não levam em conta estruturas heterogêneas das tabelas envolvidas na comparação.

A seguir, no Capítulo 2 é apresentada uma fundamentação teórica sobre tabelas na Web e funções de similaridade. O Capítulo 3 apresenta os trabalhos relacionados. Os Capítulos 4 e 5 detalham o WTMatcher e apresentam a avaliação experimental, respectivamente. Por fim, o Capítulo 6 é dedicado à conclusão.

# 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 2.1 SIMILARIDADE E DISTÂNCIA

Uma melhor compreensão da abordagem para determinação de similaridade entre tabelas na Web requer um entendimento dos conceitos de similaridade e distância. Considerando a definição de entidade dada em Definição 2.1.1, tem-se que, segundo (CHEN; MA; ZHANG, 2007), similaridade e distância são medidas amplamente utilizadas em diversos tópicos de pesquisa para comparar entidades.

**Definição 2.1.1** (Entidade) Uma entidade é uma abstração de algo do mundo real, podendo ter suas características descritas e modeladas para o armazenamento em um banco de dados, como por exemplo, uma sequência de DNA ou um filme.

Segundo (CHEN; MA; ZHANG, 2009), uma função de distância mede a proximidade entre duas entidades, sendo que quanto mais distantes (maior o valor de distância), mais distintas são as entidades e, quanto mais próximo de zero o valor de distância, mais semelhantes são as entidades, conforme a Definição 2.1.2. Neste caso, o intervalo de valores da função é  $[0,\infty)$ .

**Definição 2.1.2** (Função de Distância) Dadas duas entidades x e y e uma função de distância d tal que  $d(x,y) \geq 0$ , d será igual a zero somente se x = y, sendo d maior que zero, caso contrário.

Uma função de similaridade, por sua vez, mede a similaridade entre duas entidades e é o inverso da função de distância, conforme a Definição 2.1.3. (CHEN; MA; ZHANG, 2007) apresenta a definição de métrica de similaridade normalizada, que é a utilizada neste trabalho. Ela aplica um intervalo limite para os valores de similaridade, ou seja, dadas duas entidades x e y, uma função de similaridade s é tal que  $0 \le s(x,y) \le 1$ , sendo que s(x,y) = 1 somente se x = y. Neste caso, o intervalo de valores da função é [0,1].

**Definição 2.1.3** (Função de Similaridade) Dadas duas entidades x e y, uma função de similaridade s é tal que  $0 \le s(x,y) \le 1$ , sendo que s(x,y) = 1 somente se x = y.

Este trabalho utiliza principalmente métricas de similaridade. Porém, algumas vezes é necessário converter valores de distância para

similaridade. Para tanto, é utilizada a conversão simples apresentada pela Equação 2.1.

$$Similaridade = \frac{1}{Distancia + 1}$$
 (2.1)

Apesar desses conceitos, é importante ressaltar que a definição de similaridade é relativa. Dizer que duas entidades são semelhantes ou não depende da opinião do observador. Por exemplo, é possível dizer que duas imagens são semelhantes baseando-se em suas cores. Porém, de um outro ponto de vista, elas podem ser diferentes por suas formas, ou pelo que representam. Por isso, na comparação entre entidades, é necessário especificar os parâmetros de comparação e o que define a similaridade entre elas. A similaridade entre tabelas considerada neste trabalho, como comentado anteriormente, refere-se à similaridade entre os domínios das tabelas. Esses domínios são identificados a partir dos dados e dos cabeçalhos presentes nas tabelas. Mais detalhes são apresentados nas Seções 4.3.2 e 4.3.3 do Capítulo 4.

#### 2.2 TABELAS NA WEB

As tabelas na Web consideradas nesta dissertação são somente as tabelas delimitadas pela  $tag \leq table = m$  uma página HTML. Seguindo as convenções propostas por (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013), tem-se que o índice x denota as linhas de um tabela e o índice y as suas colunas. Assim sendo, conceitos relacionados a tabelas na Web, relevantes para este trabalho, são definidos a seguir.

**Definição 2.2.1** (Célula). Uma célula  $c_{xy}$  é uma intersecção entre uma linha e uma coluna de uma tabela, tal que  $c_{xy} = h|d$ , onde h é um cabeçalho (header) e d um dado (data).

Um exemplo para a definição 2.2.1, baseado em (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013), é mostrado na Tabela 3.

**Definição 2.2.2** (Tabela na Web). Uma tabela t na Web é definida como  $t = \{c_{xy}|x > 0 \land y > 0 \land \forall c_{xy}(c_{xy} \in C)\}$ , sendo C o conjunto de células da tabela e  $c_{xy}$  uma célula de C.

Pela definição 2.2.2, tem-se que uma tabela é um conjunto de células.

Tabela 3: Conteúdo de uma Tabela.

$c_{11}$	$c_{12}$	 $c_{1y}$
$c_{21}$	$c_{22}$	 $c_{2y}$
:	•	:
$c_{x1}$	$c_{x2}$	 $c_{xy}$

**Definição 2.2.3** (Cabeçalho). Um cabeçalho h em uma tabela na Web é um conteúdo de uma célula que descreve uma propriedade de uma entidade.

Os cabeçalhos da Tabela 1, por exemplo, são "Title", "Studio" e "Genre".

**Definição 2.2.4** (Dado). Um dado em uma tabela na Web é um contéudo de uma célula que não é cabeçalho, sendo definido como d = mono|multi|t, onde mono é um conteúdo monovalorado, multi é um conteúdo multivalorado e t é uma tabela na Web.

Definição 2.2.5 (Tipos de Dados). Dados de uma tabela na Web podem ser de três tipos: monovalorados, multivalorados e tabelas, como apresentado na Definição 2.2.4, sendo monovalorado um dado que possui somente um valor em uma célula, multivalorado um dado que possui múltiplos valores em uma célula e tabela um dado mantém uma tabela na Web em uma célula.

Exemplos de dados monovalorados podem ser um nome ou um ano. Exemplos de dados multivalorados podem ser uma enumeração de valores ou um texto e um dado do tipo tabela é uma tabela Web aninhada em outra.

#### 2.2.1 Taxonomia

Além dos conceitos já definidos, as tabelas na Web possuem outra particularidade que é a falta de padrão em sua forma de construção. Por isso (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013) sugerem uma taxonomia para tabelas na Web. O trabalho utiliza uma classificação primária proposta por (CRESTAN; PANTEL, 2011), apresentada na Figura 4a.

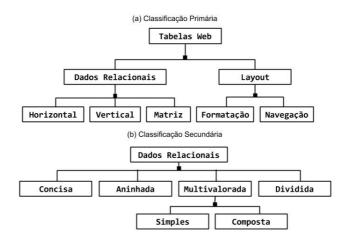


Figura 4: Classificação dos tipos de tabelas na Web.

Essa classificação é mutuamente exclusiva e se divide entre tabelas de dados relacionais e tabelas de *layout*. Tabelas de *layout* são divididas em:

- Navegação: tabelas utilizadas para navegação em um sítio na Web, como por exemplo, categorias de produtos disponíveis;
- Formatação: tabelas utilizadas para organizar visualmente os elementos de uma página.

Tabelas relacionais, por sua vez, são divididas em:

- Vertical: tabelas cujos cabeçalhos estão dispostos na direção vertical;
- Horizontal: tabelas cujos cabeçalhos estão dispostos na direção horizontal;
- Matriz: tabelas que possuem cabeçalhos tanto na direção vertical quanto na direção horizontal e no cruzamento entre os dois encontram-se os dados. Elas são utilizadas para correlacionar duas propriedades, por exemplo, número de acidentes por mês para cada estado.

Figura 5: Exemplo de tabela do tipo matriz.

Cause	1980s	1990s	2000s
Pilot Error	26	27	30
Weather	14	10	8
Mechanical Failure	20	18	24

Exemplos de tabela horizontal e vertical são apresentados nas Figuras 2 e 3, respectivamente. A Figura 5 mostra um exemplo de tabela do tipo Matriz.

Além dessa classificação primária, o trabalho propõe uma classificação secundária, não mutualmente exclusiva, que especifica melhor as tabelas relacionais. Essa classificação pode ser vista na Figura 4b e define os seguintes grupos:

- Concisa: tabelas que possuem células mescladas;
- Aninhada: tabelas que possuem tabelas Web internas;
- Dividida: tabelas que, por questões de espaço, são divididas horizontal ou verticalmente, sendo suas partes posicionadas lado a lado ou uma abaixo (ou acima) da outra;
- Multivalorada Simples: tabelas com múltiplos valores de um mesmo domínio em uma célula. As Tabelas 1 e 2, por exemplo, podem apresentar diversos valores referentes a gêneros de filmes na coluna *Genre*;
- Multivalorada Composta: tabelas com múltiplos valores de domínios diferentes em uma célula. A tabela da Figura 3 por exemplo, possui um campo *Born* onde existem dados de data e local. Tabelas com células contendo uma frase ou um texto completo também se enquadram nessa classificação.

Esta dissertação toma como base essa taxonomia visando a realização de comparações entre diferentes tipos de tabelas. Maiores detalhes podem ser encontrados no Capítulo 4.

#### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo apresenta uma breve descrição dos trabalhos mais recentes relacionados à problemática de análise de tabelas na Web. Ela é dividida em três subseções que classificam estes trabalhos quanto ao seu objetivo: identificação de estrutura, identificação de semântica e comparação de tabelas. Este levantamento do estado da arte foi alvo de um trabalho anterior (SILVA; MELLO, 2014).

# 3.1 IDENTIFICAÇÃO DE ESTRUTURA

Esta seção descreve trabalhos que analisam a estrutura de tabelas na Web, identificando cabeçalhos, dados e disposição das mesmas.

(LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013) além da taxonomia apresentada na Seção 2.2.1, propõe o WTClassifier, uma abordagem baseada em uma rede neural supervisionada para classificar as tabelas. Esse classificador utiliza o framework Neuroph (SEVARAC et al., 2008) e é treinado a partir de padrões definidos para cada tipo de tabela. Estes padrões são especificados a partir de características como posição de tabelas internas, listas ordenadas ou não ordenadas dentro das tabelas e pontuações, dentre outras. O classificador é alimentado com essas características extraídas de tabelas reais e, como resultado, o sistema cria um neurônio para cada categoria de tabela. A partir disso, classificam-se as tabelas de acordo com a taoxnomia apresentada na Seção 2.2.1.

(SON; PARK, 2013) propõem um método de classificação de tabelas na Web entre relacionais e layout. O trabalho afirma que tabelas possuem informações de conteúdo e estruturais, porém, nem sempre é simples identificar as características estruturais das tabelas. Os autores afirmam ainda que existem dois tipos de informação estrutural. Uma delas consiste nas tags que constituem as tabelas e suas relações. O outro tipo consiste no contexto onde a tabela está inserida, ou seja, relações entre as tags internas e externas à tabela. Essas características, juntamente com as informações de conteúdo, são processadas separadamente por algoritmos de análise de padrões. Por fim, esses padrões são utilizados para treinar máquinas de vetores de suporte (SVM) que verificam quais características melhor definem uma tabela de dados ou de layout. A partir de um modelo treinado é possível utilizar SVM para classificar novas tabelas.

(LAI, 2013) propõe um método para extrair a estrutura de tabelas na Web e reorganizá-las para melhorar a acessibilidade de usuários com deficiência visual. O trabalho afirma que o modo mais comum para essas pessoas acessarem a Web é através de softwares que traduzem texto em fala. Entretanto, esses sistemas simplesmente falam o que está na tela de forma linear, o que dificulta o entendimento do conteúdo das tabelas. Devido a isso, o trabalho visa a extração da estrutura dessas tabelas para recuperar suas informações e melhor apresentá-las aos deficientes visuais.

Primeiramente, classifica-se as tabelas em layout e dados. Para isso, são verificadas similaridades das células horizontais e verticais das tabelas, o que é chamado no trabalho de Hparallel e Vparallel. Essa similaridade é determinada através de características visuais (como dados CSS) e de texto utilizando funções de similaridade.

Na sequência, células similares horizontalmente e verticalmente são comparadas com o total de colunas ou linhas. Dependendo de um valor de corte, as células são tidas como *Vparallel* ou *Hparallel*. A partir da quantidade dessas células similares, compara-se com a quantidade de células totais e, dependendo de outro valor de corte, a tabela é classificada como *layout* ou de dados. Os valores de corte são obtidos a partir de tabelas de treinamento. O sistema também busca por linhas ou colunas que possuam menor similaridade com o restante da tabela para identificar cabeçalhos ou rodapés.

Uma vez identificadas as estruturas das tabelas, é possível transformá-las em estruturas mais simples de serem interpretadas por sistemas de leitura para deficientes visuais. (LAI, 2013) explica que os sistemas de leitura interpretam essas tabelas lendo linha por linha ou coluna por coluna, dependendo da disposição da tabela, e associando o cabeçalho à célula que está sendo lida.

## 3.2 IDENTIFICAÇÃO DE SEMÂNTICA

Esta seção apresenta trabalhos cujo foco está em obter a semântica das tabelas na Web, como por exemplo, identificar o domínio dos dados e suas entidades.

O trabalho de (BALAKRISHNAN et al., 2015) visa criar um repositório com tabelas HTML de alta qualidade para uso por sistemas de busca por dados tabulares na Web, sistemas esses integrados a diversas aplicações da Google. O sistema proposto realiza tanto a identificação da estrutura das tabelas, diferenciando tabelas de formatação de tabe-

las de dados, quanto a identificação de semântica, criando anotações para as colunas das tabelas.

Quanto à identificação de tabelas de qualidade, o trabalho utiliza, em um primeiro momento, heurísticas simples de identificação de tabelas irrelevantes, como tabelas muito pequenas, tabelas com formulários, calendários e etc. De acordo com os autores, estas heurísticas eliminam cerca de 90% das tabelas de baixa qualidade. A seguir, utiliza-se uma técnica de aprendizado de máquina para filtrar o restante das tabelas. O trabalho considera como tabelas de qualidade tanto tabelas horizontais quanto verticais. Assim sendo, o sistema é treinado utilizando características estruturais das tabelas, como número de linhas, número de colunas e fração de células vazias, bem como aspectos semânticos, como a relação da tabela com a página em que está inserida e conceitos associados às colunas. Após o treinamento é realizada a filtragem das tabelas de qualidade.

Além da identificação de tabelas de qualidade, o trabalho também propõe a identificação da semântica das tabelas. Primeiramente, é identificada a coluna assunto de cada tabela. Considerando um banco de dados relacional, essa coluna assunto seria como uma chave primária da tabela, porém sem a restrição de valores únicos. Na Figura 5, por exemplo, essa coluna seria Cause. Além da identificação dessa coluna, também são identificados os conceitos de cada coluna da tabela. Para isso, o trabalho utiliza a base de conhecimento Google Knowledge Graph e mapeia os valores contidos nas colunas a conceitos da base. Segundo os autores, a possibilidade de mapear as colunas de uma tabela a um ou mais conceitos já é um grande indicativo de que a tabela é de boa qualidade. A existência destes mapeamentos também é considerada no processo de filtragem de tabelas.

(VENETIS et al., 2011) descrevem um sistema que visa melhorar a questão da descoberta da semântica de tabelas na Web acrescentando nelas anotações. O objetivo principal desse sistema é contribuir com buscas na Web. A motivação para essa proposta é que os motores de busca da Web tratam tabelas como documentos de texto comuns. Porém, dados de tabelas poderiam ser melhor recuperados se fossem tratados de forma diferente, observando a semântica contida nas tabelas. Por exemplo, muitas vezes tabelas na Web não possuem cabeçalhos explícitos demostrando o assunto tratado na mesma. Com a recuperação da semântica dessas tabelas seria possível considerá-las no resultado de uma busca mesmo elas não contendo dados explicitamente relacionados à palavra-chave. O conhecimento da semântica das tabelas também permitiria a aplicação de operações de combinação de

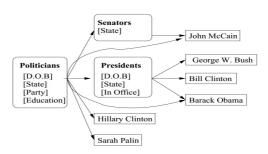


Figura 6: Um fragmento da base de conhecimento Probase.

Fonte: (WANG et al., 2012)

tabelas, como junções e uniões.

Assim, para recuperar a semântica das tabelas, o trabalho propõe a criação de duas bases de dados geradas automaticamente a partir de textos da Web: a base isA, com pares na forma (classe, instância), é obtida utilizando basicamente padrões linguísticos. A segunda base mantém relações em triplas na forma (argumento1, predicado, argumento2). Ela é obtida utilizando o TextRunner (BANKO; ETZIONI, 2008) como ferramenta de extração de informação a partir de textos.

Segundo o trabalho, uma coluna A é rotulada com uma classe C da base de dados isA se uma fração substancial das células na coluna A são rotuladas com a classe C na base de dados isA. De forma semelhante, a relação entre duas colunas A e B é rotulada com R se uma fração substancial de pares de valores de A e B ocorre, nas extrações, na forma (a,R,b) na base de dados de relações.

(WANG et al., 2012) também propõem uma forma de recuperar a semântica das tabelas na Web. Ele afirma que a chave para entender o significado de tabelas é saber qual conceito melhor descreve as entidades e atributos contidos nas tabelas. Para encontrar esses conceitos, o trabalho utiliza uma base de conhecimento chamada Probase (WU et al., 2012). Esta base contém conceitos, atributos e entidades. A Figura 6 mostra um exemplo desta base. Ela possui conceitos, como 'Politicians', 'Presidents' e 'Senator', atributos como 'State', 'Party', 'D.O.B' e entidades como 'John McCain' e 'Bill Clinton'. As linhas e colunas das tabelas são comparadas com essa base e é acrescentada semântica às tabelas.

Uma vez realizada a detecção da semântica das tabelas na Web, o trabalho apresenta um sistema de busca semântica em tabelas. Esse

sistema retorna tuplas e atributos específicos contidos em tabelas, semelhante a consultas SOL.

(BRAUNSCHWEIG et al., 2015) apresentam uma abordagem para recuperação de contexto de tabelas na Web. O objetivo do trabalho é enriquecer as tabelas com informações para melhorar o processo de indexação e busca por tabelas na Web. Diferente das abordagens anteriores, este trabalho busca enriquecer as tabelas HTML com informações do contexto onde elas estão inseridas, ou seja, da página HTML.

O trabalho considera as seguintes fontes de contexto para enriquecemento das tabelas:

- **Título da tabela**: representado pela tag HTML **<caption>** existente em algumas tabelas na Web;
- **Títulos da página**: representados pelas tags <h1>-<h6>. O trabalho utiliza as mais próximas à tabela;
- Texto ao redor: representados pelos parágrafos () e listas () existentes ao redor da tabela;
- Texto completo: considera-se todo o texto da página Web.

Esses elementos de contexto são processados, sendo filtradas as ditas frases nominais, que são frases sem verbos e que irão enriquecer as tabelas com informações adicionais. Assim sendo, o trabalho busca encontrar frases nominais relacionadas direta ou indiretamente às tabelas, o que é chamado de contexto diretamente relacionado e contexto indiretamente relacionado.

O contexto diretamente relacionado são frases nominais que possuem diretamente palavras, frases, siglas ou abreviações existentes nas tabelas HTML. Elas são encontradas simplesmente através de comparações de strings ou, no caso das siglas, utiliza-se expressões regulares para encontrar um conjunto de palavras que corresponda à sigla.

O contexto indiretamente relacionado é obtido a partir de uma base de conhecimento. De forma semelhante aos trabalhos de recuperação de semântica já apresentados, o trabalho recupera os conceitos existentes nos dados das tabelas na Web, associando-os às tabelas como informações de contexto.

O trabalho também considera a problemática dos termos sinônimos na comparação de strings. Para tanto, ele utiliza a base de dados léxica *WordNet* (MILLER, 1995) como forma de identificar termos sinônimos em meio ao contexto.

# 3.3 COMPARAÇÃO DE TABELAS

As propostas anteriores foram apresentadas por estarem associadas à manipulação de tabelas na Web. Esta subseção apresenta trabalhos cujo foco está na comparação de tabelas na Web, estando mais fortemente relacionados à proposta deste trabalho.

(FAN et al., 2014) apresenta um sistema semi-supervisionado para encontrar conceitos em tabelas na Web. O objetivo do trabalho é descobrir esses conceitos e utilizá-los em comparações de tabelas na Web. Esse processo seria o mesmo que recuperar o esquema das tabelas e realizar um processo de *schema matching*.

Para encontrar os conceitos de um grupo de tabelas, utiliza-se a base de conhecimento Freebase (BOLLACKER et al., 2008), buscando vincular conceitos presentes na base a cada coluna dessas tabelas. O sistema cria um grafo bipartido relacionando as colunas da tabela aos conceitos da Freebase. As arestas dos grafos possuem pesos obtidos a partir de comparações entre os valores das colunas e instâncias dos conceitos. O sistema verifica o grau de dificuldade em se descobrir os conceitos de cada coluna a partir desses pesos. Colunas com pesos muito semelhantes recebem um grau de dificuldade maior. Em contra partida, colunas com pesos que se destacam do restante, por possuírem valores maiores, facilitam a determinação do conceito. Para os casos considerados difíceis, o usuário deve proceder a vinculação manualmente.

O trabalho sugere ainda que identificar os conceitos de algumas colunas pode ajudar a descobrir os conceitos de outras colunas. Para tanto, ele calcula o grau de influência de uma coluna sobre as outras. Ele explica que existem dois tipos de influências: Intra-Table e Inter-Table. Intra-Table é uma influência interna à tabela onde, se uma coluna  $A_i$  possui o conceito  $C_x$ , outra coluna da mesma tabela  $A_j$ , tem grandes chances de possuir o conceito  $C_y$  caso  $C_x$  e  $C_y$  sejam relacionados. Inter-Table, por sua vez, é uma influência entre tabelas onde, se duas colunas de tabelas diferentes  $A_i$  e  $A_m$  estão relacionadas,  $A_m$  tem grandes chances de possuir o mesmo conceito de  $A_i$ . A relação entre as colunas, nesse caso, é obtida utilizando a métrica de similaridade Cosine.

Uma vez descobertos os conceitos de cada tabela, é possível então determinar diretamente quais tabelas são similares. Para isso, o trabalho simplesmente compara os conceitos das colunas das tabelas. Uma correspondência é gerada quando duas colunas possuem o mesmo conceito. O trabalho não dá detalhes quanto à quantidade necessária de

correspondências para que duas tabelas sejam consideradas similares.

(PAWLIK; AUGSTEN, 2011) propõem o RTED, um algoritmo para calcular a distância de edição entre árvores. Essa distância é calculada pela sequência de operações de edição, com menor custo, que transforma uma árvore em outra. As seguintes operações são consideradas:

- excluir um nodo;
- inserir um nodo;
- renomear o rótulo de um nodo.

Cada operação recebe um custo e a distância de edição é a soma desses custos para transformar uma árvore em outra. Algoritmos desse tipo utilizam recursividade para dividir as árvores em subárvores. Assim, são calculadas as edições necessárias de subproblemas menores.

Entretanto, a complexidade desse algoritmo é bastante alta, chegando a ser exponencial em alguns casos. Alguns algoritmos otimizam essa recursividade e melhoram a complexidade. Contudo, eles possuem alta dependência do formato das árvores. Com isso, o trabalho propõe o RTED, um algoritmo de complexidade  $O(n^3)$ , que otimiza a recursividade ao dividir as árvores de forma independente do formato.

Esse algoritmo compara árvores rotuladas em geral e pode ser adaptado para comparar árvores HTML.

(SARMA et al., 2012) propõem um *framework* de comparação de tabelas cujo principal objetivo é encontrar tabelas candidatas para operações de junção e de união. Para isso, ele parte dos seguintes princípios:

- Duas tabelas  $T_1$  e  $T_2$  são relacionadas se podem identificar uma tabela virtual T tal que  $T_1$  e  $T_2$  são resultados de duas consultas  $Q_1$  e  $Q_2$ , respectivamente, sobre T;
- A tabela T deve ser coerente, ou seja, deve manter conteúdos relacionados. Neste sentido, não é coerente, por exemplo, imaginar uma tabela que contenha preços de chá na China e os vencedores da Maratona de Boston:
- As consultas  $Q_1$  e  $Q_2$  devem possuir estrutura similar em termos de seleções e projeções.

O trabalho considera dois tipos mais comuns de tabelas na Web que possuem relacionamento: Entity Complement e Schema Complement. Tabelas Entity Complement são obtidas a partir de diferentes

seleções sobre um mesmo conjunto de atributos de uma tabela. É o caso das Figuras 7 e 8, onde são selecionadas as colocações de 1 a 100 e de 101 a 200, respectivamente, a partir de uma tabela hipotética com as colocações de 1 a 200. Para identificar duas tabelas desse tipo, o trabalho segue os seguintes critérios:

- Expansão de entidades: Uma tabela deve adicionar novas entidades à outra;
- Consistência de Esquema: As tabelas devem possuir esquemas similares;
- Consistência entre as entidades: para garantir a coerência da tabela virtual T.

Figura 7: Top 100 Tênis Masculino 2010 do ATP World Tour

	londay, .2010 ▼	Rankings by Country: All Countries			dditional Standings: op 100 ▼
Rank	Name &	Nationality	Points	Position Moved	Tournaments Played
1	Nadal, Ra	nfael (ESP)	12,450	0	20
2	Federer,	Roger (SUI)	9,145	0	21
3	Djokovic	Novak (SRB)	6,240	0	21
4	Murray,	Andy (GBR)	5,760	0	19
5	Soderling	, Robin (SWE)	5,580	0	24
6	Berdych,	Tomas (CZE)	3,955	0	26
7	Ferrer, D	avid (ESP)	3,735	0	24
8	Roddick,	Andy (USA)	3,665	0	21
9	Verdasco	, Fernando (ESP)	3,240	0	25
10	Youzhny	Mikhail (RUS)	2,920	0	24

Fonte: (SARMA et al., 2012)

Figura 8: Colocações 100 - 200 Tênis Masculino 2010 do ATP World Tour

101 - 200						
	londay, 2010 ▼	Rankings by Country: All Countries		•	Additional Standings: 101-200 ▼	
Rank	Name &	Nationality	Points	Position Mov	ved Tournaments Pl	ayed
101	Gil, Frede	erico (POR)	551	0	29	
102	Phau, Bjorn (GER)		551	0	31	
103	Beck, Karol (SVK)		549	0	26	
104	Brands, Daniel (GER)		541	0	28	
105	Falla, Alejandro (COL)		540	0	23	
106	Dimitrov, Grigor (BUL)		536	0	20	
107	Bolelli, Simone (ITA)		532	0	29	
108	Devvarman, Somdev (IND)		526	0	27	
109	Darcis, S	teve (BEL)	521	0	23	
110	Zeballos,	Horacio (ARG)	517	0	32	

Fonte: (SARMA et al., 2012)

Figura 9: Top 100 Tênis Masculino 2010 do ESPN

2010 Men's Tennis ATP Rankings  Year: 2010 ▼  Type: ATP Rankings ▼								
Men's Singles Rankings								
RK	PLAYER	COUNTRY	MOVEMENT	POINTS				
1	Rafael Nadal	6	⇔ 0	12450				
2	Roger Federer		⇔ 0	9145				
3	Novak Djokovic	-	⇔ 0	6035				
4	Andy Murray		1	5760				
5	Robin Soderling		1	5580				
6	Tomas Berdych	<b>—</b>	⇔ 0	3955				
7	David Ferrer	<u>.4.</u>	⇔ 0	3735				
8	Andy Roddick		⇔ 0	3665				
9	Fernando Verdasco	4.	⇔ 0	3240				
10	Mikhail Youzhny	_	⇔ 0	2920				

Fonte: (SARMA et al., 2012)

Para garantir esses critérios, o trabalho, primeiramente, utiliza o algoritmo de (VENETIS et al., 2011)(ver Seção 3.2) para encontrar as

entidades das tabelas. Após isso, são utilizadas três bases de conhecimento para rotular essas entidades: Freebase, WebIsA (VENETIS et al., 2011) e uma base própria. O grau de relacionamento entre as entidades distintas de duas tabelas é calculado pela quantidade de rótulos em comum. Com isso, verifica-se a possibilidade de expansão. A consistência de esquema é verificada a partir de cálculos de similaridade entre os atributos (utilizando o pacote de similaridade Java SecondString (COHEN; RAVIKUMAR; FIENBERG, 2003)), tipos de dados e valores (usando uma variante da métrica Jaccard (JACCARD, 1908)). Por fim, a consistência entre as tabelas é verificada a partir das entidades em comum.

O segundo tipo de tabelas considerado pelo trabalho, *Schema Complement*, diz respeito a tabelas que possuem o mesmo conjunto de entidades, porém, com atributos distintos, ainda que semanticamente relacionados. É o caso das Figuras 7 e 9 onde são selecionados os mesmos conjuntos de dados, contudo seus atributos não são totalmente idênticos. Para identificar tabelas *Schema Complement*, são considerados os seguintes fatores:

- Cobertura do conjunto de entidades: Uma tabela deve possuir a maioria das entidades da outra, senão todas;
- Atributos adicionais são bem-vindos: Uma tabela deve possuir atributos adicionais os quais não são descritos na outra.

Nesse caso, a cobertura é garantida verificando-se a quantidade de entidades em comum entre as tabelas. Para verificar os atributos adicionais, utiliza-se os mesmos cálculos de similaridade vistos para as tabelas do tipo *Entity Complement* e empregados na verificação de consistência de esquema. Feito esse *schema matching*, são observados os atributos que não são comuns às duas tabelas.

Por fim, o trabalho gera escores para cada um desses tipos de tabelas e avalia os métodos com base em observações de usuários para verificar quais tabelas são mais aptas para operações de junção e união.

(YAKOUT et al., 2012) focam na coleta de informações de entidades. O trabalho explica que, em um processo de coleta de informações, existem basicamente duas subtarefas: encontrar valores de atributos das entidades e encontrar os atributos relevantes dessas entidades. O trabalho propõe automatizar essas tarefas utilizando tabelas extraídas da Web. Esse processo é feito por três operações chave ilustradas na Figura 10:

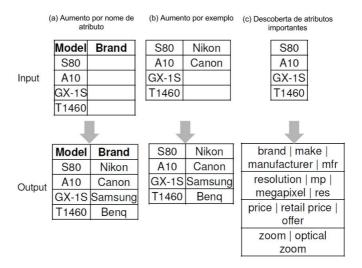


Figura 10: Operações chave para coleta de informações

Fonte: (YAKOUT et al., 2012)

- Aumento por nome de atributo: Adicionar valores a entidades a partir de atributos conhecidos;
- Aumento por exemplo: Adicionar valores a entidades a partir de exemplos conhecidos;
- Descoberta de atributos importantes: Descobrir atributos importantes a partir de valores de entidades conhecidos.

O trabalho explica que para realizar essas operações é necessário realizar o *schema matching* das tabelas na Web. Porém, dado um grande número de tabelas, esse processo pode ser muito demorado. Por isso, é proposto um framework que pré-processa as tabelas na Web realizando o *schema matching*, indexa essas tabelas utilizando um algoritmo baseado no *Page rank* (HAVELIWALA, 2002) e em tempo de busca, realiza as operações de coleta de informações.

Com relação ao processo de *matching* de tabelas na Web, o trabalho trata somente tabelas horizontais. Para tanto, utiliza um algoritmo de aprendizado de máquina treinado com as seguintes características das tabelas:

- Similaridade do contexto: utiliza as funções TF-IDF e cosine para comparar o texto existente ao redor da tabela na página HTML:
- Tabela com contexto: novamente utiliza as funções TF-IDF e cosine para comparar uma tabela com o texto ao redor de outra tabela para verificar se são similares;
- URL: compara as URLs das páginas HTML utilizando cosine;
- Similaridade das tuplas: compara os valores contidos nas tabelas, que no contexto deste trabalho são os dados das tabelas;
- Nomes de atributos: compara os cabeçalhos das tabelas;
- Similaridade entre tabelas: compara as tabelas como um conjunto genérico de palavras;
- Largura das tabelas: compara a largura das tabelas.

#### 3.4 COMPARATIVO

A Tabela 4 mostra um comparativo dos trabalhos relacionados. Como é possível observar, grande parte das abordagens processa somente tabelas horizontais, e dentre os trabalhos que tratam de comparação de tabelas, somente a abordagem de (PAWLIK; AUGSTEN, 2011) processa qualquer tipo de tabela, apesar de comparar somente a estrutura das tabelas HTML. Quanto ao tratamento de sinônimos, as abordagens que utilizam bases de conhecimento acabam, por consequência disso, possuindo algum tratamento desse tipo, visto que as bases de conhecimento podem relacionar termos com mesmo significado.

Baseado nas características e limitações desses trabalhos, esta dissertação propõe o *WTMatcher*, um framework para comparar tabelas Web com dois principais suportes: tratamento de sinônimos e consideração das estruturas heterogêneas das tabelas Web. Nenhum trabalho relacionado trata conjuntamente essas duas problemáticas. Além disso, o *WTMatcher* considera a taxonomia recente de tabelas na Web, apresentada em (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013), para fins de tratamento de estruturas heterogênas de tabelas na comparação. Nenhum trabalho relacionado considera essa taxonomia, que é a mais abrangente a respeito na literatura atual.

Tabela 4: Comparativo entre os Trabalhos Relacionados

Trabalho	Abordagem	Tipo de Tabelas Processadas	Tratamento de Sinônimos	Estratégia
(LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013)	Estrutura	Todos os tipos considerados pela taxonomia	Não se aplica	Rede neural
(SON; PARK, 2013)	Estrutura	Dados e Layout	Não se aplica	Análise de padrões
(LAI, 2013)	Estrutura	Horizontais, Verticais, Matriciais	Não se aplica	Funções de similaridade
(BALAKRISHNAN et al., 2015)	Identificação de semântica	Horizontais, Verticais	Sim	Base de conhecimento e aprendizado de máquina
(WANG et al., 2012)	Identificação de semântica	Horizontais	Sim	Base de conhecimento (Probase)
(VENETIS et al., 2011)	Identificação de semântica	Horizontais	Sim	Base de conhecimento (própria)
(BRAUNSCHWEIG et al., 2015)	Identificação de semântica	Horizontais	Sim	Base de conhecimento
(FAN et al., 2014)	Comparação de tabelas	Horizontais	Sim	Base de conhecimento e funções de similaridade
(SARMA et al., 2012)	Comparação de tabelas	Horizontais	Sim	Base de conhecimento e funções de similaridade
(PAWLIK; AUGSTEN, 2011)	Comparação de tabelas	Qualquer tipo	Não	TED
(YAKOUT et al., 2012)	Comparação de tabelas	Horizontais	Não	Aprendizado de máquina e funções de similaridade

#### 4 WTMATCHER.

O WTMatcher (Web Table Matcher) é um framework para determinação de similaridade entre tabelas na Web. Ele é classificado como framework por possuir uma arquitetura, detalhada a seguir, que pode ser adaptada modificando seus métodos de comparação, métricas e bases de conhecimento, visando uma melhor adequação ao domínio de dados considerado. Seu objetivo é comparar tabelas HTML levando em conta os diferentes formatos de construção dessas tabelas e o uso de palavras sinônimas, sendo essa a principal contribuição desta dissertação.

#### 4.1 PREMISSAS

Este trabalho considera, como tabelas similares, duas ou mais tabelas que possuam um mesmo domínio, conforme a Definição 4.1.1. Portanto, não é necessário que elas possuam exatamente os mesmos dados nem o mesmo cabeçalho. Um exemplo disso pode ser visto nas Tabelas 5 e 6. Ambas tratam de filmes, apesar de não possuírem exatamente os mesmos filmes nem o mesmo esquema.

**Definição 4.1.1** (Tabelas Similares). Duas tabelas na Web  $t_A$  e  $t_B$  que contenham informações de um mesmo domínio do conhecimento podem ser consideradas similares mesmo que  $t_A.D \cap t_B.D = \emptyset$ , onde D é o conjunto de dados de uma tabela na Web, conforme Definição 4.3.2.

Title Studio Genre Directors Phil Lord, The Lego Movie Warner Bros. Action, comedy Christopher Miller Romantic. Barefoot Roadside Attractions Andrew Fleming comedy. drama The Monuments Columbia Pictures George Clooney Drama, war Men 20th Century Fox

Tabela 5: Filmes de Janeiro de 2014

 $Fonte:\ Wikitables\ (http://downey-n1.cs.northwestern.edu/public/)$ 

Uma forma de descobrir se duas tabelas pertencem a um mesmo domínio é comparando os seus esquemas. (SARMA et al., 2012), (WANG

Name	Distributor	Genre
Jamesy Boy	Phase 4 Films	Crime, drama
Paranormal Activity: The Marked Ones	Paramount Pictures	Horror
Dumbbells	GoDigital	Comedy

Tabela 6: Filmes de Fevereiro de 2014

Fonte: Wikitables (http://downey-n1.cs.northwestern.edu/public/)

et al., 2012) e (LAI, 2013) utilizam os cabeçalhos de tabelas na Web em seus processos de *schema matching*. Portanto, um primeiro passo para se comparar tabelas é comparar os seus cabeçalhos. Juntamente com os cabeçalhos, tabelas também possuem dados, conforme as Definições 2.2.1, 2.2.2 e 2.2.4 do Capítulo 2. Esses dados podem ser um componente importante no processo de comparação de similaridade entre tabelas na Web, sendo considerados por alguns trabalhos relacionados (WANG et al., 2012) (YAKOUT et al., 2012). Assim sendo, dados também foram incluídos no método de comparação de tabelas na Web proposto.

## 4.2 ARQUITETURA

A Figura 11 apresenta a arquitetura do WTMatcher. Conforme comentado anteriormente, ele age como um framework que permite a configuração de alguns parâmetros, como o método de comparação de tabelas, a função de similaridade de string utilizada na comparação, a base de conhecimento, quais características serão comparadas (cabeçalhos, dados, estrutura, contexto e etc), a forma de detecção dessas características (ver Seção 3.1 sobre formas de detecção de estrutura), os pesos utilizados na comparação de cada característica e o threshold aplicado sobre o escore de similaridade.

O framework recebe como entrada duas tabelas Web. Essas tabelas são recebidas no formato HTML, supondo a existência de método prévio de identificação e extração de tabelas presentes em páginas Web. A seguir, é feito um processamento para recuperar a estrutura dessas tabelas, distinguindo cabeçalhos, dados e as estruturas das tabelas, conforme caracterizado na taxonomia de (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013). Descobertas essas características, é realizada a comparação entre as tabelas. O método de comparação proposto pode contar ou

não com o auxílio de uma base de conhecimento. Após a comparação, o framework devolve como saída um escore de similaridade, conforme descrito na Seção 2.1 do Capítulo 2.

Tabela 1

Recuperação da
Estrutura

Comparação

Comparação

Escore de
Similaridade

Método de
comparação

Método de
comparação

Figura 11: Arquitetura do WTMatcher

Como comentado anteriormente, o WTMatcher, diferente de outras abordagens de comparação de tabelas, trata diferentes disposições de tabelas, como horizontais, verticais e outras (LAUTERT; SCHEIDT; DORNELES, 2013). Esse tratamento é feito através de uma padronização de estruturas diferentes de tabelas no método de comparação. Além desta padronização, o WTMatcher lida com eventuais termos sinônimos presentes nas tabelas através do suporte de uma base de conhecimento. Isso garante com que o sistema encontre tabelas similares baseado no significado das palavras e não apenas na sua grafia.

O foco desta dissertação está no componente de *Comparação*, onde as tabelas são analisadas para gerar um escore de similaridade entre elas. As seções a seguir detalham este processo.

# 4.3 DETERMINAÇÃO DA SIMILARIDADE

O cálculo para determinação de similaridade entre tabelas na Web está descrito na Equação 4.1, onde a similaridade entre duas tabelas  $t_1$  e  $t_2$  é determinada a partir das similaridades entre seus cabeçalhos (headers) ( $H_1, H_2$ ) e seus dados ( $D_1, D_2$ ). Pesos são aplicados a cada componente da equação: o peso dos cabeçalhos  $w_H$  e o peso dos dados  $w_D$ . A soma desses pesos deve ser igual a 1 para manter a similaridade normalizada ( $w_H + w_D = 1$ ).

$$Sim(t_1, t_2) = (Sim(H_1, H_2) * w_H) + (Sim(D_1, D_2) * w_D)$$
 (4.1)

Duas definições são necessárias para uma melhor compreensão desta equação geral 4.1 e são dadas a seguir.

**Definição 4.3.1** (Cabeçalho de uma tabela na Web) O cabeçalho de uma tabela  $t_i$  na Web é dado por  $H_i = \{h_n\}$ , onde cada  $h_n \in H_i$  é o nome de uma propriedade de  $t_i$ , conforme a Definição 2.2.3.

**Definição 4.3.2** (Dados de uma tabela na Web) O conjunto de dados de uma tabela  $t_i$  é dado por  $D_i = \{d_n\}$ , onde cada  $d_n \in D_i$  é um dado de uma célula, conforme a Definição 2.2.4.

Ainda, a base da equação geral é uma métrica denominada Sub-SetSim. Esta métrica é detalhada na sequência.

#### 4.3.1 Métrica SubSetSim

Como visto na Equação 4.1 e nas Definições 4.3.1 e 4.3.2, a determinação similaridade entre tabelas na Web envolve o cálculo de similaridades entre conjuntos, sejam de dados ou cabeçalhos. Para realizar esta comparação de conjuntos de valores foi utilizada a métrica de similaridade SubSetSim (DORNELES et al., 2004). Ela é representada pela Equação 4.2, sendo  $\epsilon_p$  e  $\epsilon_d$  conjuntos de valores, e n e m tamanhos dos conjuntos  $\epsilon_p$  e  $\epsilon_d$ , respectivamente. A função calcula as similaridades dos valores todos com todos e soma as máximas similaridades. A função sim pode ser alterada de acordo com a necessidade. Assim sendo, várias funções de similaridade de string, contidas na biblioteca Sim-Metrics (CHAPMAN, 2006), foram avaliadas para determinar as mais eficazes na comparação de tabelas na Web. Observando a forma de comparação de cada uma, bem como seus pontos fortes e fracos, foram selecionadas sete funções:

- Cosine
- Monge Elkan
- Chapman Length
- Euclidean Distance
- Jaro Winkler
- Jaccard
- Soundex

$$SubSetSim(\epsilon_{p}, \epsilon_{d}) = \frac{\epsilon_{p}^{i} \cdot \eta = \epsilon_{d}^{j} \cdot \eta^{(max(sim(\epsilon_{p}^{i}, [\epsilon_{d}^{1}, \dots, \epsilon_{d}^{m}])))}}{min(m, n)}$$
(4.2)

Alguns experimentos preliminares foram realizados para determinar quais funções melhor se adequariam à situação de comparação de tabelas na Web. Mais detalhes sobre esses experimentos são apresentados na Seção 5.

Conforme a Definição 4.1.1, a quantidade de dados similares entre as tabelas para considerá-las similares não é tão importante quanto o domínio. Em decorrência disso foi feita uma adaptação na métrica Sub-SetSim para considerar, como denominador, o menor conjunto (min(m,n)). Isso significa que, ao se comparar uma tabela com muitos dados com outra que possui poucos dados, a similaridade será normalizada pela menor quantidade de dados, possibilitando a detecção de similaridade entre duas tabelas mesmo que seus tamanhos variem bastante.

#### 4.3.2 Casos de Comparação

Como visto na Seção 2.2, existem algumas variações nos cabeçalhos e nos dados a serem consideradas na comparação de tabelas na Web. Por isso, é necessário que a comparação entre tabelas considere todas as combinações possíveis dessas variações.

Conforme visto na Seção 2.2.1, existem três tipos de cabeçalhos possíveis: horizontais  $(H_h)$ , verticais  $(H_v)$  e matriciais  $(H_m)$ . Assim sendo, existem seis casos de comparação:  $H_h \times H_h$ ,  $H_h \times H_v$ ,  $H_h \times H_m$ ,  $H_v \times H_v$ ,  $H_v \times H_m$  e  $H_m \times H_m$ . Por serem muitas combinações, o ideal é definir uma única equação que abranja todos os casos de comparação.

Para se chegar a esta equação, buscou-se padronizar todos os tipos de cabeçalhos para que fiquem na mesma disposição. No caso, padronizou-se todos os cabeçalhos para a disposição horizontal  $(H_h)$ . Uma vez padronizados os cabeçalhos, a comparação é feita célula por célula utilizando uma função de similaridade de string e o suporte opcional de uma base de conhecimento, caso se considere termos sinônimos na comparação.

Considerando inicialmente um cabeçalho vertical, ele pode ser visto como um cabeçalho horizontal transposto, conforme a Equação 4.3. Portanto, para fins de comparação, é necessário somente transpor esse cabeçalho para que fique na mesma disposição de um cabeçalho

horizontal. A Equação 4.4 apresenta a comparação  $H_h \times H_v$  em termos de  $H_h$ .

$$H_v \equiv H_h^T \tag{4.3}$$

$$H_{1h} \times H_{2v} \equiv H_{1h} \times H_{2h}^T \tag{4.4}$$

Com base ainda na Equação 4.3, pode-se modificar também a comparação do caso  $H_v \times H_v$  para deixá-la em termos de  $H_h$ , conforme visto na Equação 4.5.

$$H_{1v} \times H_{2v} \equiv H_{1h}^T \times H_{2h}^T \tag{4.5}$$

Conforme descrito na Seção 2.2.1, cabeçalhos matriciais estão dispostos tanto na vertical quanto na horizontal. Portanto, é possível dizer que eles são uma união dos cabeçalhos verticais e horizontais (Equação 4.6). Com base nessa definição, e aplicando a propriedade distributiva da união de conjuntos, é possível desenvolver a comparação  $H_h \times H_m$  e chegar à Equação 4.7 em termos de  $H_h$ .

$$H_m \equiv H_h \cup H_v \tag{4.6}$$

$$H_{1h} \times H_{2m} \equiv H_{1h} \times (H_{2h} \cup H_{2v})$$

$$= (H_{1h} \times H_{2h}) \cup (H_{1h} \times H_{2v})$$

$$= (H_{1h} \times H_{2h}) \cup (H_{1h} \times H_{2h}^{T})$$
(4.7)

Da mesma forma, é possível desenvolver a comparação  $H_v \times H_m$  e chegar à Equação 4.8, que é a união das Equações 4.4 e 4.5.

$$H_{1v} \times H_{2m} \equiv H_{1v} \times (H_{2h} \cup H_{2v})$$

$$= (H_{1v} \times H_{2h}) \cup (H_{1v} \times H_{2v})$$

$$= (H_{1h}^T \times H_{2h}) \cup (H_{1h}^T \times H_{2h}^T)$$
(4.8)

Finalmente, com relação à comparação  $H_m \times H_m$ , é possível aplicar os mesmos princípios utilizados nas outras comparações. Com base na Equação 4.6 para reduzir  $H_m$  a sua forma mais simples, aplicando a propriedade distributiva da união de conjuntos e utilizando  $H_h^T$  no lugar de  $H_v$ , chega-se à Equação 4.9.

$$H_{1m} \times H_{2m}$$

$$\equiv (H_{1h} \times H_{2h}) \cup (H_{1h} \times H_{2v}) \cup (H_{1v} \times H_{2h}) \cup (H_{1v} \times H_{2v}) \quad (4.9)$$

$$\equiv (H_{1h} \times H_{2h}) \cup (H_{1h} \times H_{2h}^T) \cup (H_{1h}^T \times H_{2h}) \cup (H_{1h}^T \times H_{2h}^T)$$

Como é possível observar, a Equação 4.9 abrange todos os casos de comparação já vistos. Desta forma, qualquer combinação de cabeçalho poderia ser comparada utilizando esta equação, o que leva à equação geral de comparação entre cabeçalhos de duas tabelas na Web. Nessa equação é calculada a similaridade entre cada combinação de tipo de cabeçalho. Para que o escore de similaridade final seja normalizado aplica-se um peso a cada componente da equação, sendo a soma desses pesos sempre igual a um.

Vale ressaltar que, nesta equação, não necessariamente todos os casos poderão estar presentes para duas tabelas sendo comparadas. Por exemplo, na comparação entre duas tabelas horizontais, somente a similaridade entre dois cabeçalhos horizontais  $(Sim(H_{1_h},H_{2_h}))$  é aplicada. Os casos que não se aplicam não são considerados no cálculo e nesses casos os pesos são ajustados.

Portanto, dados dois cabeçalhos de tabelas  $H_1$  e  $H_2$ , a equação geral de comparação entre eles, levando em conta o mapeamento entre seus diferentes tipos, é dada pela Equação 4.10, onde  $w_i$  é o peso aplicado, sendo  $\sum_{i=1}^n w=1$ , onde n é a quantidade de componentes da equação.

$$Sim(H_1, H_2) \equiv Sim(H_{1_h}, H_{2_h}) * w_1 +$$

$$Sim(H_{1_h}, H_{2_h}^T) * w_2 +$$

$$Sim(H_{1_h}^T, H_{2_h}) * w_3 +$$

$$Sim(H_{1_h}^T, H_{2_h}^T) * w_4$$

$$(4.10)$$

Definida a equação geral de comparação entre cabeçalhos, resta definir a equação geral de comparação entre dados. Como foi visto na Definição 2.2.5, existem três tipos de dados (d): Monovalorados (mono), Multivalorados (multi) e Tabelas (t), ou seja, d=mono|multi|t. Para simplificar o processo de padronização, assume-se que dados Monovalorados e dados Multivalorados são um mesmo tipo de dado d', o qual é um dado não-estruturado e que não inclui tabelas internas. Tabelas internas, nesse caso, são dados estruturados. Logo, d=d'|t.

Seguindo a Definição 4.3.2, é possível expandir essa ideia para conjuntos de dados, resultando em D=D'|T. Com isso, define-se a equação de comparação de dados entre duas tabelas na Web  $t_1$  e  $t_2$ , descrita pela Equação 4.11, onde  $D_1$  e  $D_2$  são os dados das tabelas  $t_1$  e  $t_2$  respectivamente,  $D_1'$  e  $D_2'$  são dados não estruturados das tabelas  $t_1$  e  $t_2$ , e  $T_1'$  e  $T_2'$  são dados estruturados das tabelas  $t_1$  e  $t_2$ , respectivamente. De forma análoga à equação geral de comparação de cabeçalhos, esta equação considera todos os casos possíveis de comparação de conteúdos de dados presentes em duas tabelas na Web.

$$Sim(D_{1}, D_{2}) = Sim(D'_{1}, D'_{2}) + Sim(D'_{1}, T'_{2}) + Sim(T'_{1}, D'_{2}) + Sim(T'_{1}, T'_{2})$$

$$(4.11)$$

Na Equação 4.11, o cálculo de similaridade entre os dados nãoestruturados  $D'(Sim(D'_1, D'_2))$  pode ser feito utilizando a métrica Sub-SetSim para comparação de conjuntos, aplicando uma função de similaridade de string. O cálculo da similaridade entre dados estruturados  $(Sim(T'_1, T'_2))$  remete ao cálculo geral de similaridade entre tabelas na Web, gerando uma recursividade no cálculo. Já o cálculo de similaridade entre dados não-estruturados e estruturados  $(Sim(D'_1, T'_2))$  e  $Sim(T'_1, D'_2)$ , por sua vez, requer uma atenção especial.

De acordo com as Definições 2.2.1 e 2.2.2, uma tabela é um conjunto de células, as quais podem conter dados ou cabeçalhos. Logo, assume-se que uma tabela é um conjunto de dados (D) e cabeçalhos (H). Assim, a similaridade entre dados não-estruturados D' e estruturados (tabelas internas) pode ser calculada utilizando a Equação 4.12, onde  $H_{2T'}$  e  $D_{2T'}$  são os cabeçalhos e dados de  $T_2'$ , respectivamente.

$$sim(D'_1, T'_2) = sim(D'_1, H_{2T'}) + sim(D'_1, D_{2T'})$$
 (4.12)

Na Equação 4.12, a similaridade entre o cabeçalho da tabela interna e o dado não-estruturado  $(sim(D', H_{T'}))$  pode novamente ser calculada utilizando a métrica SubSetSim. Porém, o cálculo de similaridade entre os dados D' e os dados da tabela interna  $D_{T'}$  remete novamente à Definição 2.2.5 para tipos de dados de uma tabela na Web, visto que os dados da tabela interna também podem, mais uma vez, conter dados estruturados e não-estruturados. Isso gera a recursividade ilustrada na Equação 4.13.

$$sim(D'_1, T'_2) = sim(D'_1, H_{2T'}) + sim(D'_1, D'_{2T'}) + sim(D'_1, T'_{2T'})$$
 (4.13)

Desta forma, calcula-se recursivamente a similaridade para tabelas internas mesmo que haja vários níveis de aninhamento entre elas. Na prática esse processamento tende a não ser custoso visto que não existem muitas tabelas aninhadas na Web e seus níveis de aninhamento são finitos. Logo, existe a garantia de parada.

O WTMatcher possibilita ainda a consideração de termos sinônimos na comparação de tabelas na Web, conforme detalhado a seguir.

### 4.3.3 Tratamento de Sinônimos

As Equações 4.1, 4.10 e 4.11 são equações gerais da comparação entre tabelas na Web, mas que não levam em conta o tratamento de termos sinônimos presentes nas tabelas. Esse tratamento pode ser amparado por uma base de conhecimento. Nesta primeira versão da abordagem proposta foi utilizado o Wordnet (MILLER, 1995), uma base de dados léxica que contém palavras da língua inglesa, seus sinônimos e outros relacionamentos semânticos. Em particular, foi utilizada a API Java para o Wordnet criada por (SHIMA, 2014) e um método desta API que calcula um valor de similaridade semântica entre termos. Assim sendo, este método da API para o Wordnet foi empregado como uma função de similaridade utilizada em conjunto com o SubsetSim. A Equação 4.14 ilustra, de forma simplificada, o uso desta função, denominada wordnet, com o SubSetSim, definindo, assim, o cálculo de similaridade entre tabelas na Web que considera termos sinônimos.

$$SubSetSim_{wordnet}(\epsilon_p, \epsilon_d) = \frac{\epsilon_p^i \cdot \eta = \epsilon_d^j \cdot \eta^{(max(wordnet(\epsilon_p^i, [\epsilon_d^1, ..., \epsilon_d^m])))}}{min(m, n)}$$
(4.14)

Vale observar que o foco aqui foi no tratamento de sinônimos dos cabeçalhos das tabelas, visto que, na identificação de tabelas de mesmo domínio, considera-se mais importante que os cabeçalhos sejam similares por caracterizarem melhor entidades de um domínio.

Vale observar também que a função *wordnet* pode ser substituída por um método de comparação de sinônimos de outra base de conhecimento que suporte relacionamentos de sinonímia.

Com base nestas equações para cálculo de similaridade, métodos específicos para comparação de tabelas na Web foram propostos e disponibilizados no WTMatcher, conforme segue.

### 4.4 MÉTODOS

Métodos de comparação de tabelas na Web são apresentados nesta seção. Alguns deles foram criados desconsiderando a padronização de cabeçalhos e dados de tabelas para fins de comparação, ou seja, desconsideram o tratamento dos diversos tipos de tabelas na Web. Esses métodos são chamados neste trabalho de *métodos básicos*. Por outro lado, também foram definidos métodos que consideram a padronização de tabelas, sendo estes denominados *métodos com padronização*. Ambos os tipos de métodos são detalhados a seguir.

#### 4.4.1 Métodos Básicos

O primeiro método básico proposto chama-se *Basic Matcher* (BM). Ele segue exatamente a equação geral de comparação de tabelas (Equação 4.1), onde existe a comparação de conjuntos de cabeçalhos e de dados sem nenhum tratamento especial. Essa comparação de conjuntos foi feita utilizando a métrica *SubSetSim* tanto para cabeçalhos quanto para dados. Este método também não possui tratamento de sinônimos.

Além do método BM, verificou-se que documentos HTML possuem algumas tags que dão destaque ao texto, como por exemplo, as tags de título <h1>, <h2>, <h3> e a tag de negrito <b>. Ainda, é possível acrescentar às tags HTML atributos como id, classe e descrição que especificam o que aquela tag representa, como por exemplo:

## 

Considerando essas características do HTML, foi desenvolvido um segundo método básico de comparação de tabelas chamado  $Basic\ Matcher\ Plus\ (BM+).$ 

Primeiramente, acrescentou-se as tags de destaque <h1>, <h2>, <h3> e <b> no conjunto de valores de cabeçalho. Assim sendo, essas tags são consideradas na comparação  $Sim(H_1, H_2)$  da Equação 4.1. A seguir, acrescentou-se um novo tipo de conjunto de valores a ser compararado: os atributos existentes nas tags . Com isso, o BM+

é representando pela Equação 4.15, onde  $Sim(A_1, A_2)$  é a comparação dos atributos das tabelas  $t_1$  e  $t_2$  utilizando a métrica SubSetSim, e  $w_H$ ,  $w_D$  e  $w_A$  são os pesos dos cabeçalhos, dados e atributos, respectivamente, sendo  $w_H + w_D + w_A = 1$ .

$$Sim(t_1, t_2) = Sim(H_1, H_2) * w_H +$$

$$Sim(D_1, D_2) * w_D +$$

$$Sim(A_1, A_2) * w_A$$
(4.15)

Além desses dois métodos, definiu-se um método básico que considera o tratamento de sinônimos. Ele é denominado *Header Matcher Wordnet* (HMW). Como o nome já sugere, ele considera somente os cabeçalhos na comparação e utiliza o Wordnet para a verificação de sinônimos. O método determina a similaridade de acordo com a Equação 4.16.

$$Sim(t_1, t_2) = SubSetSim_{Wordnet}(H_1, H_2)$$
(4.16)

## 4.4.2 Métodos com Padronização

Além dos métodos básicos, métodos que consideram a padronização de tabelas com estruturas heterogêneas são propostos nesta dissertação. O primeiro desses métodos denomina-se *Standardized Matcher* (SM). Ele considera a padronização de cabeçalhos e de dados conforme as Equações 4.10 e 4.11, porém não trata sinônimos.

Outro método definido, semelhante ao SM, é o *Header Standar-dized Matcher* (HSM) que, como o nome já diz, compara somente os cabeçalhos das tabelas utilizando a padronização descrita pela Equação 4.10. Este método também não considera a análise de sinônimos.

Além dos métodos que não consideram o tratamento de sinônimos, outros dois métodos que utilizam o Wordnet para tal tarefa são propostos. O primeiro deles chama-se *Standardized Wordnet Matcher* (SWM). De maneira similar ao método SM, ele considera dados e cabeçalhos padronizados na comparação, e utiliza o Wordnet na verificação de sinônimos entre conteúdos de cabeçalhos.

Por fim, o segundo método que considera o tratamento de sinônimos chama-se *Header Wordnet Standardized Matcher* (HWSM). Assim como o HSM, este método compara somente os cabeçalhos padronizados das tabelas na Web e utiliza igualmente o Wordnet nesse processo.

Todos esses métodos propostos estão disponibilizados no WT-Matcher e são contribuições desta dissertação. Eles foram avaliados através de experimentos preliminares, que são descritos no próximo capítulo.

### 5 EXPERIMENTOS

Este capítulo apresenta avaliações experimentais realizadas com os métodos propostos nesta dissertação para a comparação de tabelas na Web. Inicialmente, justifica-se a função de similaridade de string utilizada nos métodos e, na sequência, apresenta-se os resultados obtidos com a avaliação dos métodos e algumas variações dos mesmos.

## 5.1 FUNÇÕES DE SIMILARIDADE

Conforme comentado no capítulo anterior, foram selecionadas sete funções de similaridade de string para serem utilizadas com a métrica SubSetSim na comparação:

- Cosine
- Monge Elkan
- Chapman Length
- Euclidean Distance
- Jaro Winkler
- Jaccard
- Soundex

Para determinar quais métricas seriam mais adequadas na comparação de tabelas HTML, alguns experimentos de comparação de tabelas foram realizados utilizando o método BM visto na Seção 4.4.1. Para tanto, 450 tabelas HTML contendo informações sobre o laboratório LISA (UFSC) e informações sobre projetos Wikimedia foram consideradas na execução desses experimentos. Essas tabelas foram extraídas dos seguintes domínios:

- http://lisa.inf.ufsc.br/wiki/
- https://meta.wikimedia.org/wiki/Main\_Page

Essa massa de dados foi analisada manualmente e anotadas quais tabelas eram realmente semelhantes entre si. A seguir, foi executado o método BM comparando todas as tabelas entre si e gerados escores de

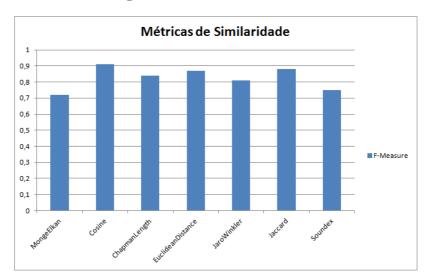


Figura 12: Métricas de similaridade

similaridade para cada comparação. O cruzamento dos escores obtidos com os dados anotados previamente possibilitou o cálculo das medidas clássicas de avaliação Precision, Recall e F-Measure, sendo a F-Measure a média harmônica das duas primeiras medidas, conforme apresentado na Equação 5.1.

$$F - Measure = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$
 (5.1)

Alguns thresholds foram aplicados aos resultados e o threshold com valor 0.7 foi o que gerou melhor desempenho em termos de similaridades corretas. A Figura 12 apresenta os resultados desses experimentos para o threshold 0.7 em termos de F-Measure.

Como é possível observar nesta Figura, as funções que obtiveram melhores resultados foram a Cosine e a Jaccard. Com base nesses resultados, optou-se por utilizar somente a função Cosine nos métodos de comparação propostos. Mesmo assim, vale lembrar que a escolha da função depende muito do domínio dos dados comparados.

# 5.2 AVALIAÇÃO DOS MÉTODOS PROPOSTOS

Esta seção detalha os experimentos realizados com os métodos de comparação de tabelas na Web propostos para serem utilizados com o WTMatcher. Estes experimentos consideraram, como massa de dados, tabelas HTML previamente extraídas da *Wikipedia*. Essa massa de dados foi novamente analisada manualmente e foram anotadas quais tabelas eram realmente similares entre si. Essas tabelas pertencem a um grande número de domínios do conhecimento incluindo: pessoas, filmes, dados demográficos e esportes. Elas também contém diferentes estruturas: 72% delas são horizontais, 10% são matriciais, 1,6% são verticais e 0.65% possuem tabelas aninhadas. Cabe salientar que, para 16% das tabelas coletadas, não foi possível classificar o seu tipo devido a características incomuns em sua estrutura HTML, como tabelas sem cabeçalhos, tabelas que são somente listas de valores, e tabelas com cabeçalhos aleatoriamente posicionados.

Como dito anteriormente, dado que os cabeçalhos possuem grande influência na descoberta do domínio do conhecimento ao qual pertencem as tabelas na Web, os valores dos pesos nos métodos foram definidos, em todos os testes, para 0,8 para a similaridade de cabeçalhos e 0,2 para a similaridade de dados. Esses pesos foram assim definidos após a execução de experimentos prévios que os indicaram como sendo os melhores.

Esses experimentos consideraram ainda o trabalho relacionado RTED (PAWLIK; AUGSTEN, 2011) como um dos baselines, devido ao fácil acesso ao seu código fonte. Entretanto, conforme descrito na Seção 3.3, o RTED, em sua essência, compara somente estruturas de árvores. Por isso, foi necessário adaptar as tabelas HTML para serem comparados pelo RTED de forma mais justa. Essa adaptação foi realizada definindo estruturas em árvore somente com os valores dos cabeçalhos das tabelas. A Figura 13 apresenta a adaptação da Tabela 6 para o RTED. Dessa forma, o RTED não compara a estrutura das tabelas, mas o seu conteúdo de forma semelhante ao método HSM proposto, que compara somente cabeçalhos. Cabe salientar que alguns experimentos iniciais foram realizados considerando também os dados das tabelas nessa adaptação do RTED. Porém, os resultados não foram satisfatórios pois os dados variam bastante. Devido a isso, utilizou-se somente os cabeçalhos nessa adaptação da abordagem.

Outros baselines considerados nos experimentos foram os mesmos utilizados no trabalho de (FAN et al., 2014): HeaderSim e Instance-Sim. Estes métodos calculam a similaridade de tabelas na Web levando

Genre Name Distributor

Figura 13: Tabela adaptada para o RTED

em conta os cabeçalhos e os dados, respectivamente.

### 5.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os métodos descritos no capítulo anterior, assim como os baselines apresentados, foram executados sobre um conjunto de mil tabelas HTML. Variou-se, ainda, o threshold final para avaliar como ele afeta os resultados. Os valores de threshold testados foram  $0.6,\ 0.7$  e 0.8. Thresholds acima e abaixo desses valores se mostraram ineficazes por prejudicarem muito ou os valores de Recall e Precision, respectivamente. Portanto, tais thresholds foram desconsiderados. As Figuras  $14,\ 15$  e 16 apresentam os resultados em termos de Precision, Recall e F-Measure, respectivamente.

Como é possível observar nos resultados, os métodos com padronização, ou seja, os métodos que lidam com representações heterogêneas de tabelas na Web durante a comparação, em particular HSM, SM e SWM, obtiveram os melhores resultados em termos de *Precision*. Isto significa que a maioria das tabelas indicadas como similares por esses métodos são realmente similares (verdadeiros positivos). O método BM também obteve bons resultados em termos de *Precision*, porém seu *Recall* foi bastante baixo, indicando que ele não identificou como similares diversas tabelas que na realidade são similares (falsos negativos).

O método HSM obteve, em média, os melhores resultados em

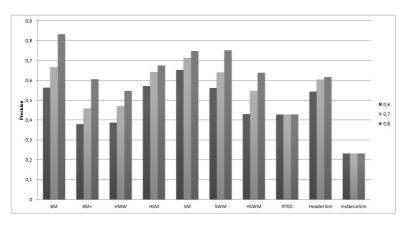


Figura 14: Resultados em termos de Precision

termos de *F-measure* dentre os métodos avaliados. Isto indica que a comparação de cabeçalhos é mais relevante para determinar a similaridade entre tabelas na Web de modo geral. Apesar disso, a comparação de dados não pode ser desconsiderada, visto que o método SM obteve bons resultados para alguns valores de *threshold*.

Com relação aos thresholds, é possível observar que os valores 0.6 e 0.7 geraram, em média, melhores resultados que 0.8. Acredita-se que este fato se deve à grande heterogeneidade das tabelas na Web, o que faz com que thresholds mais altos não sejam capazes de recuperar um grande número de tabelas similares.

Outro ponto a salientar é que os métodos Header Sim e HSM obtiveram resultados muito próximos em termos de F-measure, ou seja, o HSM foi ligeiramente superior ao Header Sim. Entretanto, Header Sim obteve melhor Recall e HSM melhor Precision. Isto indica que o HSM obteve menos falsos positivos comparado com o baseline, mas, mesmo assim, é interessante tentar melhorar a sensibilidade do HSM para recuperar as tabelas similares que não foram retornadas.

Os resultados do método Instance Sim já eram esperados visto que os dados das tabelas na Web variam bastante. Neste trabalho, a definição de similaridade não requer que estes valores sejam exatamente iguais. Assim sendo, um método que considera somente os dados das tabelas não é a melhor alternativa.

O baseline RTED não obteve os melhores resultados, porém é uma alternativa bastante estável visto que seus resultados não variam com o threshold. Uma vez que o seu foco não é a comparação de strings,

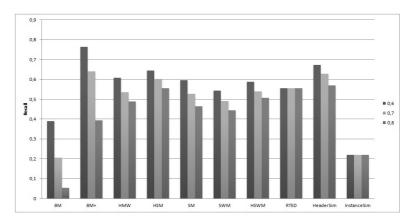


Figura 15: Resultados em termos de Recall

seus escores de similaridade variaram de muito altos a muito baixos. Por isso, para os *thresholds* utilizados nestes experimentos, os resultados não variaram. Para *thresholds* superiores a 0,9 ou inferiores a 0,1 deve haver alguma variação.

Observa-se ainda que o método BM+ obteve os melhores resultados em termos de Recall para os thresholds 0,6 e 0,7. Acredita-se que isso se deve à comparação de atributos HTML presentes nas tags table das tabelas na Web e consideradas pelo método. Aqui vale ressatar que, na construção de páginas Web dinâmicas, utilizam-se modelos HTML estáticos que são preenchidos com dados provenientes de um banco de dados. Desta forma, são construídas várias páginas diferentes utilizando um mesmo modelo. Em geral, quando as tabelas provêm de um mesmo modelo, elas possuem os mesmos atributos HTML, o que produz mais correspondências. Porém, existe o risco de se considerar atributos muito genéricos, o que diminui a precisão do método.

Um outro ponto interessante a destacar é por quê o suporte de uma base de conhecimento, no caso o Wordnet nesses experimentos, não aumentou o F-Measure. Acredita-se que a principal razão disso seja a grande quantidade de termos considerados sinônimos que não necessariamente pertencem ao mesmo domínio do conhecimento, como por exemplo, nome e ano, que podem ser propriedades tanto de carros quanto de livros ou mesmo de filmes.

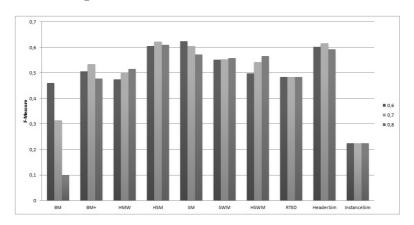


Figura 16: Resultados em termos de F-Measure

## 5.4 MÉTODO HÍBRIDO

Um método denominado *Hibrid* foi igualmente proposto e avaliado experimentalmente para averiguar a hipótese de combinar contribuições desta dissertação com um bom *baseline*. Assim sendo, ele utiliza o *baseline* HeaderSim para comparar os cabeçalhos das tabelas combinado com a padronização de dados proposta nessa dissertação. As Figuras 17, 18 e 19 apresentam os resultados dos experimentos com a inclusão deste novo método. Esses experimentos foram executados sobre a mesma massa de dados e com as mesmas configurações dos experimentos anteriores.

Como é possível observar, o novo método obteve um resultado levemente melhor em termos de Precision, principalmente para os th-resholds menores, se comparado com o HeaderSim. Entretanto, o Recall foi inferior a este baseline e o seu F-Measure foi inferior, na média, ao F-Measure do baseline e ao F-Measure dos métodos com padronização que obtiveram melhor desempenho. Isto demonstra que os métodos com padronização originais se mostraram melhores, em média, que esta tentativa de hibridização.

### 5.5 OUTROS EXPERIMENTOS

Além dos experimentos apresentados anteriormente, outros experimentos também foram realizados levando em conta variações dos

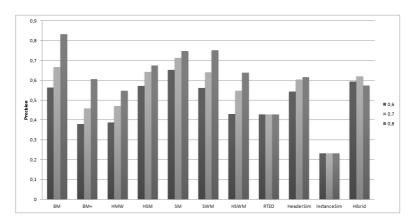


Figura 17: Resultados em termos de Precision com o método Hibrid

métodos propostos. Entretanto, esses experimentos não obtiveram bons resultados e por isso não foram apresentados nessa dissertação.

Um exemplo foi um método que somente comparava os dados de duas colunas de cabeçalho caso esses cabeçalhos fossem similares. Imaginou-se que este métodos fosse obter bons resultados, pois iria comparar dados apenas de propriedades similares, e ainda iria evitar a comparação de todos os itens de cabeçalho entre si. Entretanto, acredita-se que este método não apresentou bom desempenho devido a casos de tabelas sem cabeçalhos e casos de tabelas que não possuíam um comportamento estrutural padrão. Essa ausência de comportamento padrão está relacionada à problemática de se recuperar uma coluna específica para um cabeçalho específico em uma tabela na Web. Devido à estrutura em árvore de uma tabela HTML, para se recuperar uma coluna específica, é necessário percorrer linha por linha da tabela e recuperar as células correspondentes àquela coluna. Caso a tabela não tenha um comportamento padrão, essa recuperação pode ficar incorreta.

Outras duas variações experimentadas foram as seguintes:

- Um método com padronização somente de dados, sem se preocupar com padronização dos cabeçalhos;
- Modificação da métrica de similaridade de string para comparar cada termo de uma frase.

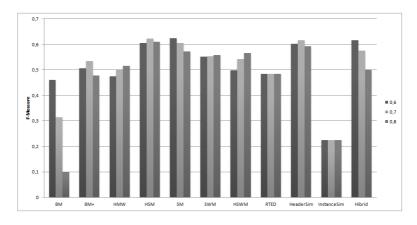
Essas variações obtiveram resultados um pouco inferiores aos métodos com padronização propostos e por isso não foram incluídos

0,9 0,8 0,7 0,6 0,4 0,4 0,4 0,8

Figura 18: Resultados em termos de Recall com o método Hibrid

nessa dissertação.

Figura 19: Resultados em termos de F-Measure com o método Hibrid



### 6 CONCLUSÃO

A Web é cada vez mais uma vasta fonte de informação. Entretanto, a comunidade de Banco de Dados ainda carece de abordagens efetivas para a extração, detecção de similaridade e integração de dados úteis para consumo humano em diferentes domínios de aplicação.

Com o intuito de contribuir com essa problemática, essa dissertação propõe métodos de comparação de tabelas na Web que consideram, ao mesmo tempo, as diferentes estruturas das tabelas e o tratamento de sinônimos. Comparando com trabalhos relacionados, não foram encontradas abordagens que lidam com esses dois problemas ao mesmo tempo na comparação de tabelas na Web. Esses métodos são acoplados a um framework chamado *WTMatcher*, que pode ser utilizado para avaliar quais as melhores métricas e configurações para comparar um conjunto específico de tabelas na Web. Os métodos propostos foram avaliados através de alguns experimentos que mostraram alguns resultados promissores para os métodos com padronização definidos nesta dissertação.

Uma questão relevante a observar é o motivo pelo qual os métodos não obtiveram valores de F-measure superiores a 0,6 na maioria dos experimentos realizados com métodos com padronização, devido principalmente aos baixos valores de Recall obtidos em alguns testes. Isso se deve à grande heterogeneidade da formatação do HTML das tabelas existentes. Conforme comentado anteriormente, em alguns casos nem mesmo foi possível classificar as tabelas devido a suas características incomuns, como tabelas sem cabeçalhos, tabelas cujas células possuem longas listas de valores ou textos e tabelas com múltiplos atributos no mesmo cabeçalho. Apesar disso, notou-se que o  $baseline\ HeaderSim\ também\ não\ obteve\ um\ valor\ de\ F$ -measure muito superior a 0.6, o que demonstra que houve contribuição por parte desta dissertação em termos de determinação de similaridade de tabelas na Web, considerando o melhor desempenho obtido no geral.

Esta primeira versão dos métodos do WTMacther apresenta, como limitação, a consideração apenas dos cabeçalhos e dos dados de tabelas na Web, que são os seus componentes básicos e por isso foram priorizados nesta dissertação. Para aprimorar futuras versões desses métodos sugere-se, como trabalhos futuros, uma melhor análise dos cabeçalhos assim como comparações mais contextualizadas, como por exemplo, considerar outros dados presentes na página HTML na qual as tabelas estão inseridas, análise da URL, além do uso de outras bases

de conhecimento.

Também como trabalho futuro, propõe-se um método para detecção de tabelas na Web onde não existam as tags explicitamente. Atualmente, devido ao surgimento do HTML 5 e CSS 3, tem-se buscado evitar o uso dessas tags e tem-se utilizado outras formas de organizar dados na Web. Por isso, uma contribuição interessante para a recuperação de informação na Web seria a detecção desses dados, sejam eles listas ou dados tabulares descritos em outros formatos.

A pesquisa realizada com esta dissertação gerou, até o momento, duas publicações: um artigo completo na X Escola Regional de Banco de Dados (ERBD 2014), que descreve o estado da arte sobre gerenciamento de tabelas na Web, e um artigo completo na 13th International Conference on WWW/Internet (ICWI 2014), que apresenta o WT-Matcher e alguns dos experimentos relatados nesta dissertação. Este último evento é classificado como B2 no Qualis da CAPES em Ciência da Computação. Pretende-se produzir e submeter um outro artigo para um evento ou periódico qualificado com uma maior discussão sobre os experimentos realizados, bem como a apresentação de novos experimentos com configurações diferentes e talvez alterações nos métodos, conforme sugerido como trabalhos futuros.

### REFERÊNCIAS

BALAKRISHNAN, S. et al. Applying webtables in practice. In: CIDR. [S.l.]: www.cidrdb.org, 2015.

BANKO, M.; ETZIONI, O. The tradeoffs between open and traditional relation extraction. In: **ACL**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 28–36.

BOLLACKER, K. et al. Freebase: A collaboratively created graph database for structuring human knowledge. In: **Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**. New York, NY, USA: ACM, 2008. (SIGMOD '08), p. 1247–1250.

BRAUNSCHWEIG, K. et al. Column-specific context extraction for web tables. In: **Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on Applied Computing**. New York, NY, USA: ACM, 2015. (SAC '15), p. 1072–1077.

CAFARELLA, M. J. et al. Webtables: Exploring the power of tables on the web. **Proc. VLDB Endow.**, VLDB Endowment, v. 1, n. 1, p. 538–549, ago. 2008.

CHAPMAN, S. Simmetrics, a similarity metric library. 2006.

CHEN, S.; MA, B.; ZHANG, K. The normalized similarity metric and its applications. **2013 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine**, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 0, p. 172–180, 2007.

CHEN, S.; MA, B.; ZHANG, K. On the similarity metric and the distance metric. **Theoretical Computer Science**, v. 410, n. 24–25, p. 2365 – 2376, 2009. Formal Languages and Applications: A Collection of Papers in Honor of Sheng Yu.

COHEN, W. W.; RAVIKUMAR, P. D.; FIENBERG, S. E. A comparison of string distance metrics for name-matching tasks. In: **Proceedings of IJCAI-03 Workshop on Information**Integration on the Web (IIWeb-03), August 9-10, 2003, Acapulco, Mexico. [S.l.: s.n.], 2003. p. 73–78.

CRESTAN, E.; PANTEL, P. Web-scale table census and classification. In: **Proceedings of the Fourth ACM** 

- International Conference on Web Search and Data Mining. New York, NY, USA: ACM, 2011. (WSDM '11), p. 545–554.
- DORNELES, C. F. et al. Measuring similarity between collection of values. In: **Proceedings of the 6th Annual ACM International Workshop on Web Information and Data Management**. New York, NY, USA: ACM, 2004. (WIDM '04), p. 56–63.
- EMBLEY, D. W. et al. Factoring web tables. In: **Proceedings of the 24th international conference on Industrial engineering and other applications of applied intelligent systems**. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2011. (IEA/AIE'11), p. 253–263.
- FAN, J. et al. A hybrid machine-crowdsourcing system for matching web tables. In: **IEEE 30th International Conference on Data Engineering, Chicago, ICDE 2014, IL, USA, March 31 - April 4, 2014.** [S.l.: s.n.], 2014. p. 976–987.
- HAVELIWALA, T. H. Topic-sensitive pagerank. In: **Proceedings of the 11th International Conference on World Wide Web.** New York, NY, USA: ACM, 2002. (WWW '02), p. 517–526.
- JACCARD, P. Nouvelles recherches sur la distribution florale. [S.l.: s.n.], 1908.
- LAI, P. P. Y. Adapting data table to improve web accessibility. In: **Proceedings of the 10th International Cross-Disciplinary Conference on Web Accessibility**. New York, NY, USA: ACM, 2013. (W4A '13), p. 33:1–33:4.
- LAUTERT, L. R.; SCHEIDT, M. M.; DORNELES, C. F. Web table taxonomy and formalization. **SIGMOD Rec.**, ACM, New York, NY, USA, v. 42, n. 3, p. 28–33, out. 2013.
- MERGEN, S. L. S.; FREIRE, J.; HEUSER, C. A. Indexing relations on the web. In: **Proceedings of the 13th International Conference on Extending Database Technology**. New York, NY, USA: ACM, 2010. (EDBT '10), p. 430–440.
- MILLER, G. A. Wordnet: A lexical database for english. **Commun. ACM**, ACM, New York, NY, USA, v. 38, n. 11, p. 39–41, nov. 1995.
- PAWLIK, M.; AUGSTEN, N. Rted: A robust algorithm for the tree edit distance. **Proc. VLDB Endow.**, VLDB Endowment, v. 5, n. 4, p. 334–345, dez. 2011.

SARMA, A. D. et al. Finding related tables. In: **Proceedings of the 2012 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**. New York, NY, USA: ACM, 2012. (SIGMOD '12), p. 817–828.

SEVARAC, Z. et al. Java Neural Network Framework. 2008.

SHIMA, H. **WS4J** (WordNet Similarity for Java). nov. 2014. [Online; accessed 04-November-2014]. Disponível em: <a href="https://code.google.com/p/ws4j/">https://code.google.com/p/ws4j/</a>.

SILVA, F.; MELLO, R. Análise de abordagens para recuperação de informação em tabelas na web. In: **ERBD 2014**. [S.l.: s.n.], 2014.

SON, J.-W.; PARK, S.-B. Web table discrimination with composition of rich structural and content information. **Appl. Soft Comput.**, Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v. 13, n. 1, p. 47–57, jan. 2013.

VENETIS, P. et al. Recovering semantics of tables on the web. **Proc. VLDB Endow.**, VLDB Endowment, v. 4, n. 9, p. 528–538, jun. 2011.

WANG, J. et al. Understanding tables on the web. In: **Proceedings** of the 31st international conference on Conceptual Modeling. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2012. (ER'12), p. 141–155.

WU, W. et al. Probase: A probabilistic taxonomy for text understanding. In: **Proceedings of the 2012 ACM SIGMOD** International Conference on Management of Data. New York, NY, USA: ACM, 2012. (SIGMOD '12), p. 481–492.

YAKOUT, M. et al. Infogather: Entity augmentation and attribute discovery by holistic matching with web tables. In: **Proceedings of the 2012 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**. [S.l.]: ACM, 2012. (SIGMOD '12), p. 97–108.