Universidade Federal do ABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Representação de sentenças jurídicas no contexto de agrupamento automático

Cristiano Oliveira Gonçalves

Santo André - SP

2020

Cristiano Oliveira Gonçalves

Representação de sentenças jurídicas no contexto de agrupamento automático

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Universidade Federal do ABC como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação

Universidade Federal do ABC – UFABC

Centro de Matemática, Computação e Cognição

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Thiago Ferreira Covões

Santo André - SP

2020

Cristiano Oliveira Gonçalves
Representação de sentenças jurídicas no contexto de agrupamento automático/ Cristiano Oliveira Gonçalves. – Santo André - SP, 2020-
66 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Thiago Ferreira Covões

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do ABC – UFABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, 2020.

1. Agrupamento automático. 2. Documentos de texto. 3. Jurimetria I. Ferreira Covões, Thiago. II. Universidade Federal do ABC. III. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. IV. Representação de sentenças jurídicas no contexto de agrupamento automático

Cristiano Oliveira Gonçalves

Representação de sentenças jurídicas no contexto de agrupamento automático

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Universidade Federal do ABC como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação

---

Prof. Dr. Thiago Ferreira Covões
Orientador

Co-Orientador

Professor
Convidado 1

Professor
Convidado 2

Professor
Convidado 3

Santo André - SP
2020

À ciência que facilita o acesso à informação

Agradecimentos

Voltarei com tempo à esta seção.

"Não sei o que,
não sei o que,
não sei o que lá."
(Autor Desconhecido)

Resumo

A digitalização de documentos no setor judiciário brasileiro facilita o acesso a documentos de interesse público. No entanto, para que seja possível levantar métricas de interesse deste crescente repositório informacional, é fundamental que se organizem os documentos de maneira a facilitar a recuperação de informações relevantes, e técnicas de aprendizado de máquina podem diminuir o esforço humano na organização de um grande corpus. Neste trabalho, pretende-se comparar o desempenho do agrupamento de sentenças jurídicas sobre a ótica do assunto sobre o qual tratam, de maneira a contribuir com trabalhos futuros que se propõem a aplicar técnicas computacionais para processamento de textos no domínio jurídico. Para isso, foi estruturada uma base de dados extraída do portal e-Saj composta de 40.009 documentos. Em seguida, diferentes representações textuais serão geradas e técnicas de aprendizado de máquina serão comparadas em cada uma destas representações.

Palavras-chaves: Agrupamento textual, representação textual, jurimetria

Abstract

The digitization of documents in the Brazilian judicial sector facilitates access to documents of public interest. However, in order to be able to gather metrics of interest from this growing informational repository, it is essential that documents be organized in a way that facilitates the retrieval of relevant information, and machine learning techniques can reduce human effort in organizing a large corpus. In this work, we intend to compare the performance of sentence clustering on the subject of documents, in order to contribute to future works that may intend to apply computational techniques for processing long texts in the legal domain. For this, a database extracted from the e-Saj portal composed of 40.009 documents was assembled. Then, different textual representations will be generated and machine learning techniques will be compared in each of these representations.

Keywords: Text clustering, text representation, jurimetrics

Lista de ilustrações

Lista de tabelas

Lista de abreviaturas e siglas

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
abnTeX	Normas para TeX

Lista de símbolos

Γ	Letra grega Gama
Λ	Lambda
ζ	Letra grega minúscula zeta
$\in$	Pertence

Sumário

1 Introdução

A produção de documentos digitais aumentou muito nos últimos anos graças aos adventos da popularização da internet e do barateamento das tecnologias da informação. A digitalização da documentação de diversos processos contemporâneos é uma consequência natural destes eventos, e o setor judiciário brasileiro é um exemplo do exposto: se há vinte anos a consulta de andamentos e decisões em processos jurídicos era restrita às autoridades e partes envolvidas devido à necessidade de acesso físico aos documentos, hoje temos um cenário muito diferente. Portais como o e-Saj[1], por exemplo, contribuem para tornar acessíveis os dados de interesse público que estão em poder da justiça brasileira. Os registros dos eventos processuais deixaram de ser feitos exclusivamente em arquivos de papel cujo armazenamento se dá em extensas prateleiras e passaram a ocupar também espaço em discos rígidos de servidores *web*.

Esta mudança de paradigma traz novos desafios na organização da informação. Se antigamente as restrições de armazenamento, catalogação e busca de documentos jurídicos eram de naturezas espaciais e logísticas, hoje sua natureza é também computacional. Enquanto que acessar um documento específico com base no número do processo ao qual ele pertence é uma tarefa relativamente simples para o computador, buscar as sentenças mais relevantes de um determinado assunto, por exemplo, é muito mais difícil caso os dados não estejam previamente categorizados. Portanto, o processo de recuperação de informações poderia se beneficiar de uma classificação adequada dos arquivos, e o agrupamento de documentos com conteúdo parecido pode ser útil para auxiliar nesta classificação e facilitar a busca por documentos com certa característica. No entanto, o grande esforço humano necessário para organizar a crescente informação digital justifica o interesse em automatizar estes processos de organização.

Para auxiliar na automatização dessa organização de textos, técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) podem ser relevantes. O processamento da linguagem natural (PLN) trata computacionalmente os diversos aspectos da comunicação humana. Jurafsky e Martin (2000), Gonzalez e Lima (2003), e diversos estudos, como Furquim Luis Otávio de Colla (2011), Mikolov et al. (2013) e Paik (2013), apresentam formas de representar textos como vetores. Esta representação viabiliza a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina em grandes volumes de documentos com o intuito de classificar, agrupar, comparar e buscar informações de maneira automática.

Uma forma simples, porém frequentemente eficaz de representar um documento de texto como vetor é chamada de *bag of words* (HARRIS, 1954). Nesta representação, cria-se

[1] <://esaj.tjsp.jus.br/>, acessado em 15 de agosto de 2020

um dicionário com as palavras existentes em um conjunto de documentos, e o número de vezes que cada verbete deste dicionário aparece em um documento é usado como um atributo deste documento. Desta forma, é possível criar uma tabela na qual cada linha representa um conteúdo textual de interesse e cada coluna representa o número de vezes que um verbete do dicionário apareceu no texto.

Quando o volume e o tamanho dos documentos analisados crescem, é natural que o número de verbetes fique ainda maior, e isso leva à geração de tabelas muito esparsas que, devido à maldição da dimensionalidade, não são desejáveis em tarefas de aprendizado de máquina (BISHOP, 2006; ALPAYDIN, 2010).

Uma alternativa a representações desta natureza é a criação de *word embeddings*, vetores densos que representam palavras e que são gerados por meio de técnicas como redes neurais (MIKOLOV et al., 2013) e decomposições matriciais (LANDAUER; FOLTZ; LAHAM, 1998). Os documentos de texto são então representados como uma operação nos vetores das palavras que os compõem, de maneira que se todas as palavras possuem dimensão M, o documento de texto também terá uma representação com dimensão M.

Embora esta alternativa reduza o problema de dimensionalidade na representação dos documentos, a operação escolhida para representar o texto – normalmente soma ou média dos vetores de suas palavras – pode fazer com que palavras muito relevantes para diferenciação dos documentos entre si sejam *diluídas*. Portanto, identificar aquelas palavras com mais relevância para a tarefa que se deseja desempenhar com os documentos de interesse se faz fundamental, como no caso da representação *bag of terms and law references* proposta em Furquim Luis Otávio de Colla (2011).

Uma vez que documentos jurídicos, como sentenças e acórdãos, são relativamente longos e gozam de um vocabulário muito particular, estudar representações e técnicas que melhoram a eficiência de sua organização automática pode contribuir para melhor aproveitamento do processo de digitalização do sistema judiciário. A hipótese deste trabalho é a de que é possível aprender características do linguajar jurídico de forma não supervisionada, empregando-as de maneira que o desempenho na tarefa de agrupamento de decisões jurídicas frente ao assunto do qual tratam seja superior àquele observado quando estas características não são empregadas na representação das decisões.

1.1 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é identificar a representação textual e a técnica de agrupamento que apresentam os melhores desempenhos na tarefa de agrupar decisões jurídicas de primeira instância segundo o rótulo *assunto* das jurisprudências. O cumprimento do objetivo será avaliado conforme documentos disponíveis no sistema e-Saj[2].

[2] <https://bit.ly/36SPXEw>, acessado em 20 de outubro de 2020

1.1.1 Objetivos Específicos

Além do objetivo geral apresentado, intenciona-se:

- Criar o corpus de decisões de primeira instância;
- Desenvolver representações vetoriais das palavras deste corpus;
- Analisar as similaridades e diferenças das representações de palavras nos domínios geral e específico da língua portuguesa, tendo como referência de associação entre palavras o Tesauro Jurídico do Supremo Tribunal Federal[3];
- Criar representações para os documentos do corpus usando agregação de vetores de palavras;
- Criar representação para os documentos do corpus baseada no domínio jurídico usando vetores de documentos;
- Agrupar os documentos usando diferentes técnicas de agrupamento em todas as representações geradas e avaliar o desempenho do agrupamento tendo como rótulo o assunto dos documentos;
- Identificar superclasses e subclasses dos assuntos;

Objetiva-se ainda produzir resultados que contribuam nas respostas para as seguintes perguntas:

- Quais elementos linguísticos permitem agrupar os documentos por assunto?
- Qual combinação de algoritmo e de representação apresenta o melhor resultado na identificação do assunto?
- Existe evidência de que alguma ação possa melhorar ainda mais o desempenho dos algoritmos nesta tarefa?
- Quais as implicações computacionais de escalar o trabalho para um número ainda maior de documentos?
- A estrutura dos documentos evidencia superclasses e subclasses de interesse?

[3] <https://bit.ly/2XEfZbI>, acessado em 15 de agosto de 2020

1.2 Organização do trabalho

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma:

- **Capítulo 2 - Fundamentação teórica**: este capítulo discute a bibliografia que apresenta conceitos fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.
- **Capítulo 3 - Trabalhos relacionados**: aqui são discutidos trabalhos similares a este.
- **Capítulo 4 - Metodologia**: este capítulo apresenta o detalhamento de como este estudo será desenvolvido.

2 Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta conceitos de representação textual no contexto de Aprendizado de Máquina (MITCHELL, 1997) e Agrupamento de Dados (KAUFMAN; ROUSSEEUW, 2009), além de introduzir noções de Jurimetria que são relevantes no escopo deste estudo.

2.1 Representação textual no contexto de aprendizado de máquina

Documentos de texto são artefatos de linguagem natural que, por meio de uma estrutura gramatical e da convencionalidade da escrita (MANNING; MANNING; SCHÜTZE, 1999), codificam informação. Podem ser definidos por uma sequência de outros artefatos, como orações, palavras ou letras, ou ainda conforme sua estrutura gramatical e sintática. Cada um destes artefatos componentes pode ter relevância sozinho, mas é principalmente no conjunto de artefatos que reside o grande interesse do processamento de linguagem natural.

A Recuperação da Informação é a disciplina que estuda maneiras eficientes de se recuperar informação relevante em um grande conjunto de informação, de maneira que a informação recuperada satisfaça uma necessidade (SCHÜTZE; MANNING; RAGHAVAN, 2008). Frequentemente, este conjunto de informação está armazenado em computadores.

A tarefa de recuperar informação relevante em coleções de documentos possui desafios particulares cujas soluções podem ser extrapoladas para outras atividades, como agrupamento ou classificação. Como exemplo, verifica-se no problema de recuperar documentos que podem ser relevantes para uma frase de busca, uma tarefa na qual muitas são as maneiras de escolher quais documentos devem ser retornados como resultado da frase. Pode-se optar por procurar na coleção de documentos a frase de busca de maneira literal, e retornar todos aqueles documentos que a contiverem. Esta solução resolve uma parte do problema de recuperar informação relevante, mas em contextos nos quais o conteúdo da coleção não é de conhecimento de quem busca, pode ser preferível que todos os documentos que tenham todos os termos da frase de busca sejam retornados. Outra opção seria incluir termos associados aos termos da frase de busca para que também sejam considerados no momento de retornar os documentos relevantes. No entanto, determinar a associação correta dos milhares de termos que podem surgir em uma fase de busca é uma tarefa mais complexa do que a busca literal de termos, e diferentes representações dos documentos podem ser mais ou menos efetivas para que esta associação implique em resultados satisfatórios (SCHÜTZE; MANNING; RAGHAVAN, 2008).

O trabalho publicado por Salton, Wong e Yang (1975) propõe um modelo formal de representação de documentos chamado de *VSM* (do inglês: *Vector Space Model*, ou modelo de espaço vetorial), no qual um documento $\mathbf{d}$ é representado por um vetor $\mathbf{t} = (t_1, t_2, ..., t_m)$, onde t_i é o peso do i-ésimo termo. Assim, cada documento neste espaço possui $|\mathbf{t}|$ dimensões e d_{ij} é o peso do j-ésimo termo no i-ésimo documento de uma coleção de documentos $\mathcal{D}$.

Uma maneira de definir o peso de uma palavra em um documento se chama *bolsa de palavras*, ou *BOW* (do inglês: *bag of words*), técnica na qual um número é atribuído a um termo sem considerar a ordem na qual o termo aparece no documento. Um exemplo do exposto é contar quantas vezes cada termo ocorre em cada documento. Assim, considerando que $\mathbf{t}$ = ("audiência", "chute","mercado") para facilitar a visualização, a Tabela 1 e a Figura 1 apresentam como quatro frases seriam representadas no *VSM*.

Tabela 1 – *Frases representadas no VSM*

i	frase	audiência	chute	mercado
1	A audiência concluiu de maneira decepcionante; o resultado foi equivalente a um chute.	1	1	0
2	Foi convocada uma audiência para avaliar a legitimidade da reação do mercado	1	0	1
3	Depois do chute de Gabriel, o jogo praticamente acabou.	0	1	0
4	O mercado se encontrava fechado. A expectativa é a de abertura do mercado após a audiência.	1	0	2

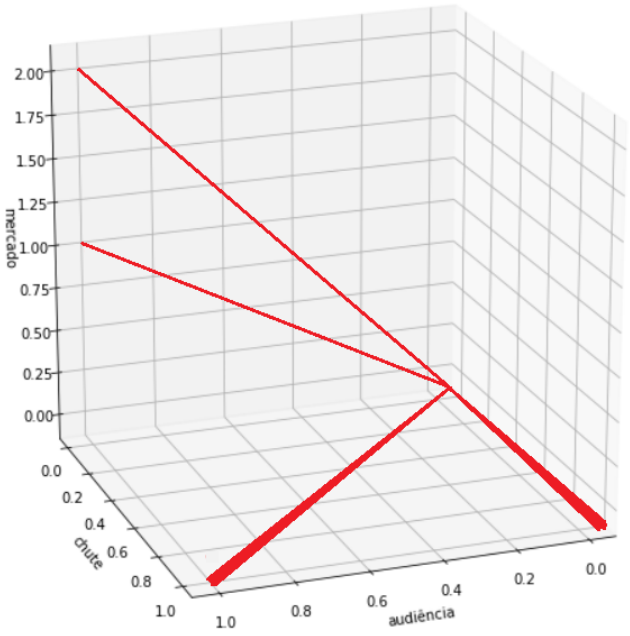


Figura 1 – *Gráfico dos vetores no VSM.*

Um problema que precisará ser resolvido no uso do *VSM* consiste em selecionar quais são os termos que devem compor $\mathbf{t}$. O uso de todos os verbetes do idioma implicaria em

um número muito grande de dimensões, o que dificulta a comparação dos documentos por gerar vetores esparsos[1]. Por esta razão, é comum que sejam empregadas algumas técnicas de processamento de linguagem natural no preparo do texto antes de sua transformação para o *VSM*, como a remoção das palavras mais comuns no idioma e a remoção do sufixo das palavras, tarefa conhecida como *stemming* (PORTER et al., 1980).

Outro aspecto da representação de textos em espaço vetorial é o peso que deve ser usado para os verbetes. No exemplo acima, a contagem de termos foi usada, mas ela pode fazer com que vetores que tenham exatamente as mesmas palavras em quantidades diferentes fiquem numericamente muito diferentes entre si. Se existir a premissa de que documentos de texto que possuem os mesmos termos são mais similares, deseja-se que o mesmo aconteça no espaço em que os documentos são representados. Uma das maneiras de fazê-lo é ponderar as frequências de termos partindo da premissa de que aqueles termos que diferenciam os documentos do resto da coleção são mais relevantes do que aqueles cuja probabilidade de aparecerem nos documentos é maior. Em outras palavras, deseja-se ponderar a frequência do termo em um documento pelo inverso da sua frequência nos documentos do corpus (JONES, 1972). Assim, sendo $\mathcal{D}$ uma coleção de documentos, então uma forma muito usada desta ponderação é conhecida como *tf-idf* (do inglês: *term frequency-inverse document frequency*):

$$tf - idf(t, \mathbf{d}, \mathcal{D}) = tf(t, \mathbf{d}) \cdot idf(t, \mathcal{D})$$

onde $tf(t, \mathbf{d})$ é a quantidade de vezes que o termo t aparece no documento $\mathbf{d}$, $idf(t, \mathcal{D})$ é dado por $\log_{10}\left(\frac{|\mathcal{D}|}{n_t}\right)$ e n_t é a quantidade de documentos nos quais t aparece.

Uma das críticas relacionadas ao uso de *tf-idf* é a falta de embasamento teórico para justificá-lo (SALTON; BUCKLEY, 1988). Apesar disso, o empirismo mostrou o sucesso desta estatística em diversas aplicações no domínio de Mineração de Dados (HONG et al., 2013; TRSTENJAK; MIKAC; DONKO, 2014; QAISER; ALI, 2018; ZHU et al., 2019). Ramos et al. (2003) examinam seu uso no contexto de recuperação da informação e concluem que indexar documentos usando termos ponderados como *tf-idf* resulta no retorno de resultados adequados às frases de busca usadas. Singh, Tiwari e Garg (2011) concluem que *tf-idf* apresenta melhores resultados na tarefa de agrupamento de documentos quando em comparação ao uso da contagem dos termos. Apesar do advento de redes neurais artificiais na elaboração de representações de palavras que capturam valor semântico, como será discutido mais adiante, a representação por *tf-idf* continua sendo usada como representação de documentos em diferentes domínios (DEY et al., 2020; RESHMA; RAJAGOPAL; LAJISH, 2020; TUMMERS et al., 2020).

Apesar do seu sucesso empírico e popularidade acadêmica, capturar associações

[1] Isso acontece pois, considerando todos os verbetes possíveis, apenas um número pequeno de termos acontece em um documento qualquer.

entre palavras que possuem forte relação contextual não é uma tarefa trivial usando *tf-idf*. Associações entre palavras como *lâmpada* e *luz* ou *açúcar* e *doce*, e até mesmo entre sinônimos como *buscar* e *procurar*, impõem um importante desafio nas atividades de mineração de textos. Mesmo que cada termo de $\mathbf{t}$ seja um n-grama, ou seja, uma sequência de n palavras observada na coleção e selecionada como um termo t de $\mathbf{t}$, o *tf-idf* tende a não aproximar documentos com base na semelhança semântica dos termos que os compõem (SALTON; BUCKLEY, 1988). Tal fato induz ao interesse na representação de características textuais mais complexas do que aquelas que a semelhança entre a frequência de termos é capaz de capturar.

Deerwester et al. (1990) discutem de maneira profunda as deficiências dos métodos de representação e indexação de documentos baseados em vetores de termos, e apesar do foco da publicação ser no problema de recuperação de informação, sabe-se que desenvolver representações capazes de associar os documentos semanticamente também contribui para a melhoria de desempenho em tarefas como agrupamento e classificação de documentos. Adicionalmente, os autores descrevem um método para resolver os problemas que discutiram que se mostrou muito popular, chamado de *análise semântica latente*, ou apenas *LSA* (do inglês: *latent semantic analysis*).

O objetivo do *LSA* é encontrar a relação de termos e documentos em uma coleção, por meio da criação de um modelo que permita inferir que um dado termo deveria estar associado a um dado documento mesmo que ele não seja observado no documento em questão. Para tanto, é necessária uma estrutura de dados compatível com a atividade de encontrar os parâmetros deste modelo de inferência. Essa estrutura chama-se *TDM*, acrônimo para *term-document matrix*, ou *matriz termo-documento*. Trata-se de uma matriz cujas linhas representam os termos e as colunas representam os documentos, e os elementos da matriz são frequências de ocorrência dos termos em cada documento. Os elementos da matriz também podem ser um peso *tf-idf*. Em seguida, uma decomposição da matriz em valores singulares (BLUM; HOPCROFT; KANNAN, 2016) é aplicada, separando a matriz inicial em três matrizes que, espera-se, explicitam a relação semântica entre termos, documentos e tópicos existentes em cada documento.

Uma decomposição de matriz em valores singulares é a fatoração de uma matriz $\mathbf{M}$ tal que $\mathbf{M} = \mathbf{U\Sigma V}^*$. Se $\mathbf{M}$ possui m linhas e n colunas, então $\mathbf{U}$ e $\mathbf{V}^*$ são matrizes quadradas de ordem $m \times m$ e $n \times n$, respectivamente, enquanto que $\mathbf{\Sigma}$ é uma matriz diagonal de ordem $m \times n$. Uma vez que muitos dos componentes resultantes desta fatoração possuem valores muito pequenos, eles são frequentemente ignorados nas matrizes resultantes, o que faz com que esta decomposição também seja útil como maneira de reduzir o número de dimensões da representação original para k dimensões, onde k é o número de fatores usados na decomposição.

No contexto de representação de documentos, a matriz $\mathbf{M}$ é a matriz de termos e

documentos, sendo que seu número de linhas é igual ao número de termos e o número de colunas é a quantidade de documentos da coleção. Sua decomposição em valores singulares faz com que a matriz $\mathbf{U}$ represente os tópicos de cada termo, a matriz $\mathbf{\Sigma}$ represente a relevância de cada tópico na coleção, e a matriz $\mathbf{V}^*$ represente a distribuição de tópicos em cada documento. Assim, os vetores resultantes do produto entre $\mathbf{U}$ e $\mathbf{\Sigma}$ podem ser usados para representar os termos em k dimensões.

A reconstrução da matriz $\mathbf{M}$ por meio da multiplicação de suas componentes de menor dimensão gera uma matriz $\mathbf{M}'$ na qual tanto documentos quanto termos são representados pela combinação linear dos termos originais, de forma que termos que aparecem frequentemente juntos sejam reduzidos ao mesmo componente. Assim, os novos vetores são capazes de incorporar, até certa medida, a associação entre termos e incorporá-la na representação dos documentos.

A proximidade destes vetores, sejam eles dos termos ou dos documentos, neste novo espaço vetorial k dimensional, pode então representar a proximidade do significado destes vetores de maneira mais indireta e abstrata do que se consegue com a representação original. Assim, para um documento $\mathbf{d}$, uma nova representação $\hat{\mathbf{d}}$ de k dimensões se dá por $\hat{\mathbf{d}} = \mathbf{\Sigma}_k^{-1}\mathbf{U}_k^T\mathbf{d}$, sendo $\mathbf{\Sigma}_k$ a matriz $\mathbf{\Sigma}$ com apenas k dimensões e $\mathbf{U}_k$ a respectiva matriz de autovetores selecionados.

Zhang, Yoshida e Tang (2011) comparam *tf-idf* e *LSA* nas tarefas de recuperação de informação e classificação de documentos, concluindo que esta última é a que apresenta o melhor desempenho. Tang et al. (2005) comparam diferentes métodos de redução de dimensionalidade no contexto de agrupamento de documentos e também conclui que *LSA* apresenta os melhores resultados. Portanto, além de oferecer representações tanto para termos quanto para documentos, *LSA* é capaz de ser útil em diversos desafios na representação de documentos para a tarefa de aprendizado de máquina. Depende, no entanto, na determinação de um valor para k e é agnóstica à ordem de aparecimento das palavras nos documentos. Uma vez que a ordenação é uma importante característica do sentido que damos às frases, métodos que consigam representá-la são desejáveis.

Uma abordagem que ganhou muita relevância e popularidade (LEVY; GOLDBERG, 2014; PAPAKYRIAKOPOULOS et al., 2020) devido aos resultados encorajadores na tarefa de capturar sentido semântico e sintático, ao mesmo tempo que consegue incorporar a ordem de ocorrência das palavras no texto, é usar algoritmos de redes neurais que têm vetores de palavras tanto como entrada quanto como saída. Nesta abordagem, cada palavra é representada por um vetor único de k dimensões, e objetiva-se treinar um algoritmo capaz de identificar o vetor de palavras de saída mais provável dado um conjunto ou uma sequência de vetores de palavras de entrada. Os pesos associados a cada uma das k dimensões são então usados como representações de cada uma das palavras. Comumente refere-se a esse vetor de pesos como *embedding*. Quando o objetivo do algoritmo é descobrir

o vetor da palavra central de uma sequência com número ímpares de palavras, refere-se ao processo de treinamento como *CBOW*, ou *continuous bag of words*. Quando deseja-se descobrir todos os antecessores e sucessores de uma palavra de entrada, denomina-se o processo de treinamento como *skip-gram* (MIKOLOV et al., 2013).

Diferentes arquiteturas de redes neurais têm sido introduzidas na literatura, e métodos de representação vetorial de palavras vêm sendo adaptados para uso em diferentes tarefas de processamento de linguagem natural com notável sucesso (PENNINGTON; SOCHER; MANNING, 2014; LING et al., 2015; BOJANOWSKI et al., 2017). Um problema que precisa ser resolvido no uso destes métodos é o de representação dos documentos, uma vez que os modelos de palavras associam cada palavra a um vetor, e não cada documento a um vetor. Para este fim, e considerando que um documento é qualquer sequência de palavras, trabalhos como Le e Mikolov (2014a) e Dai, Olah e Le (2015) usam arquiteturas de redes neurais que expandem aquelas usadas no treinamento de vetores de palavras para gerar vetores que representam frases, parágrafos ou documentos inteiros. Esta representação consiste em concatenar vetores cuja função é representar documentos a algum tipo de agregação dos vetores de palavras que compõem aquele documento, frase ou parágrafo, e o algoritmo de treinamento aprende ambos os vetores. Esta abordagem é particularmente usada na resolução de problemas supervisionados ou semi-supervisionados envolvendo a classificação de documentos e análise de sentimentos (KIM et al., 2019; BILGIN; ŞENTÜRK, 2017; LEE; YOON, 2018; LEE; JIN; KIM, 2016; TRIEU; TRAN; TRAN, 2017).

Uma maneira mais simples de contornar este problema é representar os documentos apenas com a agregação dos vetores de palavras que os compõem (FERRERO et al., 2017). Um dos desafios desta abordagem é que quando o documento representado possui muitas palavras, o peso de cada palavra no vetor final é diluído. Portanto, é razoável usar a soma ou a média dos vetores de palavras ponderados pelo *idf* delas. É possível ainda diminuir esta diluição por meio de da remoção do sufixo das palavras nos documentos, o que faz com que termos como *reagiu* e *reagindo* sejam reduzidos ao seu radical *reag*. Essa redução pode ser feita mediante aplicação de *stemming* ou *lematização* (LOVINS, 1968).

O uso destas diferentes técnicas de representação no mesmo contexto de agrupamento de documentos jurídicos é interessante porque o linguajar jurídico possui particularidades que cada uma destas técnicas de representação pode capturar de maneiras diferentes. Não foram encontrados trabalhos que analisam o efeito destas diferentes técnicas no agrupamento de documentos do domínio jurídico da língua portuguesa durante a redação desta dissertação, e a aplicabilidade das conclusões deste estudo podem contribuir com a organização do crescente acervo digital da justiça brasileira.

2.2 Agrupamento de Dados

Intuitivamente, agrupamento refere-se à atividade de agrupar, ou seja, ao ato ou à ação de dividir em grupos. Dentre as diversas definições encontradas para a palavra *grupo* no dicionário Michaelis Online[2], destaca-se abaixo aquelas que não possuem uso em domínio específico do conhecimento e aquela cujo uso se dá na biologia:

> grupo
>
> **gru·po**
>
> sm
>
> 1 Conjunto de pessoas ou coisas que formam um todo: *"No canto da sala, havia um grupo de carteiras amontoadas. Na entrada da escola, um grupo de meninas conversava."*
>
> 2 Agrupamento de diversas pessoas: *"De quando em quando, de entre o grosso e macho vozear dos homens, esguichava um falsete feminino, tão estridente que provocava réplica aos papagaios e aos perus da vizinhança. E, daqui e dali, iam rebentando novas algazarras em grupos formados cá e lá pela estalagem"* (AA1).
>
> 3 Conjunto de seres ou coisas previamente estabelecidos e para fins específicos: *"A chamada ainda durou algum tempo, porque Amâncio era dos primeiros; afinal, o bedel mastigou o último nome; fechou-se a porta da sala; e um silêncio formalista espalhou-se entre a turma dos estudantes e o grupo dos examinadores"* (AA2).
>
> [...]
>
> 8 BIOL Conjunto de seres com características comuns, organizados em categorias sistemáticas.
>
> [...]

Em aprendizado de máquina, o termo *grupo* pode referir-se a um conjunto de objetos que são mais similares entre si do que aos objetos de outros conjuntos, estejam estes objetos organizados em categorias sistemáticas ou não. Wolkind e Everitt (1974 apud JAIN; DUBES, 1988) documentam as seguintes definições para grupo:

> 1 Um grupo é um conjunto de entidades que são *parecidas*, e entidades que pertencem a grupos diferentes não o são.
>
> 2 Um grupo é uma agregação de pontos no espaço de teste tais quais a *distância* entre quaisquer dois pontos do grupo é menor do que a distância entre qualquer ponto do grupo e qualquer ponto fora dele.
>
> 3 Grupos podem ser descritos como regiões conectadas de um espaço multidimensional que contém uma densidade relativamente *alta* de pontos, separadas de outras regiões por uma região contendo uma densidade relativamente baixa de pontos.

A análise dos agrupamentos de dados permite investigar se a estrutura dos objetos agrupados possibilita alguma descoberta sobre os objetos de estudo. O termo *agrupamento de dados* refere-se ao processo por meio do qual se encontra grupos em conjuntos de

[2] https://michaelis.uol.com.br/, acessado em março de 2020

dados, e trata-se de uma área do conhecimento muito ampla que é estudada por diferentes comunidades científicas. Nas literaturas de reconhecimento de padrões e de inteligência artificial, o agrupamento é um tipo de aprendizado não supervisionado (JAIN; DUBES, 1988). Neste tipo de aprendizado, não existem dados rotulados disponíveis.

Esta Seção apresenta uma revisão bibliográfica dos conceitos fundamentais de agrupamento de dados. A Subseção 2.2.1 aprofunda o assunto de medidas de similaridade e discute o impacto da escolha de uma determinada medida para o agrupamento de documentos de texto. A Subseção 2.2.2 aborda algumas maneiras de desempenhar a tarefa de agrupamento. Finalmente, a Subseção 2.2.3 apresenta formas objetivas de avaliar a qualidade dos agrupamentos obtidos tanto quando existe um agrupamento de referência quanto quando uma referência não está disponível.

2.2.1 Medidas de similaridade

A subjetividade na determinação da semelhança entre dois objetos faz com que a escolha de uma medida de similaridade seja um grande desafio no processo de agrupamento de dados. Esta escolha será dependente da finalidade esperada do agrupamento, e como não existem rótulos para os objetos de estudo neste processo, a determinação de um critério objetivo para estabelecer o quão eficiente é o uso de uma medida de similaridade impõe um grande desafio.

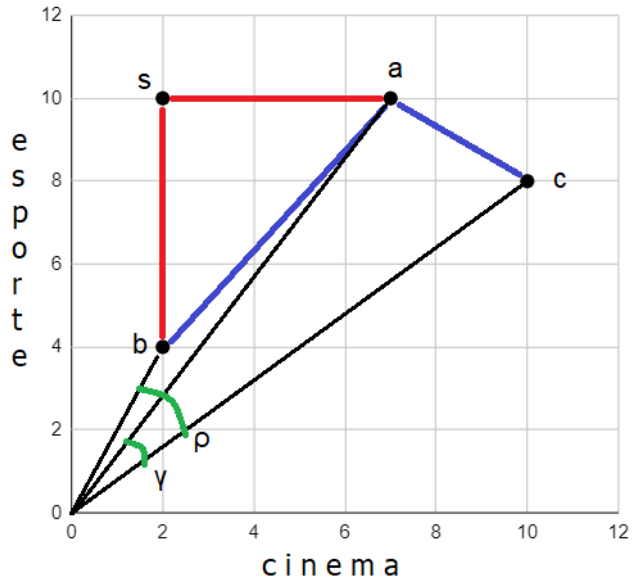
Strehl, Ghosh e Mooney (2000) e Huang (2008) estudaram o efeito de diferentes métricas de similaridade em documentos de texto, e ambos concluíram que elas possuem especificidades frente à qualidade dos grupos que geram. É de particular interesse a comparação entre a distância euclidiana e a similaridade de cosseno, na qual conclui-se que a última é mais adequada, devido a maneira como os documentos de textos são dispostos quando representados como vetores de características extraídas das palavras que os compõem. Estes estudos concluem ainda que os resultados obtidos com a similaridade de cosseno são comparáveis àqueles obtidos pelas medidas *distância de jaccard* (JACCARD, 1901), *correlação de pearson*, como aplicada em Sedgwick (2012), e *entropia relativa*, como definida em Bigi (2003), e apresenta propriedades desejáveis como ser invariante à escala das características e retornar um valor no intervalo [0,1] quando os vetores não possuem valores negativos, e [-1,1] caso possuam. Sendo assim, justificaremos o uso da similaridade de cosseno comparando seu funcionamento com o funcionamento da distância euclidiana como medidas de similaridade de documentos de texto. Para fazê-lo, é necessário compreender as definições formais de métrica, da distância euclidiana e da similaridade de cosseno.

Sejam $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ dois vetores, e seja $d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ a distância entre eles. Diz-se que $d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ é uma métrica se, e somente se $d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ respeitar as seguintes condições (HUANG, 2008):

1. $d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \geq 0$
2. $d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = 0 \iff \mathbf{a} = \mathbf{b}$
3. $d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = d(\mathbf{b}, \mathbf{a})$
4. $d(\mathbf{a}, \mathbf{c}) \leq d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) + d(\mathbf{b}, \mathbf{c})$

A distância euclidiana é uma métrica que mede o quão distantes entre si dois objetos estão no espaço euclidiano por meio do segmento de linha reta entre eles. Se $\mathbf{a} = [a_1, a_2] = [7, 10]$, $\mathbf{b} = [b_1, b_2] = [2, 4]$ e $\mathbf{c} = [c_1, c_2] = [10, 8]$ forem documentos de texto em espaço euclidiano representados com base na quantidade de palavras que os compõem e que estão associadas ao assunto *esporte* ou ao assunto *cinema*, então as distâncias euclidianas entre $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ e entre $\mathbf{a}$ e $\mathbf{c}$ são ilustradas pelas linhas azuis na Figura 2.

Figura 2 – *Documentos de textos em espaço euclidiano.*



Os pontos $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ são vértices do triângulo abs. O espaço entre $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ é dado pela hipotenusa $\bar{ab}$, cujo cumprimento é $\sqrt{\bar{as}^2 + \bar{bs}^2}$. Sabendo que $\bar{as} = |a_1 - b_1|$ e que $\bar{bs} = |a_2 - b_2|$, temos que $\bar{ab} = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2}$. É possível generalizar esta fórmula para calcular a distância entre dois pontos num espaço n-dimensional:

$$d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + ... + (a_n - b_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (a_i - b_i)^2}. \tag{2.1}$$

Pode-se usar a distância euclidiana como medida de similaridade, de maneira que quanto mais próxima de zero for a distância euclidiana entre dois pontos, mais similares eles são. Uma característica importante da distância euclidiana é que a escala das dimensões

afeta o quanto cada dimensão influencia no valor final calculado, o que demanda cuidado no tratamento dos dados caso ela seja escolhida como medida de similaridade.

A distância de cosseno é o cosseno do ângulo entre dois vetores de mesma base. A magnitude $||\mathbf{v}||$ de um vetor $\mathbf{v}$ é o módulo da soma de seus n componentes, ou seja, $\sqrt{\sum_{i=1}^{n} v_i^2}$. O produto interno de dois vetores $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ é denotado por $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$ e é calculado como a sua magnitude multiplicada pelo cosseno do ângulo entre eles, ou seja, $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = ||\mathbf{a}|| \, ||\mathbf{b}|| \cos(\theta)$. Portanto, a similaridade de cosseno pode ser escrita como:

$$s(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{||\mathbf{a}||||\mathbf{b}||} = \frac{\sum_{i=1}^{n} a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} {a_i}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} {b_i}^2}} \tag{2.2}$$

Dado que $\cos(0) = 1$, dois vetores são considerados idênticos se o ângulo entre eles for 0. Note que caso os vetores tenham magnitudes diferentes, a similaridade de cosseno não pode ser considerada uma métrica por desrespeitar a segunda condição. A distância de cosseno possui a vantagem de desconsiderar a magnitude dos vetores ao computar o quão distantes eles são, e essa é uma característica desejável quando se compara documentos de texto.

Ao observar a similaridade entre os pontos pela ótica da distância euclidiana (evidenciada pelas linhas azuis na Figura 2), fica evidente que $\mathbf{a}$ e $\mathbf{c}$ formam o par mais similar. Já pela ótica da similaridade de cosseno (evidenciada pelos arcos verdes), $\mathbf{a}$ e $\mathbf{b}$ são mais similares, já que o ângulo entre eles é $\rho - \gamma$ e que $\cos(\rho - \gamma) > \cos(\rho)$ e $\cos(\rho - \gamma) > \cos(\gamma)$. A distância euclidiana indica que $\mathbf{a}$ e $\mathbf{c}$ estão mais próximos entre si porque a magnitude destes vetores é mais parecida dado que a quantidade de palavras dos documentos é similar. Segundo a similaridade de cosseno, são mais similares aqueles documentos cuja *proporção* entre os assuntos de palavras é mais similar, mesmo que eles tenham tamanhos diferentes. No entanto, caso a magnitude dos vetores seja a mesma, as medidas possuem uma relação linear.

A escolha da medida de similaridade ideal pode variar a depender do domínio do problema que se deseja resolver, mas conforme o exposto nesta subseção, a literatura aponta para o uso da similaridade de cosseno como uma medida útil para computar a similaridade entre documentos de texto (STREHL; GHOSH; MOONEY, 2000), (HUANG, 2008), e trabalhos recentes nos quais são usadas representações textuais vetoriais e densas continuam a fazê-lo, como visto em Mikolov et al. (2019), Dai, Olah e Le (2015), Wang et al. (2017) e Hartmann et al. (2017).

2.2.2 Algoritmos de agrupamento

A intuição por trás dos algoritmos de agrupamento é relativamente simples: basta comparar os objetos de estudo com os outros objetos, e se eles forem próximos o suficiente,

eles devem ficar no mesmo grupo. A prática do processo, no entanto, implica em administrar diversos fatores, como a quantidade ideal de grupos ou o que são bons e maus grupos. Outros fatores que devem ser levados em consideração na escolha do método são a escalabilidade, o formato dos grupos que ele gera, a possibilidade de ter um objeto em mais que um grupo e a flexibilidade do método frente a diferentes medidas de similaridade.

Os algoritmos de agrupamento hierárquico consistem em métodos para transformar a matriz de distância de um grupo de objetos em um conjunto de agrupamentos aninhados (JAIN; DUBES, 1988). Esse aninhamento fornece uma estrutura de hierarquia entre os grupos, de maneira que informações relevantes sobre a estrutura dos dados agrupados possam ser evidenciadas. A intuição por trás destes algoritmos é a de que ao se calcular a distância entre um objeto e todos os outros, aquele par de objetos mais próximos são então considerados um único objeto, e então o processo se repete até que um critério de parada seja atingido. Este critério de parada depende do sentido pelo qual se inicia o cálculo das distâncias. Na abordagem aglomerativa, inicia-se com cada objeto em um grupo, e a cada etapa um par de grupos é unido. Enquanto que na divisiva inicia-se com um grupo contendo todos os objetos, e em cada etapa um grupo é dividido. A abordagem aglomerativa é a mais usual. Karypis, Kumar e Steinbach (2000) apresentam os passos abaixo para ilustrar o agrupamento hierárquico aglomerativo:

Algoritmo 1 Agrupamento Hierárquico Aglomerativo

1: crie um grupo para cada objeto
2: atribua um, e somente um objeto a cada grupo, de maneira que cada objeto esteja em um grupo e cada grupo tenha um objeto
3: **enquanto** houver mais que um grupo **faça**
4: compute a distância entre todos os pares de grupos, ou seja, calcule a matriz de distância cuja ij-ésima entrada dá a distância entre o i-ésimo e o j-ésimo grupo
5: una os dois grupos menos distantes
6: **fim enquanto**

Como mencionado anteriormente, é necessário criar uma maneira de calcular a distância entre grupos de objetos, e é aqui que reside uma grande diferenciação entre os métodos de agrupamento hierárquico (AGGARWAL; ZHAI, 2012). No método de *ligação única* (do inglês: *single-linkage*), a distância entre dois grupos é a menor distância entre quaisquer pares de objetos nestes grupos. Já no método de ligação completa (do inglês: *complete-linkage*), a distância entre dois grupos é a maior distância encontrada entre dois objetos de grupos diferentes. Existem diversas outras maneiras de computar a distância entre grupos de objetos. A escolha do método pode afetar sensivelmente os resultados do processo de agrupamento de documentos de texto (AGGARWAL; ZHAI, 2012), e tanto a alta complexidade computacional de alguns métodos quanto a baixa qualidade de agrupamento de documentos de texto demonstrada por Karypis, Kumar e Steinbach (2000) fomentam o estudo de outras abordagens para o agrupamento de documentos.

Nassif e Hruschka (2011) concluem que apesar de os métodos hierárquicos apresentarem bons resultados no agrupamento de documentos, o k-médias inicializado adequadamente apresenta resultados melhores.

O algoritmo k-médias (MACQUEEN et al., 1967) é um método de particionamento que representa um grupo de objetos como o ponto médio, ou centroide, dos objetos de um determinado grupo. Diferente do agrupamento hierárquico, o uso do k-médias implica em definir *a priori* o número de grupos que se deseja obter. O algoritmo divide o conjunto de dados nestes k grupos minimizando a distância entre os elementos do grupo e seu centroide. Devido à facilidade de implementação, à sua eficiência computacional e à relativa interpretabilidade, este algoritmo é muito presente na literatura de descoberta de conhecimento em bancos de dados e de análise multivariada (AGGARWAL; ZHAI, 2012). Formalmente, seja $\mathcal{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, ..., \mathbf{x}_n\}$ um conjunto de n objetos, seja $\mathcal{C} = \{c_1, c_2, ..., c_k\}$ um conjunto de k grupos, e seja $\mu_k = \frac{1}{|\mathcal{C}_k|} \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{C}_k} \mathbf{x}_i$ a média dos objetos no grupo c_k. Pode-se definir o objetivo do k-médias como minimizar a função:

$$J(C) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{\mathbf{x}_i \in c_k} ||\mathbf{x}_i - \mu_k||^2. \tag{2.3}$$

Seu processo de otimização pode ser definido por três etapas: *inicialização*, *atribuição* e *atualização*. Na etapa de *inicialização*, são definidos os k centroides. É sabido que os resultados do algoritmo são muito sensíveis às condições iniciais. Diferentes estudos apresentam soluções para este problema, como o uso do agrupamento hierárquico para a determinação dos centroides (MILLIGAN, 1980), a criação de um processo global de otimização para definição dos centroides iniciais (LIKAS; VLASSIS; VERBEEK, 2003) ou sucessivas execuções da inicialização aleatória. Pena, Lozano e Larranaga (1999) discutem quatro métodos de inicialização, e sugerem que o método de escolha aleatória e o método de Kauffman (ROUSSEEUW; KAUFMAN, 1990) apresentam os melhores resultados, sendo que este último se mostra o mais adequado em termos de qualidade dos grupos resultantes. Na etapa de *atribuição*, a distância entre cada objeto e cada centroide é calculada, e então os objetos são atribuídos ao grupo cuja distância com o centroide é a menor.

Karypis, Kumar e Steinbach (2000) comparam o método hierárquico aglomerativo com duas variantes do algoritmo k-médias e concluem que a variante deste último que implementa bisseção dos dados apresenta resultados iguais ou superiores ao método hierárquico para agrupar documentos. Além disso, afirmam que este apresenta complexidade computacional quadrática enquanto o k-médias apresenta complexidade computacional linear. Assim, é comum que os algoritmos hierárquicos sejam usados para contornar limitações ou melhorar os resultados do k-médias e suas variantes.

No contexto de agrupamento de documentos de texto representados como vetores de características extraídas de suas palavras, o uso da distância euclidiana pode parecer uma

escolha evidente, mas como discutido na Subseção 2.2.1, documentos com muitas palavras podem gerar vetores com magnitude muito grande, o que os afasta, no espaço euclidiano, de documentos com conteúdo parecido porém com quantidades de palavras diferentes. A fim de mitigar este problema, Dhillon e Modha (2001) sugerem o uso da distância euclidiana das projeções dos vetores que representam os documentos com magnitude normalizada, de maneira que a magnitude de todos os vetores seja 1. Comumente, refere-se a esta transformação como esfera unitária (do inglês: *unit sphere*), e aplicar distância euclidiana como medida de distância é equivalente a aplicar a distância de cosseno (BUCHTA et al., 2012). Esta modificação do k-médias é denominada k-médias esférico (do inglês: *spherical k-means*), cujo objetivo é minimizar $\sum_{c_k \in C} \sum_{\mathbf{x}_i \in c_k} (1 - |\cos(\mathbf{x}_i, \mu_k)|)$.

A literatura aponta que o uso do k-médias esférico apresenta melhores resultados que a versão clássica do algoritmo na tarefa de agrupamento de documentos de texto, como visto em Lakshmi e Balakrishna (2016) e Zhong e Ghosh (2003), e isso se dá devido às propriedades da distância de cosseno que são desejáveis nesta tarefa. Pesquisadores seguem estudando maneiras de melhorar o desempenho computacional e de desenvolver outras propriedades desejáveis para o algoritmo, como visto em Kim, Kim e Cho (2020), Li et al. (2019) e Tunali, Bilgin e Camurcu (2016), o que justifica seu uso em trabalhos no contexto de recuperação de informação e organização automática de documentos.

O k-médias requer a determinação do número k de grupos nos quais os dados devem ser divididos, o que fomenta o interesse no uso de um algoritmo que determine o número de grupos automaticamente sem limitar o formato que estes grupos podem assumir. É de interesse também o desenvolvimento de algoritmos que não associam *todos* os objetos a algum grupo, ou seja, que sejam capazes de lidar com ruídos nos dados.

A fim de endereçar essas limitações, o DBSCAN (*density-based spatial clustering of applications with noise*, ou agrupamento espacial baseado em densidade de aplicações com ruído) foi proposto por Ester et al. (1996). Seus autores afirmam que a capacidade humana de reconhecer grupos de objetos reside na capacidade de identificar a densidade no entorno destes objetos. Assim, grupos diferentes são separados no espaço por áreas de menor densidade. O DBSCAN se baseia na ideia de que, no entorno de um objeto delimitado por uma esfera, deve-se ter um número mínimo de outros objetos para que estes eles sejam considerados como pertencentes a uma região densa e, como consequência, a um mesmo grupo. Caso contrário, o objeto é considerado um ruído e não é atribuído a nenhum grupo.

Formalmente, seja $\mathcal{X}$ o conjunto dos objetos de estudo, e seja $N_{Eps}(\mathbf{p})$ a vizinhança esférica de um ponto $\mathbf{p} \in \mathcal{X}$ que é dada por $N_{Eps}(\mathbf{p}) = \{\mathbf{b} \in \mathcal{X} | d(\mathbf{p}, \mathbf{b}) \leq Eps\}$, sendo que $d(\mathbf{p}, \mathbf{b})$ é a distância euclidiana entre $\mathbf{p}$ e $\mathbf{b}$ e Eps é o raio da esfera. Sempre que o número de pontos de $N_{Eps}(\mathbf{p})$ for maior ou igual a $MinPts$, o ponto $\mathbf{p}$ é rotulado como *core point*. Caso $\mathbf{p}$ não seja um *core point* mas pertença à vizinhança de algum *core point*, então $\mathbf{p}$ é

rotulado como *border point*. Caso contrário, **p** é rotulado como *noise point*. Todos os *core points* que pertencerem à vizinhança de outros *core points*, bem como seus respectivos *border points*, fazem parte do mesmo grupo. Os passos abaixo ilustram o funcionamento do algoritmo:

Algoritmo 2 DBSCAN

```
1: rotule todos os pontos com o rótulo não visitado
2: para cada p ∈ 𝒳 faça
3:     se o rotulo de p for não visitado e |N_Eps(p)| ≥ MinPts então
4:         crie um grupo c_p e adicione p a esse grupo.
5:         rotule p com o rótulo core point
6:         para cada q ∈ N_Eps(p) faça
7:             se |N_Eps(q)| ≥ MinPts então
8:                 rotule q com o rótulo core point
9:             senão
10:                rotule q com o rótulo border point
11:            fim se
12:            adicione q ao grupo c_p
13:        fim para
14:    senão
15:        rotule p com o rótulo noise point
16:    fim se
17: fim para
```

O DBSCAN requer a determinação de valores adequados para $MinPts$ e Eps, e os autores propõem uma heurística capaz de determinar os valores mas adequados por meio da análise da distribuição da densidade dos objetos, que é calculada com base nas diferentes quantidades de objetos entre um objeto qualquer e seu k-ésimo vizinho mais próximo. Arlia e Coppola (2001) e Gaonkar e Sawant (2013) apresentam maneiras de selecionar o valor de Eps automaticamente, esforço este que é expandido por trabalhos mais abrangentes, que objetivam escolher dinamicamente tanto Eps quanto $MinPts$, como visto em Zhou, Wang e Li (2012), Karami e Johansson (2014) e Lai et al. (2019).

Na implementação apresentada por Ester et al. (1996), os autores afirmam que a complexidade de tempo de execução do algoritmo é $O(n \cdot \log(n))$. Gan e Tao (2015), no entanto, afirmam que na realidade o tempo de execução do algoritmo é da ordem de $O(n^2)$. Schubert et al. (2017) visitam os argumentos apresentados por Gan e Tao (2015) e clarificam que o cálculo da complexidade do algoritmo não é trivial pois fatores como o parâmetro Eps, a função de distância e a técnica de indexação e recuperação dos objetos de $\mathcal{X}$ têm um fator relevante na complexidade, e concluem que o pior caso do algoritmo é de fato $O(n^2)$ mas que seus experimentos mostraram que o DBSCAN é tão bom quanto os métodos apresentados por Gan e Tao (2015). Já Kriegel et al. (2011) afirmam que o DBSCAN pode ser implementado com complexidade $O(n \cdot \log(n))$ caso estruturas de indexação apropriadas sejam implementadas. Portanto, considerando uma implementação

apropriada, o algoritmo pode ser considerado em problemas com grandes conjuntos de dados, apesar de ser mais custoso computacionalmente do que o k-médias.

2.2.3 Avaliação de agrupamentos

Considera-se que um processo de agrupamento foi bem sucedido quando os grupos formados por ele fazem com que os objetos dentro de um grupo sejam mais similares entre si do que quando comparados com objetos de outros grupos. No entanto, além das questões técnicas já discutidas ao longo da Subseção 2.2.1, o objetivo da tarefa de agrupamento também deve ser levado em conta.

A interpretação humana dos resultados é importante, mas ela pode não ser viável se depender da inspeção minuciosa de cada objeto em cada grupo, especialmente no caso de um volume de dados muito grande. A inspeção visual dos resultados auxilia na análise humana, mas é particularmente desafiadora em conjuntos de dados com muitas dimensões. Neste cenário, técnicas de redução de dimensionalidade podem ser úteis, mas elas não endereçam os agravantes derivados do fato de que pessoas diferentes podem interpretar o mesmo resultado de maneiras muito distintas, além da possível ausência de capital humano qualificado para a avaliação subjetiva.

Finalmente, a definição dos melhores parâmetros para os algoritmos de agrupamento em um determinado conjunto de dados também requer uma análise objetiva. Estes desafios fazem com que medidas genéricas e objetivas da qualidade de agrupamentos sejam empregadas no estudo.

Rand (1971) argumenta que, de maneira geral, um método objetivo de avaliação de agrupamento leva em conta que em um processo de agrupamento cada ponto é atribuído a algum grupo, que os grupos são definidos tanto pelos pontos que os compõem quanto pelos pontos que não fazem parte deles, e que todos os pontos são de igual importância para a determinação dos grupos. Apesar da existência de métodos que atribuem um objeto a mais que um grupo ao mesmo tempo ou que consideram uma parte dos objetos como ruído nos dados e não os atribuem a nenhum grupo, as duas últimas premissas estão presentes em muitos métodos de agrupamento empregados por pesquisadores de diferentes áreas do conhecimento. De maneira geral, existem dois grandes cenários de avaliação: um quando os dados estão rotulados e outro quando não estão (ARBELAITZ et al., 2013).

Quando existem rótulos para os objetos de estudo o processo de avaliação é também chamado de *validação extrínseca*, e consiste em determinar se os grupos formados são compostos por objetos de mesmo rótulo. Ou seja, dado o conjunto de objetos $\mathcal{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, ..., \mathbf{x}_n\}$, e seja $\mathcal{U} = \{\mathcal{U}_1, \mathcal{U}_2, ..., \mathcal{U}_p\}$ uma partição de $\mathcal{X}$ em p grupos gerados por meio dos rótulos dos elementos de $\mathcal{X}$, e $\mathcal{V} = \{\mathcal{V}_1, \mathcal{V}_2, ..., \mathcal{V}_q\}$ uma partição de $\mathcal{X}$ em q grupos gerados por meio de um processo de agrupamento dos objetos, as possibilidades de

se permutar $x_i, x_j \in \mathcal{U}, \mathcal{V}$ nos diferentes grupos destas duas partições são:

- (a) x_i e x_j fazem parte do mesmo grupo tanto em $\mathcal{U}$ quanto em $\mathcal{V}$.
- (b) x_i e x_j fazem parte de grupos diferentes tanto em $\mathcal{U}$ quanto em $\mathcal{V}$.
- (c) x_i e x_j fazem parte de grupos diferentes em $\mathcal{U}$ e do mesmo grupo em $\mathcal{V}$.
- (d) x_i e x_j fazem parte do mesmo grupo em $\mathcal{U}$ e de grupos diferentes em $\mathcal{V}$.

Assim, o índice de *Rand* R que mede a corretude do processo de agrupamento proposto por Rand (1971) se dá por:

$$R = \frac{(a) + (b)}{(a) + (b) + (c) + (d)}.$$

O resultado do índice de *Rand* varia entre 0 e 1, onde 1 indica que $\mathcal{U}$ e $\mathcal{V}$ agrupam todos os pares de maneira equivalente, enquanto que 0 indica que $\mathcal{U}$ e $\mathcal{V}$ não agrupam nenhum par de maneira equivalente. Um dos problemas do índice de *Rand* é que, conforme cresce o número de grupos, cresce também a probabilidade de que um par de elementos esteja em grupos diferentes em ambas as partições. Isso faz com que quanto maior for o número de grupos, maior a probabilidade de se observar valores grandes no índice, mesmo quando os grupos são gerados aleatoriamente.

Uma maneira de resolver este problema é ajustar o índice pela chance, e segundo Milligan e Cooper (1986), o método índice de *Rand* ajustado como proposto em Hubert e Arabie (1985) é o mais recomendado na pesquisa científica. Este índice ajustado deriva da tabela de contingência (Tabela 2) de $\mathcal{U}$ e $\mathcal{V}$ cujo valor de intersecção representa o número de objetos em comum entre $\mathcal{U}$ e $\mathcal{V}$:

Tabela 2 – *Tabela de contingência de* $\mathcal{U}$ *e* $\mathcal{V}$

	$\mathcal{V}_1$	$\mathcal{V}_2$	$\cdots$	$\mathcal{V}_q$	$\sum$
$\mathcal{U}_1$	n_{11}	n_{12}	$\cdots$	n_{1q}	a_1
$\mathcal{U}_2$	n_{21}	n_{22}	$\cdots$	n_{2q}	a_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$\mathcal{U}_p$	n_{p1}	n_{p2}	$\cdots$	n_{pq}	a_p
$\sum$	b_1	b_2	$\cdots$	b_q	

A fórmula do índice *Rand* ajustado *ARI* (do inglês: *Adjusted Rand Index*) é dada por:

$$ARI = \frac{\sum_{ij} \binom{n_{ij}}{2} - [\sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2}]/\binom{n}{2}}{\frac{1}{2}[\sum_i \binom{a_i}{2} + \sum_j \binom{b_j}{2}] - [\sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2}]/\binom{n}{2}}.$$

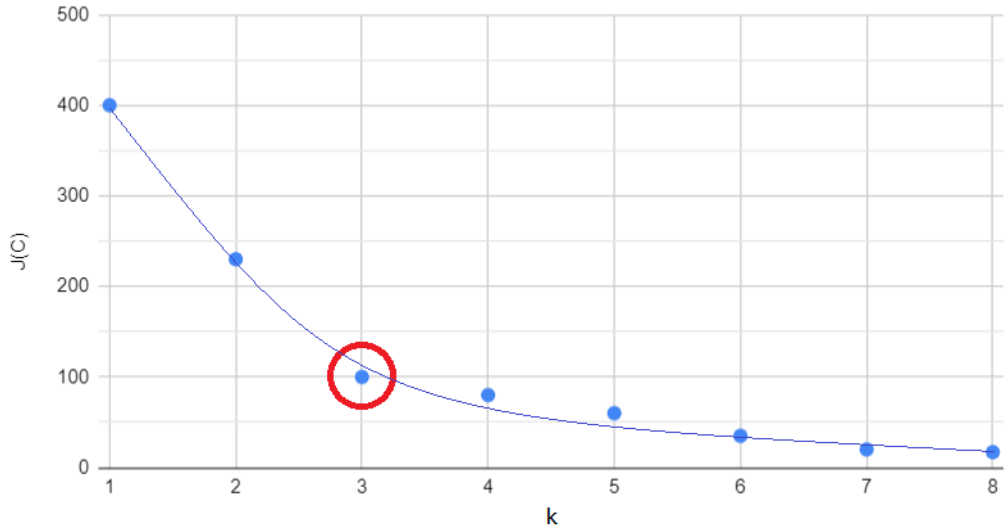
O *ARI* retorna um resultado próximo de zero quando a similaridade entre os dois grupos é próxima daquela obtida caso os objetos fossem aleatoriamente dispostos nos grupos de $\mathcal{U}$ e $\mathcal{V}$. Caso ambas as partições *concordem* completamente, o valor de *ARI* será 1.

Quando não existem rótulos para os objetos de estudo, duas características dos grupos encontrados são levadas em consideração na avaliação da qualidade do agrupamento (RENDÓN et al., 2011): a compacidade e a separabilidade dos grupos. A compacidade mede quão similares os objetos de um mesmo grupo são entre si, portanto espera-se que quanto mais compacto um grupo, menor a variância das características dos objetos que o compõem. Já a separabilidade mede a diferença entre os grupos, e espera-se que em um agrupamento com alta separabilidade, a distância entre grupos seja maior do que aquela observada em agrupamentos com baixa separabilidade. Maneiras de medir distâncias entre grupos foram discutidas em na Subseção 2.2.2.

Quando não se tem validação externa, um dos grandes desafios na interpretação de uma boa medida de qualidade de agrupamento está nas conclusões que se pode tirar do número obtido no processo de avaliação. Para comparar o resultado relativo de diferentes abordagens, é desejável que as métricas de avaliação possuam limites superiores e inferiores que representem sucesso e fracasso, de maneira que se possa avaliar a extensão da qualidade obtida para que a escolha do método seja pautada em um critério objetivo.

Tomemos como exemplo a função objetivo do método k-médias discutida na Subseção 2.2.2. O objetivo do algoritmo é minimizar $J(C)$, que representa a soma das distâncias de cada objeto de um grupo para o centroide deste grupo. Para $k = |C| = n$, ou seja, quando o número de grupos for igual ao número de objetos no processo de agrupamento, a distância de cada objeto para seu centroide é 0, pois cada objeto é o centroide de seu grupo. Conforme se diminui o número de grupos, espera-se portanto que o valor de $J(C)$ aumente. $J(C)$ deve ter seu valor máximo quando $k = |C| = 1$, mas esse valor pode ser maior ou menor a depender da característica dos objetos estudados, o que faz com que seja difícil usá-lo para comparar a eficiência de diferentes algoritmos de agrupamento. Apesar disso, este método é útil na determinação do parâmetro k do algoritmo k-médias, pois quando se observa pouca variação em $J(C)$ ao aumentar k, pode-se concluir que não há melhora significativa na compacidade dos grupos encontrados. A definição do que é uma melhora significativa, no entanto, ainda tem um aspecto de subjetividade, portanto é comum a inspeção visual como mostrado na Figura 3, em que os valores $k > 3$ fornecem reduções marginais decrescentes de $J(C)$. Assim, este parece ser um número de grupos adequado quando o problema é analisado desta maneira. Este método de avaliação é chamado de *cotovelo* (do inglês: *elbow*), que recebe este nome pois escolhe-se o valor de k que forma um cotovelo no gráfico da variação de $J(C)$ explicada como uma função dos valores de k.

Figura 3 – *Escolha do número de grupos pela análise do cotovelo*



Ao considerar a distância euclidiana como critério de similaridade entre objetos, $J(C)$ avalia a compacidade dos grupos assumindo que eles possuem um formato circular, conforme discutido na Subseção 2.2.1. Esta restrição pode levar a resultados pouco confiáveis na avaliação de processos de agrupamento executados por algoritmos que não se baseiam na distância euclidiana, ou em bases de dados cuja geometria dos grupos não é compatível com a geometria de $J(C)$. A fim de minimizar este problema, Rousseeuw (1987) propõe de maneira muito didática o popular método da silhueta. Intuitivamente, a ideia por trás do algoritmo é a de apresentar, com apenas uma única estatística, o quão bem agrupado está cada objeto de estudo. Formalmente, seja $\mathcal{U} = \{\mathcal{U}_1, \mathcal{U}_2, ..., \mathcal{U}_k\}$ uma partição de k grupos de $\mathcal{X}$. Se um processo de agrupamento atribui $\mathbf{x}_i$ ao grupo $\mathcal{U}_m$, e existe mais que um objeto em $\mathcal{X}$, então dizemos que $a(\mathbf{x}_i)$ é a distância média de $\mathbf{x}_i$ para todos os outros objetos do grupo $\mathcal{U}_m$ ao qual $\mathbf{x}_i$ pertence. Para qualquer outro grupo $\mathcal{U}_j \in \mathcal{U}$ para $j \neq m$, $d(\mathbf{x}_i, \mathcal{U}_j)$ é a distância média entre o objeto $\mathbf{x}_i$ e todos os objetos do grupo $\mathcal{U}_j$. Sendo $b(\mathbf{x}_i) = min\{d(\mathbf{x}_i, \mathcal{U}_j) | j \in \{1 \dots k\}, j \neq m\}$, então a silhueta $s(\mathbf{x}_i)$ do objeto $\mathbf{x}_i$ é dada por:

$$s(\mathbf{x}_i) = \frac{b(\mathbf{x}_i) - a(\mathbf{x}_i)}{max\{a(\mathbf{x}_i), b(\mathbf{x}_i)\}}.$$

Dado que $-1 \leq s(\mathbf{x}_i) \leq 1$, o valor máximo e positivo de $s(\mathbf{x}_i)$ acontece quando $b(\mathbf{x}_i) > 0$ e $a(\mathbf{x}_i) = 0$, ou seja, $\mathbf{x}_i$ é idêntico aos objetos do seu grupo, e diferente dos objetos de outros grupos. Inversamente, $s(\mathbf{x}_i) = -1$ quando $\mathbf{x}_i$ é idêntico aos objetos dos outros grupos, e diferente dos objetos do grupo ao qual pertence. Assim, quanto mais próximo de 1 for o valor de $s(\mathbf{x}_i)$, maior a qualidade da atribuição do i-ésimo objeto ao seu grupo. Para que $s(\mathbf{x}_i)$ seja próximo de zero, $a(\mathbf{x}_i)$ e $b(\mathbf{x}_i)$ devem ter valores similares, cenário no

qual a atribuição mais correta para $\mathbf{x}_i$ é incerta. $s(\mathbf{x}_i)$ apresenta uma peculiaridade caso haja apenas um objeto no grupo de $\mathbf{x}_i$, pois neste caso $a(\mathbf{x}_i) = 0$. Por isso, convenciona-se que para este caso $s(i) = 0$.

Diferentes estudos concluem que a silhueta é uma medida de validação interna adequada para avaliar os processos de agrupamento, como pode ser visto em Vendramin, Campello e Hruschka (2010), Xiong e Li (2013), Moulavi et al. (2014), Rendón et al. (2011) e Tomasini et al. (2016), pois além de apresentar resultados melhores, ela é capaz de fornecer uma maneira de avaliar tanto individualmente os objetos quanto grandes grupos de objetos por meio de estatísticas como média, mediana e moda de seus valores. Apesar disso, o método requer que a distância entre todos os objetos seja calculada, o que faz com que seu tempo de execução seja da ordem de $O(n^2)$. Hruschka, Castro e Campello (2004) propõem a silhueta simplificada como uma das medidas de validação internas usada em seu trabalho, medida essa que altera $d(\mathbf{x}_i, \mathcal{U}_j)$ de maneira que seja calculada como a distância de $\mathbf{x}_i$ até o centroide de $\mathcal{U}_j$, e Wang et al. (2017) concluem que a versão simplificada apresenta resultados competitivos com performance computacional superior.

Segundo Rendón et al. (2011), as medidas de validação interna produzem os melhores resultados em avaliar se o agrupamento foi bem sucedido em capturar a estrutura dos dados. No entanto, quando se quer descobrir se um processo de agrupamento pode criar grupos que estejam em conformidade com um determinado conjunto de rótulos, a melhor medida interna pode não representar a melhor solução para o problema, o que faz necessária a análise tanto de medidas internas quanto externas, ou avaliações subjetivas por meio de um especialista de domínio.

2.3 Direito e as ciências exatas

A definição de *jurimetria* que, no melhor do nosso conhecimento, é a pioneira, define o termo como uma área do conhecimento que estuda a aplicação de teorias e ferramentas de Estatística e Computação em prol da previsibilidade do Direito. Esta definição do termo remonta ao final dos anos 40 e início dos anos 50, quando Loevinger (1948) publicou seu longo artigo no qual discorre sobre seu assombro pela dificuldade de acesso ao Direito e pelo debate acadêmico sobre a definição do que é a lei.

Em sua leitura sobre a cronologia deste debate, Loevinger (1948) relembra os primórdios da justiça instanciados no código de Hamurabi, passa pela lógica aristotélica e pelos trabalhos filosóficos sobre a origem da lei desenvolvidos ao longo da história, principalmente na Europa ocidental e na América do Norte. Loevinger conclui que apesar da sua extensão, pouca foi a contribuição deste debate para o transporte de informação pertinente. Afirma ainda que as ciências sociais tendiam a usar de fatos para justificar um ponto de vista previamente estabelecido, o que segundo ele, iria de encontro àquela

prática da verdadeira ciência, na qual se usa das evidências, de dados e fatos para só então depois se formar uma teoria sobre o assunto estudado. E é com base neste suposto *modus operandi* das ciências sociais, e em especial do Direito, que Loevinger faz a conexão desta disciplina com os métodos quantitativos supracitados como meios para mudar o estudo da disciplina.

O termo *jurisprudência* refere-se ao conjunto de decisões jurídicas tomadas sobre um determinado assunto (FRANÇA, 1971). Loevinger, no entanto, define jurisprudência como um exercício de mera especulação sobre o funcionamento das leis, e argumenta que para que o ser humano dê o próximo passo no sentido do progresso, a prática da lei precisa deixar de ser feita por meio da jurisprudência e passar a ser feita por meio da jurimetria. Propõe, então, que os métodos estatísticos e matemáticos sejam empregados em questões que vão do comportamento das testemunhas, juízes e legisladores ao estudo da linguagem e da comunicação jurídicas. O termo ganhou relevância acadêmica e, em 1959, o periódico *Modern Uses of Logic in Law* passou a ser publicado pela *American Bar Association*. Em 1966, mudou de nome para *Jurimetrics Journal* e, em 1978, passou a se chamar *Jurimetrics: The Journal of Law, Science, & Technology*, nome da publicação no período da redação desta dissertação.

Desde a publicação de Loevinger (1948), diversos trabalhos científicos publicados estudam questões relacionadas ao Direito empregando métodos quantitativos sem necessariamente citar o termo jurimetria (ASH; CHEN, 2018; MANDAL et al., 2017; SUGATHADASA et al., 2018). Mesmo a Conferência Internacional de Inteligência Artificial e Direito (*ICAIL, do inglês: International Conference on Artificial Intelligence and Law*) não cita o termo no seu texto de apresentação. Assim, apesar da definição proposta por Loevinger ser adequada ao se referir a estes trabalhos, é possível que a a comunidade científica das ciências exatas não tenha convergido para o uso do termo, o que pode dificultar a recuperação de pesquisas dessa natureza.

Legal informatics é outro termo relevante para o estudo da aplicação de métodos quantitativos ao Direito. Biasiotti et al. (2008) definem o termo como a disciplina que lida com o uso das tecnologias da informação e comunicação (TIC) para processar informações e suportar atividades no domínio jurídico, como a criação, cognição e aplicação da lei. Esta definição mais ampla abrange qualquer tipo de tecnologia da informação, o que inclui de maneira mais fácil de se perceber os domínios científicos aos quais a definição termo se associa. Isso acontece pois no contexto de *legal informatics*, qualquer sistema computadorizado que lida com dados jurídicos atende à definição. É de particular interesse deste trabalho, no entanto, os sistemas que fazem uso de técnicas de aprendizado de máquina para a organização de grandes volumes de documentos jurídicos.

Em um estudo que visa identificar atividades jurídicas que poderiam se beneficiar de sistemas inteligentes, e considerando o estado da arte da pesquisa de inteligência

artificial, Surden (2014) argumenta que dentre as atividades legais, aquelas que envolvem recuperação da informação, predição de provável resultado de um processo legal, busca por informação implícita potencialmente útil em aberturas ou defesas de ações judiciais e classificação e agrupamento de documentos são bons candidatos para a aplicação de sistemas inteligentes. Surden (2014) conclui ainda que apesar de muitas das atividades desempenhadas por um profissional de direito requererem capacidades cognitivas que os sistemas inteligentes atuais ainda não conseguem reproduzir, as técnicas de aprendizado de máquina podem já ser capazes de produzir resultados úteis no domínio.

Surden (2014) elucida para a relevância, dentre outros tópicos, da organização automática de documentos jurídicos, que é precisamente o objetivo deste trabalho. Como pode ser visto no Capítulo 3, diversos trabalhos se propõem a endereçar problemas que encontram equivalência nas oportunidades apontadas por Surden, e dentre estes trabalhos encontram-se também trabalhos brasileiros que lidam com as questões particulares ao sistema judiciário brasileiro.

Segundo Zabala e Silveira (2014), poucos são os desdobramentos científicos relevantes de publicações tupiniquins sobre o tema aqui discutido, ainda que o interesse no assunto seja crescente. Usando o termo *jurimetria*, afirmam:

> Uma das mais destacadas atuações da jurimetria é a análise de informações organizadas em bancos de dados públicos, fundamentais para o entendimento da situação socioeconômica vigente. A organização e análise de dados proporcionam um ambiente favorável para a produção de leis coerentes, criando um alicerce comum para discussões políticas.

Para exemplificar a afirmação citada, Zabala e Silveira (2014) apresentam casos de trabalhos de análise de dados jurídicos brasileiros que tiveram impactos legais, mas apontam também que o debate político antecedeu a análise das informações sobre os temas discutidos, fato este que pode ser um empecilho para a efetiva tomada de decisão com base em dados pertinentes. Sugerem ainda que a *jurimetria* pode ser olhada de três prismas: elaboração legislativa e gestão pública, decisão judicial e instrução probatória. Esta sugestão dialoga com as oportunidades de aplicação de métodos quantitativos no direito propostas por Surden (2014), o que leva a crer que esta divisão pode ser também expandida para o domínio mais abrangente de *legal informatics*, previamente discutido nesta subseção.

A organização de documentos se enquadraria então no prisma de elaboração legislativa e gestão pública e na atividade jurídica descrita por Surden como recuperação da informação, mas entendemos que os resultados da pesquisa que visa encontrar representações e métricas de similaridades adequadas ao domínio jurídico podem também contribuir com as atividades envolvidas na predição de resultado de um processo legal, pois a escolha

do método de representação também influencia no desempenho de tarefas de classificação automática de documentos.

Trabalhos como Oliveira (2016), Castro (2017), Ravagnani (2017) e Nunes (2020) são bons exemplos de como o tema vem ganhando relevância no Brasil no domínio do Direito, disciplina essa que pode se beneficiar de avanços computacionais na representação e organização de um dos seus materiais de trabalho: os documentos que contém as informações relevantes. Eles mostram como problemas importantes do Direito podem tirar proveito de ferramentas para que os praticantes da disciplina lidem cada vez mais com os problemas pertinentes ao sistema judiciário brasileiro, abstraindo os desafios relacionados às TICs de maneira a contribuir com a execução das suas atividades. Do ponto de vista das ciências exatas aplicadas, os processos legais são uma excelente fonte de objetos de estudo, permitindo a criação de bases de dados volumosas e com complexidade variável. Parte significativa da informação jurídica disponível já possui assuntos, matérias, comarcas, magistrados e as partes envolvidas em um processo, todas disponibilizadas como dados estruturados. Além disso, os teores dos documentos possuem informação textual com redação de alto rigor qualitativo e frequentemente dotada de pouco ou nenhum erro ortográfico. Estes fatores nos levam a concluir que a exploração destes dados e suas aplicações têm um potencial acadêmico ainda pouco explorado, porém muito promissor.

3 Trabalhos Relacionados

Este capítulo está dividido da seguinte forma: a Seção 3.1 discute trabalhos que estudam o agrupamento de documentos de texto, e a Seção 3.2 discute trabalhos nos quais se aplicam técnicas de aprendizado de máquina em documentos do domínio jurídico da língua portuguesa.

3.1 Agrupamento de documentos

Em Hartmann et al. (2017), diversos algoritmos de representação numérica de palavras são treinados e comparados frente à sua utilidade em tarefas como *Part of Speech Tagging* e analogias sintáticas e semânticas. Os algoritmos foram treinados em um corpus composto por mais de um bilhão de palavras da língua portuguesa, coletado de fontes diversas como Wikipédia, Revista Mundo Estranho, textos científicos divulgados pela FAPESP, entre outros. O estudo sugere nas conclusões que não é apropriado usar analogias (semânticas ou sintáticas) para avaliar a qualidade das representações de palavras, mas que as representações geradas podem ser úteis em diversas atividades no domínio de processamento de linguagem natural.

Em Magalhães e Souza (2019), 50 notícias pertencentes a quatro categorias foram coletadas na internet, e os algoritmos de agrupamento hierárquico, k-médias e *affinity propagation* (FREY; DUECK, 2007) foram usados para agrupá-las. A representação escolhida para os documentos foi a mesma para todos os algoritmos: *bag of words* criado depois da remoção de *stopwords* e de *stemming* nas palavras restantes. A métrica de avaliação de desempenho foi o número de vezes que cada algoritmo agrupou notícias da mesma classe no mesmo grupo, critério no qual o algoritmo k-médias apresentou melhor desempenho.

Faraco et al. (2018) usa 1.849 teses e dissertações da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior como fonte de dados textuais para a tarefa de agrupamento. Os documentos são representados como vetores *tf-idf* e agrupados com a técnica k-médias. A qualidade dos agrupamentos foi avaliada qualitativamente e por amostragem, e então os nomes dos grupos foram concebidos com base no teor dos documentos que continham. O trabalho conclui que a aplicação de técnicas de agrupamento em documentos de texto apresenta a qualidade de encontrar agrupamentos não óbvios.

Afonso (2016) apresenta um sistema de agrupamento de textos em língua portuguesa composto de duas fases: indexação e agrupamento. Na fase de indexação aplica-se regras que visam extrair sintagmas nominais com o objetivo de representar o conteúdo dos documentos.

Para os termos extraídos nesta representação são atribuídos pesos *tf-idf*, que não são usados no contexto de vetores *bag of words* pois estes possuem alta dimensionalidade. Em vez disso, os autores propõem representar cada documento apenas com os termos de indexação extraídos na etapa anterior, e a justificativa para fazê-lo é o grande esforço computacional necessário em caso se opte por usar todas as ocorrências de palavras do corpus na representação individual dos documentos. Na fase de agrupamento, os vetores individuais são tratados como entrada de um algoritmo evolutivo que seleciona automaticamente o número de grupos ideal para os documentos do corpus, comparando a similaridade dos vetores que representam cada documento. Os dados usados no experimento são quatro conjuntos de artigos científicos que variam entre 60 e 120 documentos pertencentes a seis categorias no corpus de 120 elementos, cinco categorias nos corpus de 100 elementos e a 3 categorias no corpus de 60 elementos. A avaliação foi feita comparando-se o número de documentos corretamente classificados em cada grupo, sendo que a predominância de documentos em um dado grupo define o rótulo considerado correto neste grupo. O algoritmo proposto por Afonso (2016) obteve desempenho superior a no mínimo 71,7% (no maior corpus) e no máximo 97,6% (no menor corpus).

Em Aggarwal, Gates e Yu (2004) argumenta-se que agrupamentos de texto podem ser usados para simplificar a classificação de grandes conjuntos de documentos. Propõe-se o agrupamento como maneira de criação de rótulos para algoritmos de classificação, o que configura a técnica de aprendizado semi-supervisionado uma vez que a qualidade do agrupamento é medida com documentos previamente rotulados e que são incorporados às próximas etapas de treinamento, de maneira iterativa.

3.2 Domínio jurídico

Furquim e Lima (2012) analisaram o agrupamento de documentos jurídicos por meio de uma versão modificada do algoritmo de agrupamento proposto em Aggarwal, Gates e Yu (2004). As avaliações feitas por Furquim e Lima (2012) consistem de um conjunto de 1.192 documentos datados entre 2006 e 2009, representados por meio de *bag of terms and law references*, uma extensão da representação *bag of words* na qual o vocabulário é composto por 13.354 expressões extraídas de dois tesauros jurídicos: o Vocabulário Controlado Básico[1] e o Tesauro da Justiça Federal[2]. Além das expressões, as referências às leis também são consideradas parte do vocabulário. A contagem das expressões dos tesauros e as referências às leis são ponderadas com base na hierarquia em que aparecem no tesauro e com base no tipo da lei referenciada. Em seguida, os documentos foram agrupados e os centroides dos grupos foram usados para categorizar

[1] <http://biblioteca2.senado.gov.br:8991/F/?func=find-b-0&local_base=sen10>, acessado em outubro de 2020

[2] <https://www.cjf.jus.br/cjf/biblioteca/tesauro-juridico>, acessado em outubro de 2020

105 documentos. Os autores concluem que as referências às leis melhoram o desempenho da atividade de agrupamento.

O trabalho realizado por Castro et al. (2019) aborda o tema de extração de entidades nomeadas no domínio jurídico usando técnicas de aprendizado profundo cuja representação interna das palavras é feita por meio de *word embeddings*. Para tanto, foram treinados modelos baseados na arquitetura *ELMo* (PETERS et al., 2018), tanto no domínio jurídico quanto no domínio geral da língua portuguesa. O corpus do domínio jurídico foi composto por 1.305 documentos obtidos no site do Processo Judicial Eletrônico e anotados por um estudante de Direito, enquanto que o corpus geral consiste em extrações da Wikipedia e do *brwac* (BOOS et al., 2014), um compilado de extrações textuais de páginas *web* com domínio .br. Castro et al. (2019) comparam o desempenho de extração de entidades em duas representações: tradicional e *embeddings*, concluindo que o uso em conjunto não trouxe melhora quando comparado ao uso apenas da técnica tradicional no domínio geral da língua portuguesa.

Já no contexto de inteligência artificial aplicada ao setor jurídico em idiomas estrangeiros, trabalhos como Branting et al. (2019) e Castano et al. (2019) mostram como algoritmos de aprendizado de máquina contribuem para automação da explicação de decisões jurídicas. Enquanto que o primeiro apresenta o uso de redes neurais com mecanismos de atenção capazes de encontrar termos diretamente relacionados à jurisprudência, o segundo mostra uma abordagem baseada em ontologias que é capaz de relacionar o aparecimento de termos em decisões processuais com termos similares documentados em tesauros desenvolvidos por especialistas no domínio, possibilitando assim a representação automática do conhecimento jurídico contido nestes documentos.

Neste trabalho, propomos o uso de técnicas de representação de documentos como ferramentas para estudar o problema de agrupamento de decisões judiciais frente a seu assunto. Além das representações, serão avaliados também diferentes algoritmos de agrupamento de dados, sendo que o material do estudo é um corpus com 40.009 decisões jurídicas. Desta forma, este trabalho complementa os trabalhos supramencionados por:

1. trabalhar com uma grande base de dados de documentos jurídicos;
2. fornecer análises de diferentes representações de tais documentos no contexto de agrupamento e classificação.

4 Metodologia

Este capítulo detalha o corpus usado neste projeto, o Tesauro Jurídico do Supremo Tribunal Federal[1] e apresenta em detalhes o plano de trabalho.

4.1 Corpus

O Corpus é composto por 40.009 decisões de primeira instância extraídas do sistema *e-SAJ*[2]. Para realizar a extração do corpus, um coletor dos dados foi desenvolvido. A partir dele, foram estruturadas as decisões judiciais de primeira instância disponíveis e seus respectivos rótulos. As tabelas citadas nesta seção podem ser conferidas no Apêndice B. Cada documento é composto por:

- *id*: o número único que identifica o processo;
- *Classe*: classe processual definida pelo Conselho Nacional de Justiça. A Tabela 6 mostra as dez primeiras classes ordenadas pela frequência em que aparecem no corpus;
- *Assunto*: o assunto judicial relaciona o processo quanto à matéria, e as classificações dos assuntos possíveis são feitas pelo Conselho Nacional de Justiça e podem verificadas em seu site[3]. A frequência dos dez primeiros assuntos pode ser vista na Tabela 7;
- *Magistrado*: o juiz responsável pela sentença. O corpus possui 1801 magistrados, sendo que aqueles que mais apareceram nos documentos podem ser vistos na Tabela 8;
- *Comarca*: a unidade legislativa onde foi tramitado o processo. Pode corresponder a uma região administrativa composta de mais de um município onde trabalham juízes de primeiro grau. 318 comarcas figuram no período de extração do corpus, e as dez mais frequentes podem ser vistas na Tabela 9;
- *Foro*: usado para determinar qual lugar tem o poder de julgar. Os mais frequentes podem ser vistos na Tabela 10;
- *Vara*: a vara onde o processo tramitou. Corresponde a um tribunal ou ao local onde trabalha o juiz. Ao todo, o corpus possui 347 varas, e a Tabela 11 apresenta as varas com mais processos;

[1] <https://bit.ly/2XEfZbI>, acessado em outubro de 2020
[2] <https://bit.ly/36SPXEw>, acessado em outubro de 2020
[3] <http://www.cnj.jus.br/sgt>, acessado em outubro de 2020

- *Data_disp*: a data na qual o documento foi disponibilizado no e-Saj. As datas de disponibilização extraídas vão de 14/10/2019 a 27/10/2019. A Tabela 12 apresenta a quantidade de documentos em cada uma delas.

- *Teor*: conteúdo da sentença.

As classes e assuntos compõem, ainda, uma hierarquia na qual um assunto pode aparecer em mais que uma classe. A Tabela 13 mostra em quantas classes diferentes aparecem cada um dos 20 assuntos mais comuns no corpus.

4.2 Tesauro Jurídico do Supremo Tribunal Federal

O Tesauro do Supremo Tribunal Federal (TSTF) é uma ferramenta de controle para 15.795 terminologias usadas no setor jurídico. Segundo o site do Supremo Tribunal Federal[4], os elementos contidos no TSTF são:

> **Descritor**: Termo escolhido para representar um conceito no Tesauro e que será utilizado na indexação e na recuperação de determinado assunto. Quando houver outros termos que representem o mesmo conceito, antes do termo descritor, constará a sigla **USE**.
>
> **Não-descritor**: Termo que, embora descreva o mesmo conceito que o descritor, não é autorizado na indexação, para evitar a proliferação de sinônimos. Antes de cada não-descritor, constará a sigla **UP**.
>
> **Nota explicativa (NE)**: Fornece uma definição do termo ou uma orientação sobre como utilizá-lo em uma indexação.
>
> **Termo genérico (TG)**: Indica que há relação hierárquica entre termos com relação gênero-espécie e que este descritor representa o termo com o conceito mais abrangente.
>
> **Termo específico (TE)**: Indica os termos subordinados ao termo genérico na cadeia hierárquica.
>
> **Termo relacionado (TR)**: Indica relação entre termos que não formam uma hierarquia (gênero-espécie), mas que são associados mentalmente, de forma automática. Servem para orientar o indexador quanto às possibilidades de encadeamento de descritores e para sugerir ao usuário formas de limitar ou expandir uma pesquisa.
>
> **Categoria (CAT)**: O TSTF é organizado em três grandes grupos de categorias: **Ramos do Direito** (direito constitucional, direito civil, etc.), **Especificadores** (agrupam termos que restringem o conceito de um descritor, revelando a situação concreta em que o descritor foi empregado) e **Identificadores** (agrupam nomes de pessoas, instituições, países, estados-membros, programas, etc.)

Para facilitar a manipulação do TSTF, foi desenvolvido um extrator e os dados que ele contém foram armazenados em formato de tabela. A Tabela 3 apresenta como a informação do Tesauro está representada.

[4] <https://bit.ly/2XEfZbI>, acessado em outubro de 2020

Tabela 3 – Exemplo de termos do TSTF em formato tabular

TERMO	**USE**	**UP**	**TE**	**TR**	**TG**	**CAT**	**NOTA**
A MAIORI AD MINUS	/QUEM PODE O MAIS PODE O MENOS/					/DPC DIREITO PROCESSUAL CIVIL/	
À PRIMEIRA VISTA	/ICTU OCULI/					/ASP ASPECTOS/	
A VOZ DO BRASIL				/EMISSORA DE RÁDIO/		/INS INSTITUIÇÕES/	
ABALROAÇÃO	/ABALROAMENTO/					/DIC DIREITO CIVIL/	
ABANDONO			/ABANDONO DA CAUSA/ABANDONO DE CARGO/ABANDONO DO POSTO/			/NOC NOMES COMUNS/	
ABDUÇÃO				/ESTRANGEIRO/		/DIN DIREITO INTERNACIONAL/	
ABERRAÇÃO NO ATAQUE	/ERRO DE EXECUÇÃO/					/DPE DIREITO PENAL/	
ABERRATIO ICTUS	/ERRO DE EXECUÇÃO/					/DPE DIREITO PENAL/	
ABERTURA DE CRÉDITO				/CRÉDITO/IOF/		/DIC DIREITO CIVIL/	
ABIN	/AGÊNCIA BRASILEIRA DE INTELIGÊNCIA (ABIN)/					/INS INSTITUIÇÕES/	

4.3 Plano de trabalho

O teor do documento e o assunto são os principais objetos de interesse deste trabalho. A hipótese de pesquisa é investigar se no teor existem características inerentes à redação dos documentos que permitem identificar seu assunto por meio de aprendizado não supervisionado, e se uma representação criada com base no domínio jurídico da língua portuguesa é melhor que uma representação gerada no domínio geral. Pretende-se ainda comparar a eficiência entre a representação por agregação de vetores de palavras com a representação de vetores de documentos, ambos gerados no domínio jurídico, na tarefa de agrupamento. As atividades de pré-processamento do teor dos documentos estão descritas no Apêndice A.

4.3.1 Geração e estudo de *embeddings* de palavras

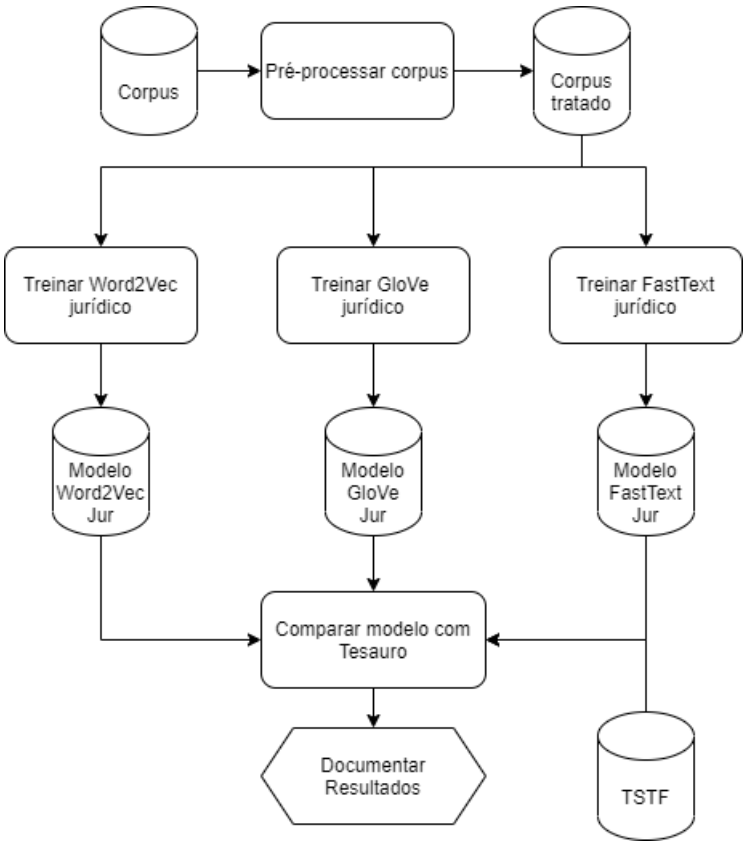
Após o pré-processamento dos documentos, os teores serão usados para treinar um modelo Word2Vec (MIKOLOV et al., 2013) com 100 dimensões cuja implementação está disponível na biblioteca de código aberto Gensim (ŘEHŮŘEK; SOJKA, 2010). Os termos do TSTF que são compostos por apenas uma palavra e que também aparecem no corpus serão analisados no contexto do modelo criado. Esta análise consiste em observar, segundo a distância de cosseno (discutida na subseção 2.2.1 do capítulo 2), qual o *ranking* entre o termo analisado e seus respectivos termos relacionados, termos específicos, termos genéricos, termos descritores e termos não-descritores, segundo o TSTF. Nesta etapa do estudo, objetiva-se verificar se o conhecimento contido no Tesauro está também representado no modelo. Quanto mais próximos os termos analisados estiverem de seus termos associados, melhor o modelo representa o conhecimento que está contido no TSTF. Em outras palavras, quanto mais próximo de 1 o *ranking* dos termos associados em relação ao termo analisado, melhor o modelo representa o conhecimento do TSTF.

A análise descrita acima será repetida também para o modelo GloVe (PENNINGTON; SOCHER; MANNING, 2014), cuja implementação é disponibilizada pelo grupo de pesquisa em processamento de linguagem natural da Universidade de Stanford[5]. Então o experimento será repetido para o modelo FastText (BOJANOWSKI et al., 2016), e os três modelos serão comparados frente a sua capacidade de representar o conhecimento contido no TSTF. A distribuição, a média e a mediana dos *rankings* produzidos pelos modelos serão estudados, e aquele modelo com menor *ranking* médio será considerado o modelo que melhor captura o conhecimento contido no TSTF. A Figura 4 ilustra as atividades deste fluxo de trabalho.

Para o treinamento dos modelos, uma janela de contexto de tamanho 5 será usada. Os outros hiper-parâmetros serão utilizado conforme seus valores padrão. Todos os termos

[5] <https://stanford.io/3kwj6LV>, acessado em outubro de 2020

Figura 4 – *Fluxo de trabalho da geração e estudo de embeddings*



que aparecem menos de 5 vezes em todo o corpus serão ignorados na etapa de treinamento.

Concluídas as comparações entre os modelos treinados no domínio jurídico, os *embeddings* Word2Vec, FastText e GloVe treinados usando *skipgram* em 100 dimensões no domínio geral da língua portuguesa (HARTMANN et al., 2017) serão submetidos à mesma avaliação descrita acima. É importante notar que como a base de treinamento usada por Hartmann et al. (2017) resultou em um vocabulário com mais de um milhão de termos, apenas os termos que foram encontrados tanto neste trabalho quanto em Hartmann et al. (2017), e que aparecem no TSTF, serão considerados na análise de *ranking*.

4.3.2 Seleção de documentos e definição do vocabulário

O corpus pré-processado, aqui referido como *corpus tratado*, será submetido a um processo de filtragem que eliminará todos os assuntos que possuem menos de 10.000 documentos. Os documentos pertencentes aos assuntos que não foram eliminados na etapa de filtragem serão divididos em duas coleções: uma delas chamada *base de treino* contendo 80% dos documentos selecionados aleatoriamente, e a outra chamada *base de validação*, que contém o restante dos documentos.

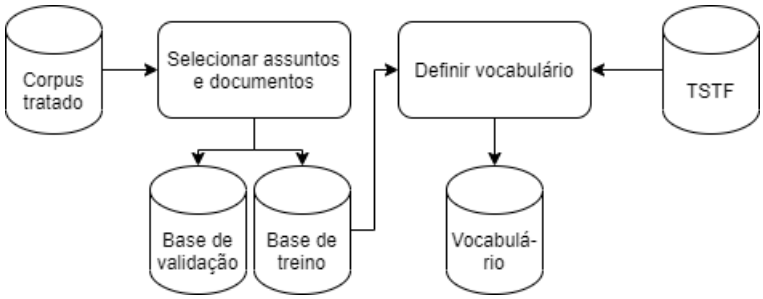
O vocabulário que será usado na representação dos documentos será então criado,

tendo como insumos somente a *base de treino* e o TSTF, de acordo com as seguintes diretrizes:

1. Os termos compostos por uma palavra que aparecem tanto no TSTF quanto no corpus farão parte do vocabulário.
2. Os termos que são exclusivos a um assunto e que aparecem ao menos 100 vezes no corpus farão parte do vocabulário.
3. Os termos que acontecem com mais frequência em alguns poucos assuntos serão identificados de acordo com o inverso da sua frequência em todos os assuntos do corpus, e também serão adicionados no vocabulário.

A terceira diretriz parte da premissa de que os termos comuns a todos os assuntos contribuem menos para a tarefa de agrupamento pretendida do que aqueles termos que aparecem apenas em poucos assuntos. Uma vez que objetiva-se agrupar os documentos de acordo com os seus respectivos assuntos, é desejável que o vocabulário usado para representar estes documentos traga informação relevante para diferenciar um assunto do outro. Para a execução da terceira diretriz, será computado para cada termo o seu ICA, ou Índice de Concentração nos Assuntos, que é dado por $ICA(t) = \log_{10}\left(\frac{A}{n_t}\right)$, onde A é a quantidade de assuntos considerada na análise e n_t é a quantidade de assuntos nos quais o termo t aparece. Desta maneira, os termos que aparecem em muitos assuntos terão um ICA menor. Finalmente, apenas aqueles termos cujo ICA é maior que a média do ICA acrescida de 1,5 desvios padrões, e que apareçam no mínimo 100 vezes no corpus, serão adicionados ao vocabulário. A Figura 5 ilustra as atividades deste fluxo de trabalho.

Figura 5 – *Fluxo de trabalho da seleção de assuntos e definição do vocabulário*



4.3.3 Treinamento, representação e agrupamento de documentos

A *base de treino* será usada para treinar três modelos: Word2Vec, FastText e GloVe de 100 dimensões. Os modelos resultantes serão representados por objetos cujos nomes são, respectivamente, *Modelo Word2Vec Jur*, *Modelo GloVe Jur* e *Modelo FastText Jur*. Em seguida, cada modelo gerado será submetido a um processo que tem como entradas

a *base de validação*, o vocabulário e um modelo de vetores de palavras. Este processo transforma os documentos da base de validação em vetores de palavras, que serão usados para representar os documentos no espaço de 100 dimensões para os quais os modelos foram treinados.

A representação dos documentos será feita por meio da soma dos vetores das palavras do vocabulário que ocorrem nos documentos. Os vetores das palavras serão ponderados pelo *tf-idf* da palavra que representam, e cada documento terá uma representação para cada um dos modelos gerados. A distribuição da distância de cosseno entre os documentos do mesmo assunto e entre documentos de assuntos diferentes será analisada. Ela objetiva contribuir com a análise qualitativa das representações geradas por cada modelo, bem como do vocabulário. Espera-se que documentos no mesmo assunto possuam uma distância média entre si menor que aquela observada entre documentos de assuntos diferentes.

Em seguida, para cada uma das representações, os vetores dos documentos serão agrupados com uso do algoritmo k-médias esférico como implementado na biblioteca *scikit-learn* (PEDREGOSA et al., 2011). O agrupamento gerado será armazenado num objeto cujo nome representará a técnica de vetores de palavras usada e a base de origem do treinamento. Desta maneira, o agrupamento feito com os vetores gerados pela técnica Word2Vec na *base de treino* do domínio jurídico será nomeado *Agrupamento WJ*. Os agrupamentos originados das técnicas GloVe e FastText aplicadas à base de treino serão nomeados, respectivamente, *Agrupamento GJ* e *Agrupamento FJ*. A métrica *Adjusted Rand Index* (HUBERT; ARABIE, 1985) será empregada na avaliação objetiva dos agrupamentos, comparando as partições com os assuntos indicados em cada documento.

Uma nova representação dos documentos será feita, porém desta vez serão usados modelos treinados no domínio geral da língua portuguesa. Serão usados os modelos Word2Vec, FastText e GloVe de 100 dimensões pré-treinados e disponibilizados por Hartmann et al. (2017). Uma vez que tratam-se de modelos que representam palavras, as etapas acima descritas para a representação dos documentos serão repetidas, bem como o processo de agrupamento e avaliação dos grupos gerados. Os agrupamentos produzidos desta maneira serão nomeados, respectivamente, como *Agrupamento WH*, *Agrupamento GH* e *Agrupamento FH*. Finalmente, as abordagens serão comparadas frente à qualidade dos grupos encontrados. A Figura 6 ilustra as atividades deste fluxo de trabalho.

Finalmente, uma nova representação do corpus será desenvolvida mediante aplicação do algoritmo Doc2Vec proposto em Le e Mikolov (2014b) e também disponível na biblioteca Gensim, e as análises acima descritas serão repetidas para os resultados obtidos neste novo experimento. A Figura 7 ilustra estas atividades.

Figura 6 – *Fluxo de trabalho para representação e agrupamento dos documentos*

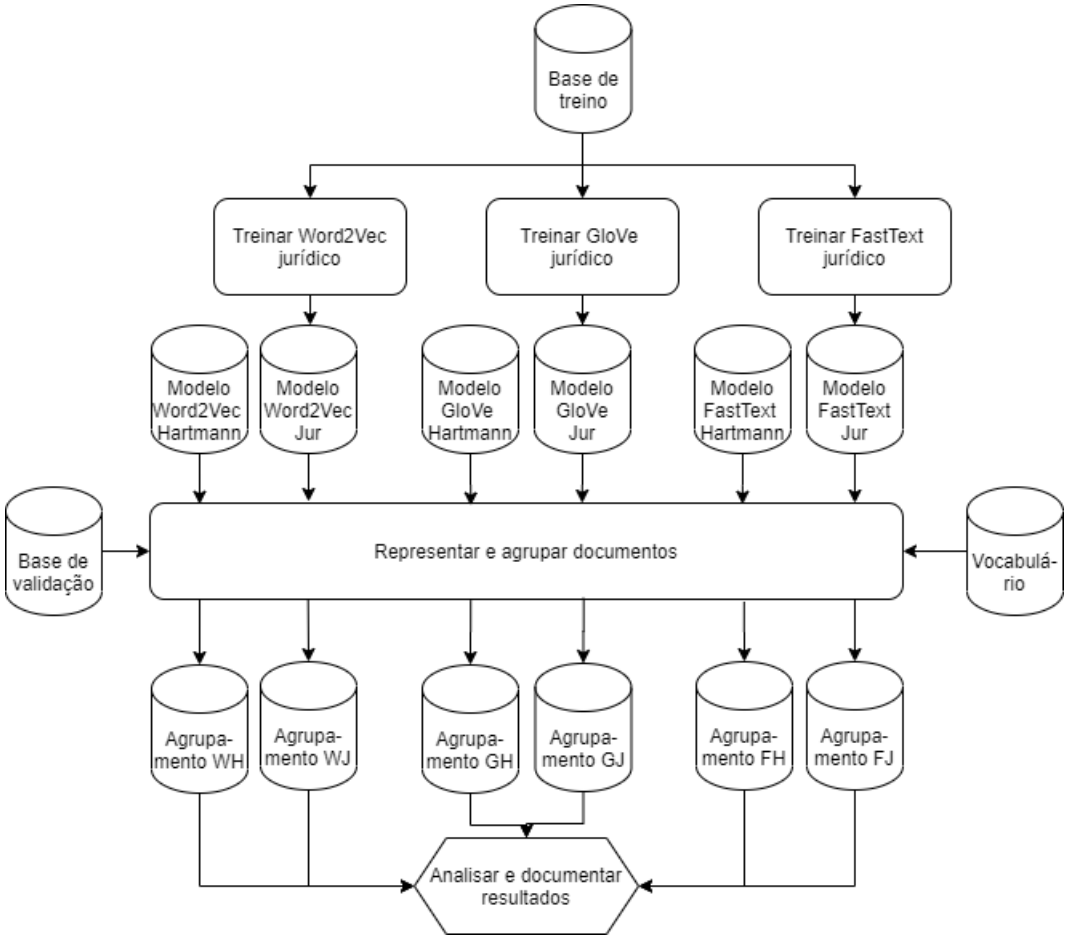
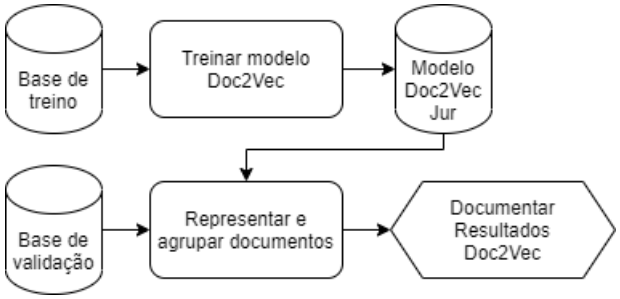


Figura 7 – *Fluxo de trabalho para representação e agrupamento dos documentos usando Doc2Vec*



4.4 Cronograma

As atividades anteriormente descritas podem ser sumarizadas como:

A Revisão bibliográfica sobre *word embeddings* e mineração de textos de documentos jurídicos;

B Preparação e apresentação do exame de qualificação;

C Treinamento dos modelos;

D Criação das representações com os modelos treinados;

E Realização dos experimentos de agrupamento;

F Redação da dissertação;

G Elaboração e submissão de artigos científicos.

O cronograma das atividades previamente listadas encontra-se na Tabela 4.

Tabela 4 – *Cronograma estimado de desenvolvimento do trabalho.*

Atividades	**out/2020 até nov/2020**	**dez/2020 até jan/2021**	**fev/2021 até mar/2021**	**abr/2021 até mai/2021**
A	X	X	X	X
B	X	X		
C	X	X		
D	X	X	X	
E		X	X	
F		X	X	X
G			X	X

5 Resultados e Discussão

Este capítulo apresenta uma discussão sobre os resultados obtidos dos experimentos realizados. A Seção **??** trata da análise dos *rankings* dos termos termos associados no TSTF. A Seção 5.2 apresenta a discussão sobre as distribuições de similaridades entre os termos principais e seus termos associados no TSTF.

5.1 *Rankings* dos termos associados no TSTF

Para cada categoria de termos associados, o número de vezes em que tanto o termo principal quanto os termos associados foram encontrados no vocabulário são os seguintes: 99 *UP* (não-descritor), 99 *USE* (descritor), 71 *TE* (termo específico), 71 *TG* (termo geral) e 2030 *TR* (termo relacionado). A estrutura do TSTF faz com que exista uma correspondência no número de termos entre as categorias *TE* e *TG*, pois o termo específico de um termo **t** terá **t** como seu termo geral. O mesmo acontece entre as categorias *USE* e *UP*. Esta correspondência, no entanto, produz *rankings* diferentes pois a posição de cada termo associado é relativa a todos os termos presentes no vocabulário, e não somente aos termos do TSTF.

O vocabulário usado para todas as análises apresentadas abaixo possui 37.164 termos únicos. Dentre os 15.735 termos do TSTF, 3.877 são compostos por apenas uma palavra. Para cada um destes termos, foram calculados os *ranks* médios, medianos e o desvio-padrão de todos os termos associados que são compostos por uma palavra e que aparecem no vocabulário. A média ponderada das categorias também foi calculada para cada modelo. Estas estatísticas podem ser observadas na Tabela 5.

Cada coluna da Tabela 5 representa um dos modelos. A sigla *WJ* refere-se ao modelo Word2Vec treinado no corpus jurídico, enquanto que as siglas *FJ* e *GJ* representam, respectivamente, os modelos FastText e GloVe treinados no corpus jurídico. Já as siglas *WH*, *FH*, e *GH* representam, respectivamente, os modelos Word2Vec, FastText e GloVe disponibilizados por Hartmann et al. (2017).

Os modelos gerados no domínio geral da língua portuguesa apresentaram *rankings* menores entre os termos do TSTF e seus termos associados. A técnica FastText se destacou, apresentando os menores resultados em 13 das 16 estatísticas levantadas. Além de ser a técnica que apresentou a menor média ponderada dentre todos os modelos, também o fez dentre os modelos do contexto jurídico.

Considerando os modelos dos domínios geral e jurídico separadamente, a ordenação das técnicas empregadas neste experimento dada pela média ponderada crescente dos

Tabela 5 – *Estatísticas dos rankings observados para cada modelo.*

	WJ	**FJ**	**GJ**	**WH**	**FH**	**GH**
MÉDIA USE	3.179,37	2.174,89	7.932,17	1.305,17	**1.200,11**	2.092,35
MEDIANA USE	118	29	1.774	33	**15**	**15**
DESVIO USE	7.056,13	5.526,07	10.927,49	**3.986,42**	4.196,17	5.131
MÉDIA UP	3.198.,9	1.770,56	4.846,15	1.294,57	**960,18**	2.467,71
MEDIANA UP	122	27	499	48	**23**	53
DESVIO UP	6.826,77	4.452,71	8.314,12	4.224,59	**3575,76**	5662,12
MÉDIA TE	3.398,38	2.408,80	4.865,60	**2.361,57**	2.731,36	2.609,29
MEDIANA TE	170	309	514	145	**123**	351
DESVIO TE	8.192,29	5.249,03	8.915,96	4.874,78	5.941,52	**4.726,10**
MÉDIA TR	4.057,21	3.983,98	8.802,49	3.025,60	**2.239,85**	3.130,32
MEDIANA TR	438	519,5	3.454	520	**202**	353
DESVIO TR	7.387,05	7.149,29	10.825,07	5.719,18	**4.745,63**	6.192,28
MÉDIA TG	3.495,00	2.908,69	8.880	2.458,45	**1.958,73**	2.214,05
MEDIANA TG	281	539	2.784	153	**68**	185
DESVIO TG	7.771,81	5.609,01	11.947,24	4.731,06	**3.931,71**	4.558,55
MÉDIA POND	3.948,08	3.736,55	8.485,25	2.844,54	**2.149,27**	3.016,23

rankings é a mesma: primeiro FastText, depois Word2Vec e, finalmente, GloVe. Já a ordenação dada pela mediana é consistentemente menor apenas na técnica FastText, sendo que a técnica Word2Vec possui mediana menor que a técnica GloVe em todas as categorias de termos associados nos modelos do domínio jurídico e em 3 das 5 categorias nos modelos do domínio geral.

O FastText apresenta os menores desvios-padrões observados em todas as categorias nos modelos produzidos no domínio jurídico, enquanto que no domínio geral isso só não acontece para a categoria *USE*. A média dos *rankings* por categoria segue o mesmo padrão, sendo que a única exceção ocorre nos modelos do domínio geral na categoria *TE*, onde o FastText apresenta o maior *ranking* médio e fica atrás da técnica GloVe por uma relativamente pequena diferença.

Observando todos os modelos do domínio jurídico, as categorias *UP*, *USE* e *TE* são as que possuem a menor média de *ranking* e, em ordem crescente, esta é a sequência mais comum. A mesma ordem é observada com maior frequência quando se ordena pela mediana, enquanto que a ordenação por desvio-padrão mostra outra ordem mais frequente: *UP*, *TE* e *USE*.

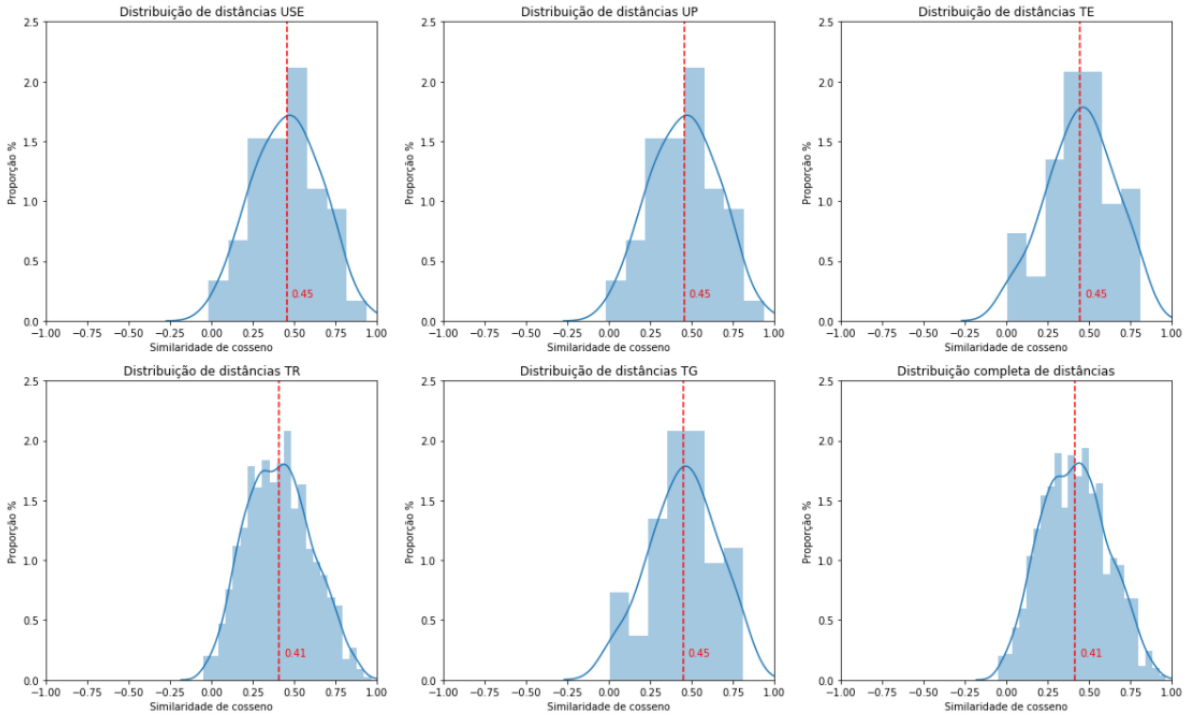
Já no domínio geral e também observando-se todos os modelos, a sequência mais frequente da ordem crescente das categorias ordenadas pela média do *ranking* é *UP*, *USE* e *TG*, enquanto que pela mediana é *UP*, *USE* e *TG* e pelo desvio-padrão, *UP*, *TG* e *USE*. É importante notar que 2030 termos foram avaliados na categoria *TR*, o que pode elevar o

ranking médio e mediano observado na nela. Assim, para comparar o quão bem os modelos funcionam em cada categoria usando os estatísticas dos *rankings* dos termos, as categorias devem ter frequências parecidas.

5.2 Distribuições das distâncias

A similaridade de cosseno entre pares de termos principais e seus termos associados, compostos por uma palavra e presentes no vocabulário, foi calculada. A correspondência entre as categorias *TE* e *TG* faz com que as distribuições dessas duas categorias sejam idênticas, pois a similaridade entre um termo $\mathbf{t}$ e seu termo associado $\mathbf{t}'$ é a mesma que entre $\mathbf{t}'$ e $\mathbf{t}$.

Figura 8 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo Word2Vec treinado no domínio jurídico*



O modelo Word2Vec treinado no domínio jurídico (Figura 8) apresentou similaridade de cosseno média de 0,45 para as categorias *USE* , *UP*, *TE* e *TG*, enquanto que a categoria *TR* apresenta 0,41 como média. A distribuição completa, ou seja, sem distinção de categorias, apresenta a mesma média da categoria *TR*. Já o modelo FastText (Figura 9) o apresenta as médias de similaridade mais altas dentre os modelos do domínio jurídico: 0,53 para as categorias *USE* e *UP*, 0,46 para as categorias *TE* e *TG*, 0,43 para a categoria *TR* e 0,44 para a média geral de similaridades. O modelo GloVe do domínio jurídico (Figura 10), que apresentou os maiores *rankings* médios dentre todos os modelos avaliados, também apresenta as menores médias de similaridade dentre todos os modelos.

Figura 9 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo FastText treinado no domínio jurídico*

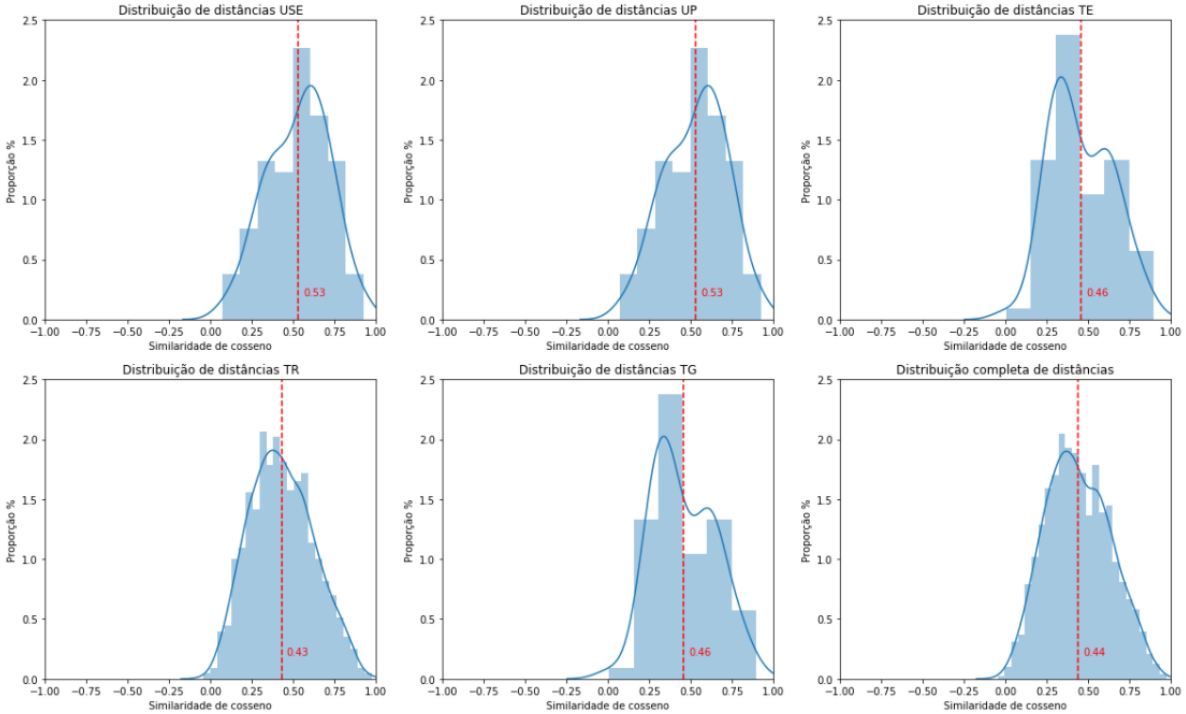


Figura 10 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo GloVe treinado no domínio jurídico*

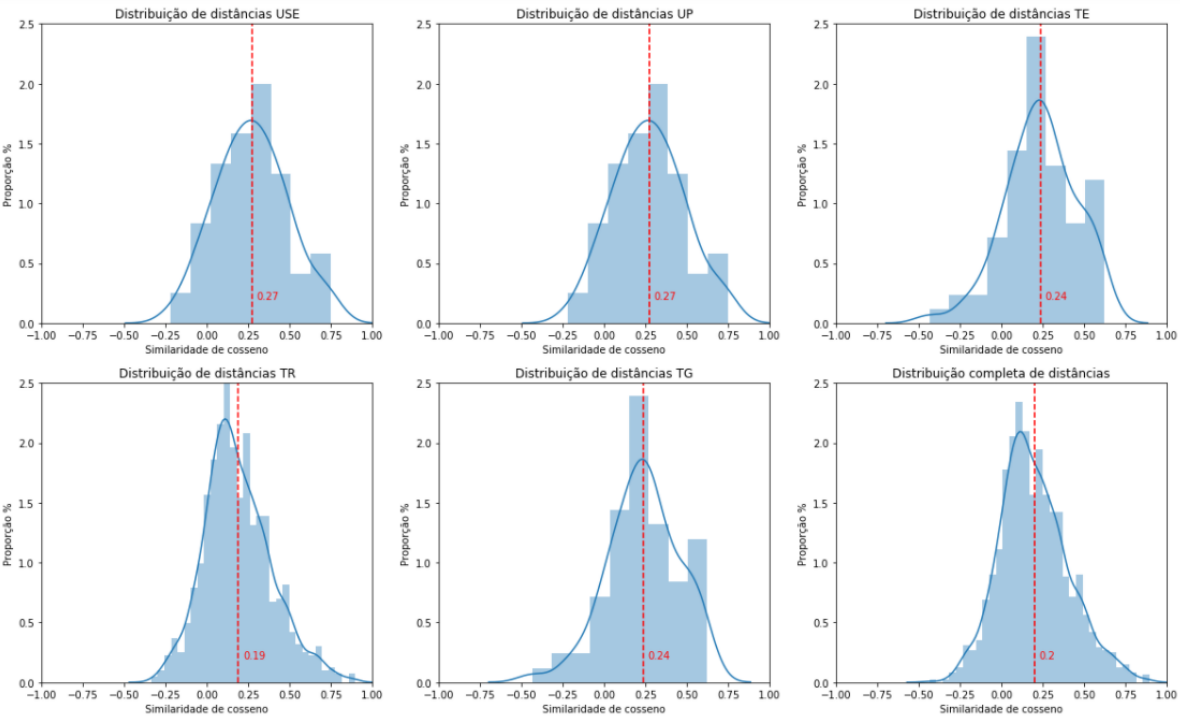


Figura 11 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo Word2Vec treinado no domínio geral*

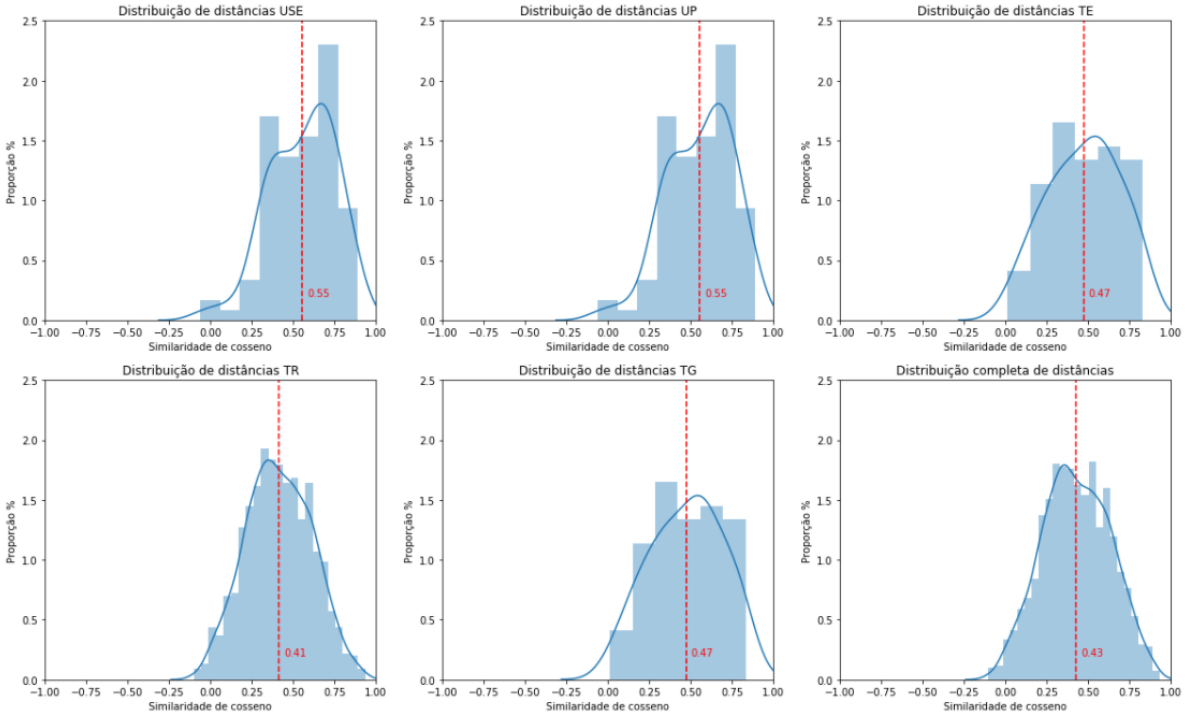
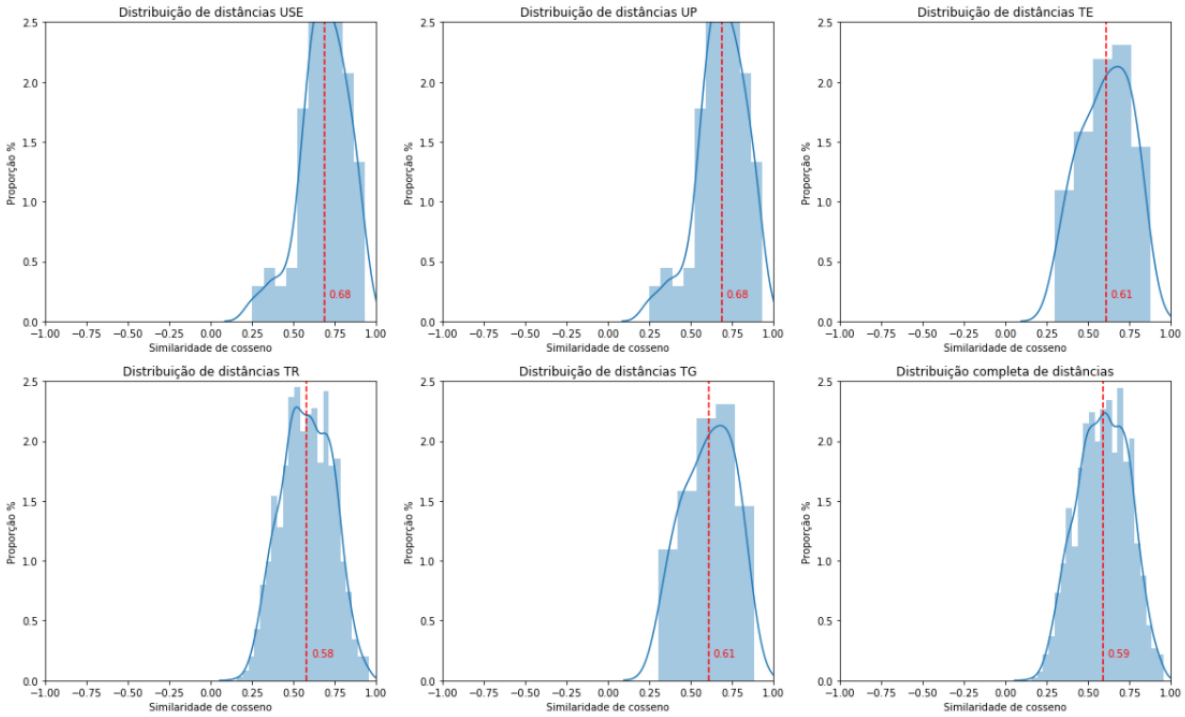
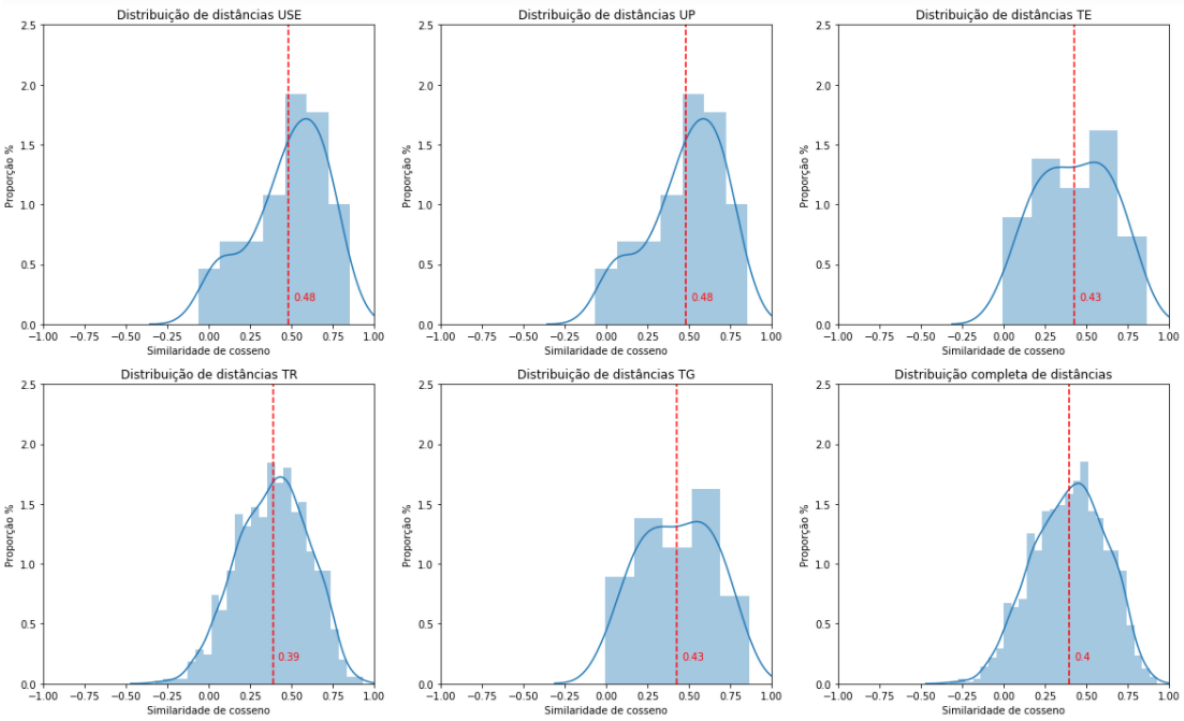


Figura 12 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo FastText treinado no domínio geral*



No domínio geral da língua portuguesa, a técnica GloVe proporcionou o modelo

Figura 13 – *Distribuições das similaridades entre os termos do TSTF e seus termos associados observada no modelo GloVe treinado no domínio geral*



com as menores médias de similaridade, sendo 0,48 nas categorias *USE* e *UP*, 0,43 nas categorias *TE* e *TG*, 0,39 na categoria *TR* e 0,4 na distribuição geral. Assim como no domínio jurídico, GloVe é a única técnica que produziu similaridades menores que -0,1. O modelo Word2Vec do domínio geral apresentou similaridade média geral de 0,43, valor ligeiramente inferior àquela observada no modelo FastText do domínio jurídico. Apesar de ter mostrado médias mariores de similaridade para as categorias *USE* , *UP*, *TE* e *TG*, a média de similaridade observada na categoria *TR*, a mais numerosa, foi 0,41. A técnica FastText gerou o modelo com a maior média em todas as categorias. Além disso, nenhuma similaridade menor que zero foi observada no experimento realizado com este modelo.

Referências

AFONSO, A. R. Brazilian portuguese text clustering based on evolutionary computing. *IEEE Latin America Transactions*, IEEE, v. 14, n. 7, p. 3370–3377, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 28.

Aggarwal, C. C.; Gates, S. C.; Yu, P. S. On using partial supervision for text categorization. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, v. 16, n. 2, p. 245–255, Feb 2004. ISSN 1041-4347. Citado na página 28.

AGGARWAL, C. C.; ZHAI, C. A survey of text clustering algorithms. In: *Mining text data*. [S.l.]: Springer, 2012. p. 77–128. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.

ALPAYDIN, E. *Introduction to Machine Learning*. 2nd. ed. [S.l.]: The MIT Press, 2010. ISBN 026201243X, 9780262012430. Citado na página 2.

ARBELAITZ, O. et al. An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognition*, Elsevier, v. 46, n. 1, p. 243–256, 2013. Citado na página 19.

ARLIA, D.; COPPOLA, M. Experiments in parallel clustering with dbscan. In: SPRINGER. *European Conference on Parallel Processing*. [S.l.], 2001. p. 326–331. Citado na página 18.

ASH, E.; CHEN, D. L. Case vectors: Spatial representations of the law using document embeddings. *Available at SSRN 3204926*, 2018. Citado na página 24.

BIASIOTTI, M. et al. Legal informatics and management of legislative documents. *Global Center for ICT in Parliament Working Paper*, v. 2, 2008. Citado na página 24.

BIGI, B. Using kullback-leibler distance for text categorization. In: SPRINGER. *European Conference on Information Retrieval*. [S.l.], 2003. p. 305–319. Citado na página 12.

BILGIN, M.; ŞENTÜRK, İ. F. Sentiment analysis on twitter data with semi-supervised doc2vec. In: IEEE. *2017 international conference on computer science and engineering (UBMK)*. [S.l.], 2017. p. 661–666. Citado na página 10.

BISHOP, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006. ISBN 0387310738. Citado na página 2.

BLUM, A.; HOPCROFT, J.; KANNAN, R. Foundations of data science. *Vorabversion eines Lehrbuchs*, v. 5, 2016. Citado na página 8.

BOJANOWSKI, P. et al. Enriching word vectors with subword information. *arXiv preprint arXiv:1607.04606*, 2016. Citado na página 34.

BOJANOWSKI, P. et al. Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, MIT Press, v. 5, p. 135–146, 2017. Citado na página 10.

BOOS, R. et al. brwac: A wacky corpus for brazilian portuguese. In: BAPTISTA, J. et al. (Ed.). *Computational Processing of the Portuguese Language*. Cham: Springer International Publishing, 2014. p. 201–206. ISBN 978-3-319-09761-9. Citado na página 29.

BRANTING, K. et al. Semi-supervised methods for explainable legal prediction. In: ACM. *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Artificial Intelligence and Law*. [S.l.], 2019. p. 22–31. Citado na página 29.

BUCHTA, C. et al. Spherical k-means clustering. *Journal of Statistical Software*, American Statistical Association, v. 50, n. 10, p. 1–22, 2012. Citado na página 17.

CASTANO, S. et al. Crime knowledge extraction: an ontology-driven approach for detecting abstract terms in case law decisions. In: ACM. *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Artificial Intelligence and Law*. [S.l.], 2019. p. 179–183. Citado na página 29.

CASTRO, P. V. Q. d. et al. Aprendizagem profunda para reconhecimento de entidades nomeadas em domínio jurídico. Universidade Federal de Goiás, 2019. Citado na página 29.

CASTRO, R. M. d. Direito, econometria e estatística. 2017. Citado na página 26.

DAI, A. M.; OLAH, C.; LE, Q. V. Document embedding with paragraph vectors. *arXiv preprint arXiv:1507.07998*, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 14.

DEERWESTER, S. et al. Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American society for information science*, Wiley Online Library, v. 41, n. 6, p. 391–407, 1990. Citado na página 8.

DEY, S. et al. A comparative study of support vector machine and naive bayes classifier for sentiment analysis on amazon product reviews. In: IEEE. *2020 International Conference on Contemporary Computing and Applications (IC3A)*. [S.l.], 2020. p. 217–220. Citado na página 7.

DHILLON, I. S.; MODHA, D. S. Concept decompositions for large sparse text data using clustering. *Machine learning*, Springer, v. 42, n. 1-2, p. 143–175, 2001. Citado na página 17.

ESTER, M. et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: *Kdd*. [S.l.: s.n.], 1996. v. 96, n. 34, p. 226–231. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.

FARACO, F. M. et al. Análise de agrupamentos sobre textos: Um estudo dos resumos do banco de teses e dissertações da capes. In: *Congresso Internacional de Conhecimento e Inovação–Ciki*. [S.l.: s.n.], 2018. v. 1, n. 1. Citado na página 27.

FERRERO, J. et al. Usingword embedding for cross-language plagiarism detection. *arXiv preprint arXiv:1702.03082*, 2017. Citado na página 10.

FRANÇA, R. L. Da jurisprudência como direito positivo. *Revista da Faculdade de Direito, Universidade de São Paulo*, v. 66, p. 201–222, 1971. Citado na página 24.

FREY, B. J.; DUECK, D. Clustering by passing messages between data points. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 315, n. 5814, p. 972–976, 2007. Citado na página 27.

FURQUIM, L. O. de C.; LIMA, V. L. S. D. Clustering and categorization of brazilian portuguese legal documents. In: SPRINGER. *International Conference on Computational Processing of the Portuguese Language*. [S.l.], 2012. p. 272–283. Citado na página 28.

FURQUIM LUIS OTáVIO DE COLLA, L. V. L. S. d. *Agrupamento e categorização de documentos jurídicos*. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 2.

GAN, J.; TAO, Y. Dbscan revisited: Mis-claim, un-fixability, and approximation. In: *Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD international conference on management of data*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 519–530. Citado na página 18.

GAONKAR, M. N.; SAWANT, K. Autoepsdbscan: Dbscan with eps automatic for large dataset. *International Journal on Advanced Computer Theory and Engineering*, v. 2, n. 2, p. 11–16, 2013. Citado na página 18.

GONZALEZ, M.; LIMA, V. L. Recuperação de informação e processamento da linguagem natural. In: *XXIII Congresso da Sociedade Brasileira de Computaçao*. [S.l.: s.n.], 2003. v. 3, p. 347–395. Citado na página 1.

HARRIS, Z. S. Distributional structure. *Word*, Taylor & Francis, v. 10, n. 2-3, p. 146–162, 1954. Citado na página 1.

HARTMANN, N. et al. Portuguese word embeddings: Evaluating on word analogies and natural language tasks. *CoRR*, abs/1708.06025, 2017. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/1708.06025>. Citado 5 vezes nas páginas 14, 27, 35, 37 e 41.

HONG, T.-P. et al. Using tf-idf to hide sensitive itemsets. *Applied Intelligence*, Springer, v. 38, n. 4, p. 502–510, 2013. Citado na página 7.

HRUSCHKA, E. R.; CASTRO, L. N. de; CAMPELLO, R. J. Evolutionary algorithms for clustering gene-expression data. In: IEEE. *Fourth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM'04)*. [S.l.], 2004. p. 403–406. Citado na página 23.

HUANG, A. Similarity measures for text document clustering. In: *Proceedings of the sixth new zealand computer science research student conference (NZCSRSC2008), Christchurch, New Zealand*. [S.l.: s.n.], 2008. v. 4, p. 9–56. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 14.

HUBERT, L.; ARABIE, P. Comparing partitions. *Journal of classification*, Springer, v. 2, n. 1, p. 193–218, 1985. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 37.

JACCARD, P. Étude comparative de la distribution florale dans une portion des alpes et des jura. *Bull Soc Vaudoise Sci Nat*, v. 37, p. 547–579, 1901. Citado na página 12.

JAIN, A. K.; DUBES, R. C. *Algorithms for clustering data*. [S.l.]: Prentice-Hall, Inc., 1988. Citado 3 vezes nas páginas 11, 12 e 15.

JONES, K. S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of documentation*, MCB UP Ltd, 1972. Citado na página 7.

JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*. 1st. ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 2000. ISBN 0130950696. Citado na página 1.

KARAMI, A.; JOHANSSON, R. Choosing dbscan parameters automatically using differential evolution. *International Journal of Computer Applications*, Foundation of Computer Science (FCS), v. 91, n. 7, p. 1–11, 2014. Citado na página 18.

KARYPIS, M. S. G.; KUMAR, V.; STEINBACH, M. A comparison of document clustering techniques. In: *TextMining Workshop at KDD2000 (May 2000)*. [S.l.: s.n.], 2000. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.

KAUFMAN, L.; ROUSSEEUW, P. J. *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2009. v. 344. Citado na página 5.

KIM, D. et al. Multi-co-training for document classification using various document representations: Tf–idf, lda, and doc2vec. *Information Sciences*, Elsevier, v. 477, p. 15–29, 2019. Citado na página 10.

KIM, H.; KIM, H. K.; CHO, S. Improving spherical k-means for document clustering: Fast initialization, sparse centroid projection, and efficient cluster labeling. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 150, p. 113288, 2020. Citado na página 17.

KRIEGEL, H.-P. et al. Density-based clustering. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, Wiley Online Library, v. 1, n. 3, p. 231–240, 2011. Citado na página 18.

LAI, W. et al. A new dbscan parameters determination method based on improved mvo. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 104085–104095, 2019. Citado na página 18.

LAKSHMI, A. R.; BALAKRISHNA, V. Efficient clustering of text document using spherical k-means algorithm. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, v. 7, n. 5, p. 2187–2190, 2016. Citado na página 17.

LANDAUER, T. K.; FOLTZ, P. W.; LAHAM, D. An introduction to latent semantic analysis. *Discourse Processes*, Routledge, v. 25, n. 2-3, p. 259–284, 1998. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/01638539809545028>. Citado na página 2.

LE, Q.; MIKOLOV, T. Distributed representations of sentences and documents. In: *International conference on machine learning*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1188–1196. Citado na página 10.

LE, Q.; MIKOLOV, T. Distributed representations of sentences and documents. In: *International conference on machine learning*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1188–1196. Citado na página 37.

LEE, H.; YOON, Y. Engineering doc2vec for automatic classification of product descriptions on o2o applications. *Electronic Commerce Research*, Springer, v. 18, n. 3, p. 433–456, 2018. Citado na página 10.

LEE, S.; JIN, X.; KIM, W. Sentiment classification for unlabeled dataset using doc2vec with jst. In: *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Electronic Commerce: e-Commerce in Smart connected World*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–5. Citado na página 10.

LEVY, O.; GOLDBERG, Y. Dependency-based word embeddings. In: *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 302–308. Citado na página 9.

LI, M. et al. The seeding algorithms for spherical k-means clustering. *Journal of Global Optimization*, Springer, p. 1–14, 2019. Citado na página 17.

LIKAS, A.; VLASSIS, N.; VERBEEK, J. J. The global k-means clustering algorithm. *Pattern recognition*, Elsevier, v. 36, n. 2, p. 451–461, 2003. Citado na página 16.

LING, W. et al. Two/too simple adaptations of word2vec for syntax problems. In: *Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1299–1304. Citado na página 10.

LOEVINGER, L. Jurimetrics–the next step forward. *Minn. L. Rev.*, HeinOnline, v. 33, p. 455, 1948. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.

LOVINS, J. B. Development of a stemming algorithm. *Mech. Transl. Comput. Linguistics*, v. 11, n. 1-2, p. 22–31, 1968. Citado na página 10.

MACQUEEN, J. et al. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: OAKLAND, CA, USA. *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*. [S.l.], 1967. v. 1, n. 14, p. 281–297. Citado na página 16.

MAGALHÃES, L. H. de; SOUZA, R. R. Agrupamento automático de notícias de jornais on-line usando técnicas de machine learning para clustering de textos no idioma português. *Múltiplos Olhares em Ciência da Informação*, v. 9, n. 2, 2019. Citado na página 27.

MANDAL, A. et al. Measuring similarity among legal court case documents. In: *Proceedings of the 10th Annual ACM India Compute Conference*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–9. Citado na página 24.

MANNING, C. D.; MANNING, C. D.; SCHÜTZE, H. *Foundations of statistical natural language processing*. [S.l.]: MIT press, 1999. Citado na página 5.

MIKOLOV, T. et al. Efficient estimation of word representations in vector space. *CoRR*, abs/1301.3781, 2013. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/1301.3781>. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 2.

MIKOLOV, T. et al. *Computing numeric representations of words in a high-dimensional space*. [S.l.]: Google Patents, 2019. US Patent 10,241,997. Citado na página 14.

MIKOLOV, T. et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In: *Advances in neural information processing systems*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 3111–3119. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 34.

MILLIGAN, G. W. An examination of the effect of six types of error perturbation on fifteen clustering algorithms. *psychometrika*, Springer, v. 45, n. 3, p. 325–342, 1980. Citado na página 16.

MILLIGAN, G. W.; COOPER, M. C. A study of the comparability of external criteria for hierarchical cluster analysis. *Multivariate behavioral research*, Taylor & Francis, v. 21, n. 4, p. 441–458, 1986. Citado na página 20.

MITCHELL, T. M. *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill, 1997. ISBN 978-0-07-042807-2. Citado na página 5.

MOULAVI, D. et al. Density-based clustering validation. In: SIAM. *Proceedings of the 2014 SIAM international conference on data mining*. [S.l.], 2014. p. 839–847. Citado na página 23.

NASSIF, L. F. da C.; HRUSCHKA, E. R. Document clustering for forensic computing: An approach for improving computer inspection. In: IEEE. *2011 10th International Conference on Machine Learning and Applications and Workshops*. [S.l.], 2011. v. 1, p. 265–268. Citado na página 16.

NUNES, D. Jurimetria e tecnologia: Diálogos essenciais com o direito processual. *Revista de Processo/ vol*, v. 299, n. 2020, p. 407–450, 2020. Citado na página 26.

OLIVEIRA, A. d. Comportamento de gestores de recursos públicos: identificação de contingências previstas e vigentes relativas à prestação de contas. 2016. Citado na página 26.

PAIK, J. H. A novel tf-idf weighting scheme for effective ranking. In: *Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York, NY, USA: ACM, 2013. (SIGIR '13), p. 343–352. ISBN 978-1-4503-2034-4. Disponível em: <http://doi.acm.org/10.1145/2484028.2484070>. Citado na página 1.

PAPAKYRIAKOPOULOS, O. et al. Bias in word embeddings. In: *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 446–457. Citado na página 9.

PEDREGOSA, F. et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, p. 2825–2830, 2011. Citado na página 37.

PENA, J. M.; LOZANO, J. A.; LARRANAGA, P. An empirical comparison of four initialization methods for the k-means algorithm. *Pattern recognition letters*, Elsevier, v. 20, n. 10, p. 1027–1040, 1999. Citado na página 16.

PENNINGTON, J.; SOCHER, R.; MANNING, C. D. Glove: Global vectors for word representation. In: *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1532–1543. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 34.

PETERS, M. E. et al. Deep contextualized word representations. *arXiv preprint arXiv:1802.05365*, 2018. Citado na página 29.

PORTER, M. F. et al. An algorithm for suffix stripping. *Program*, Citeseer, v. 14, n. 3, p. 130–137, 1980. Citado na página 7.

QAISER, S.; ALI, R. Text mining: use of tf-idf to examine the relevance of words to documents. *International Journal of Computer Applications*, v. 181, n. 1, p. 25–29, 2018. Citado na página 7.

RAMOS, J. et al. Using tf-idf to determine word relevance in document queries. In: PISCATAWAY, NJ. *Proceedings of the first instructional conference on machine learning*. [S.l.], 2003. v. 242, p. 133–142. Citado na página 7.

RAND, W. M. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical association*, Taylor & Francis Group, v. 66, n. 336, p. 846–850, 1971. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

RAVAGNANI, G. dos S. Automação da advocacia, gestão de contencioso de massa e a atuação estratégica do grande litigante. *Revista de Processo/ vol*, v. 265, n. 2017, p. 219–256, 2017. Citado na página 26.

ŘEHŮŘEK, R.; SOJKA, P. Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora. In: *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*. Valletta, Malta: ELRA, 2010. p. 45–50. <http://is.muni.cz/publication/884893/en>. Citado na página 34.

RENDÓN, E. et al. Internal versus external cluster validation indexes. *International Journal of computers and communications*, v. 5, n. 1, p. 27–34, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 23.

RESHMA, P.; RAJAGOPAL, S.; LAJISH, V. A novel document and query similarity indexing using vsm for unstructured documents. In: IEEE. *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*. [S.l.], 2020. p. 676–681. Citado na página 7.

ROUSSEEUW, P. J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of computational and applied mathematics*, North-Holland, v. 20, p. 53–65, 1987. Citado na página 22.

ROUSSEEUW, P. J.; KAUFMAN, L. Finding groups in data. *Hoboken: Wiley Online Library*, 1990. Citado na página 16.

SALTON, G.; BUCKLEY, C. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information processing & management*, Elsevier, v. 24, n. 5, p. 513–523, 1988. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 8.

SALTON, G.; WONG, A.; YANG, C.-S. A vector space model for automatic indexing. *Communications of the ACM*, ACM New York, NY, USA, v. 18, n. 11, p. 613–620, 1975. Citado na página 6.

SCHUBERT, E. et al. Dbscan revisited, revisited: why and how you should (still) use dbscan. *ACM Transactions on Database Systems (TODS)*, ACM New York, NY, USA, v. 42, n. 3, p. 1–21, 2017. Citado na página 18.

SCHÜTZE, H.; MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P. *Introduction to information retrieval*. [S.l.]: Cambridge University Press Cambridge, 2008. v. 39. Citado na página 5.

SEDGWICK, P. Pearson's correlation coefficient. *Bmj*, British Medical Journal Publishing Group, v. 345, p. e4483, 2012. Citado na página 12.

SINGH, V. K.; TIWARI, N.; GARG, S. Document clustering using k-means, heuristic k-means and fuzzy c-means. In: IEEE. *2011 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*. [S.l.], 2011. p. 297–301. Citado na página 7.

STREHL, A.; GHOSH, J.; MOONEY, R. Impact of similarity measures on web-page clustering. In: *Workshop on artificial intelligence for web search (AAAI 2000)*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 58, p. 64. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 14.

SUGATHADASA, K. et al. Legal document retrieval using document vector embeddings and deep learning. In: SPRINGER. *Science and Information Conference*. [S.l.], 2018. p. 160–175. Citado na página 24.

SURDEN, H. Machine learning and law. *Wash. L. Rev.*, HeinOnline, v. 89, p. 87, 2014. Citado na página 25.

TANG, B. et al. Comparing dimension reduction techniques for document clustering. In: SPRINGER. *Conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence*. [S.l.], 2005. p. 292–296. Citado na página 9.

TOMASINI, C. et al. A methodology for selecting the most suitable cluster validation internal indices. In: *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on Applied Computing*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 901–903. Citado na página 23.

TRIEU, L. Q.; TRAN, H. Q.; TRAN, M.-T. News classification from social media using twitter-based doc2vec model and automatic query expansion. In: *Proceedings of the Eighth International Symposium on Information and Communication Technology*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 460–467. Citado na página 10.

TRSTENJAK, B.; MIKAC, S.; DONKO, D. Knn with tf-idf based framework for text categorization. *Procedia Engineering*, Elsevier, v. 69, p. 1356–1364, 2014. Citado na página 7.

TUMMERS, J. et al. Coronaviruses and people with intellectual disability: An exploratory data analysis. *Journal of Intellectual Disability Research*, Wiley Online Library, 2020. Citado na página 7.

TUNALI, V.; BILGIN, T.; CAMURCU, A. An improved clustering algorithm for text mining: Multi-cluster spherical k-means. *International Arab Journal of Information Technology (IAJIT)*, v. 13, n. 1, 2016. Citado na página 17.

VENDRAMIN, L.; CAMPELLO, R. J.; HRUSCHKA, E. R. Relative clustering validity criteria: A comparative overview. *Statistical analysis and data mining: the ASA data science journal*, Wiley Online Library, v. 3, n. 4, p. 209–235, 2010. Citado na página 23.

WANG, F. et al. An analysis of the application of simplified silhouette to the evaluation of k-means clustering validity. In: SPRINGER. *International Conference on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*. [S.l.], 2017. p. 291–305. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 23.

WOLKIND, S.; EVERITT, B. A cluster analysis of the behavioural items in the pre-school child. *Psychological medicine*, Cambridge University Press, v. 4, n. 4, p. 422–427, 1974. Citado na página 11.

XIONG, H.; LI, Z. *Clustering Validation Measures.* [S.l.]: Citeseer, 2013. Citado na página 23.

ZABALA, F. J.; SILVEIRA, F. F. Jurimetria: estatística aplicada ao direito. *Revista Direito e Liberdade*, v. 16, n. 1, p. 87–103, 2014. Citado na página 25.

ZHANG, W.; YOSHIDA, T.; TANG, X. A comparative study of tf* idf, lsi and multi-words for text classification. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 38, n. 3, p. 2758–2765, 2011. Citado na página 9.

ZHONG, S.; GHOSH, J. A comparative study of generative models for document clustering. In: CITESEER. *Proceedings of the workshop on clustering high dimensional data and its applications in SIAM data mining conference.* [S.l.], 2003. Citado na página 17.

ZHOU, H.; WANG, P.; LI, H. Research on adaptive parameters determination in dbscan algorithm. *Journal of Xi'an University of Technology*, v. 28, n. 3, p. 289–292, 2012. Citado na página 18.

ZHU, Z. et al. Hot topic detection based on a refined tf-idf algorithm. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 26996–27007, 2019. Citado na página 7.

Apêndices

APÊNDICE A – Atividades de pré-processamento

O conteúdo dos documentos será submetido às seguintes atividades de pré-processamento:

- Substituição dos caracteres `\n` e `\r` por espaços
- Remoção de *stopwords*
- Substituição de todas as letras maiúsculas por minúsculas
- Substituição de todos as letras acentuadas por sua contraparte sem acentuação
- Substituição de todos os caracteres numéricos por 0.

A lista de *stopwords* é composta pelas seguintes palavras: “de”, “a”, “o”, “que”, “e”, “é”, “do”, “da”, “em”, “um”, “para”, “com”, “não”, “uma”, “os”, “no”, “se”, “na”, “por”, “mais”, “as”, “dos”, “como”, “mas”, “ao”, “ele”, “das”, “à”, “seu”, “sua”, “ou”, “quando”, “muito”, “nos”, “já”, “eu”, “também”, “só”, “pelo”, “pela”, “até”, “isso”, “ela”, “entre”, “depois”, “sem”, “mesmo”, “aos”, “seus”, “quem”, “nas”, “me”, “esse”, “eles”, “você”, “essa”, “num”, “nem”, “suas”, “meu”, “às”, “minha”, “numa”, “pelos”, “elas”, “qual”, “nós”, “lhe”, “deles”, “essas”, “esses”, “pelas”, “este”, “dele”, “tu”, “te”, “vocês”, “vos”, “lhes”, “meus”, “minhas”, “teu”, “tua”, “teus”, “tuas”, “nosso”, “nossa”, “nossos”, “nossas”, “dela”, “delas”, “esta”, “estes”, “estas”, “aquele”, “aquela”, “aqueles”, “aquelas”, “isto”, “aquilo”, “estou”, “está”, “estamos”, “estão”, “estive”, “esteve”, “estivemos”, “estiveram”, “estava”, “estávamos”, “estavam”, “estivera”, “estivéramos”, “esteja”, “estejamos”, “estejam”, “estivesse”, “estivéssemos”, “estivessem”, “estiver”, “estivermos”, “estiverem”, “hei”, “há”, “havemos”, “hão”, “houve”, “houvemos”, “houveram”, “houvera”, “houvéramos”, “haja”, “hajamos”, “hajam”, “houvesse”, “houvéssemos”, “houvessem”, “houver”, “houvermos”, “houverem”, “houverei”, “houverá”, “houveremos”, “houverão”, “houveria”, “houveríamos”, “houveriam”, “sou”, “somos”, “são”, “era”, “éramos”, “eram”, “fui”, “foi”, “fomos”, “foram”, “fora”, “fôramos”, “seja”, “sejamos”, “sejam”, “fosse”, “fôssemos”, “fossem”, “for”, “formos”, “forem”, “serei”, “será”, “seremos”, “serão”, “seria”, “seríamos”, “seriam”, “tenho”, “tem”, “temos”, “tém”, “tinha”, “tínhamos”, “tinham”, “tive”, “teve”, “tivemos”, “tiveram”, “tivera”, “tivéramos”, “tenha”, “tenhamos”, “tenham”, “tivesse”, “tivéssemos”, “tivessem”, “tiver”, “tivermos”, “tiverem”, “terei”, “terá”, “teremos”, “terão”, “teria”, “teríamos”, “teriam“.

APÊNDICE B – Tabelas de frequências das informações do Corpus

Tabela 6 – *As 10 classes mais frequentes no corpus*

Classe	**Quantidade**	%
execução fiscal	9.725	24,31
procedimento comum cível	8.056	20,14
procedimento do juizado especial cível	5.904	14,76
cumprimento de sentença	3.745	9,36
execução de título extrajudicial	1.770	4,42
ação penal - procedimento ordinário	1.352	3,38
reclamação pré-processual	681	1,70
requisição de pequeno valor	678	1,69
termo circunstanciado	656	1,64
cumprimento de sentença contra a fazenda pública	655	1,64

Tabela 7 – *Os 10 assuntos mais frequentes no corpus*

Assunto	**Quantidade**	%
dívida ativa	3.095	7,74
iptu/ imposto predial e territorial urbano	2.972	7,43
assunto não informado.	2.154	5,38
indenização por dano moral	1.616	4,04
indenização por dano material	1.138	2,84
prestação de serviços	960	2,40
obrigação de fazer / não fazer	920	2,30
contratos bancários	664	1,66
rescisão do contrato e devolução do dinheiro	634	1,58
acidente de trânsito	601	1,50

Tabela 8 – *Os 10 magistrados mais frequentes no corpus (continua)*

Magistrado	**Quantidade**	%
fabio francisco taborda	912	2,28
fernanda silva goncalves	506	1,26
larissa boni valieris	467	1,17
anderson josé borges da mota	313	0,78
felipe de melo franco	222	0,55
eduardo passos bhering cardoso	195	0,49
enoque cartaxo de souza	191	0,48
wander pereira rossette júnior	188	0,47
ana cecilia marques faria	186	0,46
josé vitor teixeira de freitas	180	0,45

Tabela 9 – *As 10 comarcas mais frequentes no corpus*

Comarca	**Quantidade**	%
são paulo	7.503	18,75
campinas	1.249	3,12
guarulhos	1.081	2,70
são vicente	1.074	2,68
santos	869	2,17
ribeirão preto	618	1,54
são josé do rio preto	570	1,42
presidente prudente	524	1,31
osasco	497	1,24
araçatuba	494	1,23

Tabela 10 – *Os 10 foros mais frequentes no corpus*

Foro	**Quantidade**	%
foro central cível	1.846	4,61
foro de campinas	1.088	2,72
foro de guarulhos	1.081	2,70
foro de são vicente	1.074	2,68
foro de santos	865	2,16
foro regional ii - santo amaro	772	1,93
foro central - fazenda pública/acidentes	762	1,90
foro de ribeirão preto	606	1,51
foro de são josé do rio preto	570	1,42
foro das execuções fiscais municipais	566	1,41

Tabela 11 – *As 10 varas mais frequentes no corpus*

Vara	**Quantidade**	%
vara da fazenda pública	222.502	7,02
juizado especial cível e criminal	167.072	5,27
saf - serviço de anexo fiscal	165.261	5,22
2ª vara cível	162.402	5,13
vara do juizado especial cível e criminal	158.847	5,01
1ª vara cível	153.761	4,85
1ª vara	152.702	4,82
3ª vara cível	148.503	4,69
2ª vara	142.464	4,50
vara única	133.824	4,22

Tabela 12 – *Quantidade de documentos de acordo com as datas de disponibilização.*

Data	**Quantidade**	%	**Data**	**Quantidade**	%
17/10/2019	9328	23,31	24/10/2019	2031	5,08
16/10/2019	9271	23,17	15/10/2019	645	1,61
18/10/2019	8670	21,67	19/10/2019	583	1,46
21/10/2019	2583	6,46	26/10/2019	116	0,29
25/10/2019	2303	5,76	20/10/2019	94	0,23
22/10/2019	2286	5,71	14/10/2019	15	0,04
23/10/2019	2070	5,17	27/10/2019	13	0,03

Tabela 13 – *Quantidade de classes por assunto*

Assunto	**Quantidade de classes**
assunto não informado.	25
obrigações	18
obrigação de fazer / não fazer	16
locação de imóvel	16
liquidação / cumprimento / execução	14
prestação de serviços	14
inadimplemento	13
tratamento médico-hospitalar	12
inventário e partilha	12
contratos bancários	12
indenização por dano moral	12
liminar	11
espécies de contratos	11
valor da execução / cálculo / atualização	11
antecipação de tutela / tutela específica	11
compra e venda	11
fornecimento de medicamentos	11
indenização por dano material	10
pagamento	10
tráfico de drogas e condutas afins	10

Anexos