

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DAINF - DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE INFORMÁTICA
CURSO DE BACHARELADO EM SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

YURI CARLOS BONIFÁCIO NEVES

**DETECÇÃO DE COMPORTAMENTO DEPRESSIVO
COM BASE EM EVIDÊNCIAS TEXTUAIS**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CURITIBA
2019

YURI CARLOS BONIFÁCIO NEVES

**DETECÇÃO DE COMPORTAMENTO DEPRESSIVO
COM BASE EM EVIDÊNCIAS TEXTUAIS**

Proposta de Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Gustavo Alberto Giménez Lugo
DAINF - Departamento Acadêmico de
Informática -UTFPR

CURITIBA
2019



Ministério da Educação
UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
Câmpus Curitiba
Diretoria de Graduação e Educação Profissional
Departamento Acadêmico de Informática
Coordenação do Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação



TERMO DE APROVAÇÃO

“DETECÇÃO DE COMPORTAMENTO DEPRESSIVO COM BASE EM EVIDÊNCIAS TEXTUAIS”

por

“Yuri Carlos Bonifácio Neves”

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi apresentado no dia **5** de **dezembro** de **2019** como requisito parcial à obtenção do grau de Bacharel em Sistemas de Informação na Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR - Câmpus Curitiba. O(a)s aluno(a)s foi(ram) arguido(a)s pelos membros da Banca de Avaliação abaixo assinados. Após deliberação a Banca de Avaliação considerou o trabalho

_____.

<p>_____</p> <p><Prof. Gustavo A. Giménez Lugo> (Presidente - UTFPR/Curitiba)</p>	<p>_____</p> <p><Prof. Cesar Augusto Tacla> (Avaliador(a) 1 - UTFPR/Curitiba)</p>
<p>_____</p> <p><Prof. Allan Martins Mohr> (Avaliador(a) 2 - UTFPR/Curitiba)</p>	<p>_____</p> <p><Prof. Leonardo Zanin> (Avaliador(a) 3 - UTFPR/Curitiba)</p>
<p>_____</p> <p><Prof. Leyza Baldo Dorini> (Professora Responsável pelo TCC – UTFPR/Curitiba)</p>	
<p>_____</p> <p><Prof. Marcelo Mikosz Gonçalves> (Coordenador do curso de Bacharelado em Sistemas de Informação – UTFPR/Curitiba)</p>	

Dedico este trabalho a minha família e aos integrantes do grupo de ciências cognitivas, que se mostraram grandes amigos em momentos difíceis vividos durante a produção deste trabalho.

RESUMO

NEVES, Yuri. Detecção de Comportamento Depressivo com Base em Evidências Textuais. 2019. 75 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2019.

A depressão é uma condição que tem se tornado comum nos dias atuais, com estimativas de 300 milhões de pessoas ao redor do mundo sofrendo com alguma variação de depressão (WHO, 2018). Dentre todas as pessoas acometidas por este transtorno, uma grande parcela não sabe que possui depressão, pois muitos desses casos não são diagnosticados (CEPOIU, 2008).

Existem diversos motivos que podem dificultar neste diagnóstico, como o estigma social em relação ao tratamento, a falta de acesso a um profissional qualificado, dado o valor da consulta, ou mesmo a necessidade da iniciativa do indivíduo acometido por essa condição em procurar um tratamento. Embora existam instrumentos, como questionários, entrevistas e etc, que se propõem em avaliar a existência dessa condição, esses ainda possuem a mesma limitação citada em relação a acessibilidade. Existem trabalhos na área de computação propondo modelos que visam amenizar este problema, utilizando dados das redes sociais destes indivíduos e tentando traçar padrões que caracterizem o comportamento de um indivíduo acometido por essa condição. Embora estes trabalhos produzam um resultado interessante em relação a identificação de um indivíduo com um comportamento depressivo, os mesmos não apresentam explicitamente os conceitos psicológicos envolvidos, que vieram a guiar a escolha das características utilizadas para descrever o comportamento depressivo. Neste trabalho é proposto um modelo computacional de depressão que aborda parcialmente um modelo psico-linguístico. Também é apresentada uma discussão em relação as qualidades e limitações da representação computacional de algumas características utilizadas pelo modelo psico-linguístico.

Ao final, é apresentada a aplicação do modelo proposto sobre um conjunto de dados do mundo real. O classificador apresentou uma taxa de precisão de 73% e uma taxa de revocação de 80%.

Palavras-chave: Depressão, Linguística, Modelo computacional.

ABSTRACT

NEVES, Yuri. Depressive Behavior detection using textual evidences. 2019. 75 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2019.

Depression is a condition that has become commonplace these days, with estimates of 300 million people around the world suffering from some variation of depression (WHO, 2018). Among all people affected by this condition, a large portion do not know they have depression, as many of these cases are undiagnosed (CEPOIU, 2008).

There are several reasons that can make this diagnosis difficult, such as social stigma regarding treatment, lack of access to a qualified professional, given the cost of a therapy session, or even the need for initiative of the individual affected by this condition to seek a treatment. Although there are instruments, such as questionnaires, interviews, etc, which aim to assess the existence of this condition, they still have the same limitation cited regarding the accessibility.

There are works in the area of computing proposing models that aim to alleviate this problem, using data from social networks of these individuals and trying to show patterns that characterize the behavior of an individual affected by this condition. Although these works produce an interesting result regarding the identification of an individual with depressive behavior, they do not explicitly present the psychological concepts involved, which guided the choice of characteristics used to describe depressive behavior.

This work proposes a computational model of depression that partially addresses a psycho-linguistic model. A discussion is also presented regarding the qualities and limitations of the computational representation of some characteristics used by the psycho-linguistic model.

At the end, the application of the proposed model on a real world data set is presented. The classifier had an accuracy rate of 73 % and a recall rate of 80 %.

Keywords: Depression, Linguistic, Computational model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Interpretação geométrica SVM	18
Figura 2 – Cachorro de Seligman	25
Figura 3 – Resumo do modelo apresentado em Smirnova et al. (2018)	28
Figura 4 – Separação de classes produzida	29
Figura 5 – Instrumentos e métricas de depressão produzidos ao longo dos tempos	30
Figura 6 – Características mais medidas entre os instrumentos produzidos	31
Figura 7 – Agrupamento de características	32
Figura 8 – Etapas do método	42
Figura 9 – Modelo proposto em relação ao modelo de domínio	50
Figura 10 – Processo para valoração coloquial de uma frase	51
Figura 11 – Histograma da característica de coloquialismo	58
Figura 12 – Histograma com a quantidade de vezes em que o pronome de primeira pessoa foi utilizado	59
Figura 13 – Histograma da quantidade de vezes em que um pronome reflexivo de primeira pessoa foi utilizado	60
Figura 14 – Histograma da proporção da utilização de verbos no passado	61
Figura 15 – Histograma da utilização de pronomes negativos nos textos de cada indivíduo	61
Figura 16 – Curva ROC representando a relação entre a taxa de falsos posi- tivos e verdadeiros positivos ao longo da seleção do classificador	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Métricas de avaliação de classificadores	19
Tabela 2 – Relação entre modelos de depressão e os aspectos mensurados .	33
Tabela 3 – Trabalhos correlatos e variáveis medidas	40
Tabela 4 – Dados gerais da base utilizada no trabalho	47
Tabela 5 – Rótulos da base CoNLL 2002	53
Tabela 6 – Valores das características extraídas	57
Tabela 7 – Diferença entre os grupos	58
Tabela 8 – Características utilizadas no treinamento e avaliação do classifi- cador	64
Tabela 9 – Parâmetros testados durante o treinamento do classificador . . .	64
Tabela 10 – Resultados da classificação utilizando a parcela de dados de teste	65

SUMÁRIO

1 – Introdução	11
1.1 Motivação	12
1.2 Objetivos	12
1.2.1 Objetivo geral	12
1.2.2 Objetivos específicos	12
1.3 Perguntas abordadas	13
1.4 Contribuições	13
2 – Conceitos utilizados	15
2.1 Pointwise mutual information	15
2.2 Tokenização	15
2.3 Lematização	15
2.4 Parts of speech tagging	16
2.5 Reconhecimento de entidade nomeada	17
2.6 Support vector machine	18
2.7 Avaliação de classificadores	19
3 – Modelos psicológicos de depressão	20
3.1 Visão comportamental	20
3.2 Visão psicanalítica	21
3.3 Visão cognitiva	22
3.4 Desesperança aprendida	24
3.5 A influência dos objetivos na depressão	25
3.6 Depressão expressa em texto	26
3.7 Instrumentos e características	27
4 – Modelos computacionais de depressão	34
5 – Materiais e métodos	41
5.1 Seleção de um modelo de domínio	41

5.2	Seleção de características psicolinguísticas	43
5.3	Modelagem computacional das características	43
5.4	Implementação da modelagem das características	45
5.5	Obtenção de um dataset	45
5.6	Extração das características modeladas sobre o dataset	47
5.7	Análise exploratória dos dados	47
5.8	Teste do modelo	48
5.9	Avaliação dos resultados de seleção	48
6	– Modelo computacional proposto	49
6.1	Coloquialismo	49
6.1.1	Obtenção de dicionário coloquial	51
6.1.1.1	Pré-processamento	52
6.1.1.2	Normalização	52
6.1.1.3	Remoção de palavras formais	52
6.1.1.4	Remoção de entidades nomeadas	52
6.1.2	Valoração coloquial de uma palavra	54
6.1.3	Valoração coloquial da frase	55
6.1.4	Limitações	55
6.2	Esquemas negativos do passado	55
6.3	Atenção focada em si mesmo	56
6.4	Tamanho de discurso	56
7	– Exploração da discriminação dos atributos do modelo	57
8	– Verificação do modelo proposto	62
8.1	Treinamento do Classificador	62
8.2	Avaliação do resultado de classificação	65
9	– Considerações finais	67
9.1	Trabalhos futuros	68
	Referências	70

1 Introdução

A depressão é uma condição que tem se tornado comum nos dias atuais, com estimativas de 300 milhões de pessoas ao redor do mundo sofrendo com alguma variação de depressão (WHO, 2018). Alguns dos sintomas dos indivíduos acometidos por esta condição são o nível de produtividade mais baixo, falta de prazer em atividades corriqueiras, baixa autoestima, entre outros. Dentre todas as pessoas acometidas por esta condição, uma grande parcela não sabe que possui depressão, pois muitos desses casos não são diagnosticados (CEPOIU, 2008).

Existem vários motivos que podem dificultar o diagnóstico, estando entre eles, a falta de motivação do indivíduo em querer tratar o problema, o estigma social em relação a quem procura um profissional da área de psicologia, a dificuldade em encaixar uma consulta na rotina do indivíduo, a falta de acesso a um profissional qualificado e o valor da consulta.

A existência da condição pode não estar tão clara na pessoa depressiva, uma vez que os sintomas nem sempre se apresentam de maneira explícita. Estudos têm mostrado que a linguagem pode ser um meio interessante para complementar o diagnóstico de depressão (SMIRNOVA et al., 2018).

O fato de a depressão influenciar em como nos expressamos textualmente já é conhecido e tem sido investigado em diversos estudos (Seabrook et al. (2018), Settanni e Marengo (2015)). Dentre os estudos, destaca-se o trabalho apresentado em Smirnova et al. (2018), que utiliza unicamente linguagem expressa em texto, e apresenta um bom desempenho na identificação de pessoas depressivas.

Apesar do bom desempenho, este modelo possui a dependência de um especialista para a produção das análises. Esta necessidade gera o mesmo problema de acessibilidade citado anteriormente em relação ao diagnóstico usual.

O modelo apresentado em Smirnova et al. (2018), apresenta regras formais para a análise do texto, o que permite pensar na aplicação dessas análises de maneira automatizada.

Este trabalho tem por objetivo apresentar um modelo automatizado de análise de texto, utilizando o processamento de linguagem natural, aplicado a textos

gerados por usuários da rede social *Reddit*, mostrando as relações das características extraídas destes textos com a identificação de comportamento depressivo.

1.1 Motivação

Dada a dificuldade de acesso de determinadas esferas sociais e a falta de informação a respeito do tema, muitas pessoas podem estar sendo afetadas pela depressão sem nem mesmo saberem.

Os métodos atualmente empregados para a identificação de comportamento depressivo, como questionário, ou por meio da consulta com um profissional capacitado da área, possuem uma acessibilidade limitada para determinadas esferas da sociedade, devido a problemas como a condição financeira ou mesmo a motivação para se procurar auxílio. Diante das dificuldades citadas, um modelo automatizado para a análise de linguagem expressa em texto poderia trazer benefícios.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Este projeto tem o objetivo de propor um modelo computacional, baseado no modelo psicolinguístico apresentado em Smirnova et al. (2018), que dado uma base de textos com pessoas depressivas e um grupo de controle, extraia características e classifique novas pessoas como pertencentes a um destes grupos. Vale ressaltar que não é objetivo deste trabalho validar o desempenho do modelo proposto com o desempenho de um profissional específico da área de psicologia, visto que este trabalho não se propõe a diagnosticar a depressão.

1.2.2 Objetivos específicos

- Encontrar um modelo do domínio da psicologia para definir depressão por meio da linguagem escrita.
- Entender quais características podem ser modeladas a fim de auxiliar na identificação de um indivíduo depressivo, segundo estudos psicológicos.
- Extrair as características já modeladas de uma base de textos com indivíduos depressivos e não depressivos.

- Apresentar as diferenças entre os grupos dentro da base de dados utilizada.
- Apresentar o desempenho do modelo proposto em uma base de dados do mundo real.

1.3 Perguntas abordadas

Seguindo os objetivos citados, naturalmente surgem alguns questionamentos, como por exemplo: dado que o comportamento de um indivíduo depressivo manifesta-se também na sua utilização de linguagem, como este se manifesta? É possível traçar as características que diferem este comportamento do comportamento de um indivíduo não acometido por essa condição? Traçando essas características, seria possível representá-las utilizando-se de recursos computacionais? Com os recursos disponíveis hoje, quanto dessas características podem ser representadas de maneira computacional, construindo um modelo computacional de depressão? Supondo a possibilidade de se gerar um modelo computacional de depressão, qual seria o seu desempenho quando aplicado sobre um conjunto de dados do mundo real?

Perguntas como essas são abordadas e discutidas ao longo de todos os capítulos deste trabalho.

1.4 Contribuições

Durante a produção deste trabalho, foi abordado um modelo linguístico-psicológico, apresentado em Smirnova et al. (2018), e explicado na seção 3.6, que apresenta diversas características comportamentais que um indivíduo depressivo pode manifestar na utilização da linguagem expressa em texto. Neste trabalho são apresentadas algumas possíveis representações computacionais para algumas dessas características.

Neste trabalho, assim como em diversos outros trabalhos de computação, não é possível representar todas as características e relações de um modelo do mundo real ao qual deseja-se representar. Discutem-se também os limites computacionais do modelo proposto, em termos de ferramentas existentes, para a representação do modelo de domínio citado anteriormente.

Também é contribuição deste trabalho a utilização de um modelo do domínio da psicologia para caracterização da depressão, a fim de embasar a construção de um modelo computacional para identificar indivíduos acometidos por essa condição. Como é apresentado no capítulo 4, os modelos geralmente se utilizam de algoritmos ligados ao vocabulário do conjunto de dados. Essa metodologia tende a enviesar o modelo ao conjunto de dados, visto que o mesmo é construído por meio do conjunto de dados e unicamente para àquele conjunto de dados.

Finalmente, é apresentada uma abordagem para identificação do uso de linguagem coloquial, bem como as limitações dos aspectos de coloquialismo que essa abordagem leva em consideração.

2 Conceitos utilizados

2.1 Pointwise mutual information

Pointwise mutual information (PMI) é uma medida estatística que calcula a diferença entre a coocorrência de duas variáveis aleatórias quaisquer, x e y , e a ocorrência das mesmas individualmente (BOUMA, 2009). Essa medida é dada pela fórmula a seguir:

$$\text{PMI}(x,y) = \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

2.2 Tokenização

Tokenização é um processo de filtragem de informação do texto, onde se aplicam diversos métodos a fim de se remover informação irrelevante, ou se acentuar informações presentes no texto.

É comum ver como parte deste processo, em vários trabalhos, a remoção de palavras chamadas de *stop words*. Exemplos de palavras como essas seriam "e", "ou", "do", "para" e etc. Essas palavras são tão comuns num texto que, dificilmente, representam informação relevante a ser extraída.

Outra técnica comum deste processo é a remoção de partes da palavra como prefixo e sufixo, ou mesmo a remoção da conjugação da palavra, a fim de padronizar as palavras utilizadas no texto.

A aplicação de todas essas técnicas podem ou não ser integrantes do processo de tokenização, porém isso depende do problema abordado e quais são as informações relevantes para o problema em específico. As palavras restantes desse processo são chamadas de tokens.

2.3 Lematização

Lematização é o processo que tem por objetivo retornar uma palavra ao seu estado canônico original. Buscando atingir este objetivo, a maioria das técnicas

empregadas procura transformar ou remover prefixos, sufixos, conjugações verbais, plural e etc.

Dentre as diversas ferramentas existentes foi escolhido utilizar o *word net lemmatizer*, uma vez que o mesmo é utilizado em diversos outros trabalhos em processamento de linguagem natural.

2.4 Parts of speech tagging

Parts of speech tagging (POS tag) é o processo de se atribuir a classe gramatical da palavra. Dentre os vários métodos existentes para a execução dessa tarefa, destacam-se, na literatura os algoritmos baseados em regras e os algoritmos de base empírica (ANTONY; SOMAN, 2011).

Os algoritmos baseados em regras, como o próprio nome sugere, se baseiam em uma série de regras discretas, as quais são aplicadas a uma janela de n palavras do texto, a fim de determinar qual a classe gramatical da palavra. Um exemplo de regra nesse sentido poderia ser "se uma palavra não conhecida x é precedida por um determinador e seguida por um substantivo, então essa palavra é um adjetivo". Um algoritmo que utiliza este tipo de abordagem é o Brill's tagger.

Existe uma variação deste algoritmo que, baseado em um dicionário de palavras, contendo as classes gramaticais de cada palavra, sem levar em conta o contexto no qual a mesma se situa, atribui-se uma classe gramatical para cada palavra contida no texto analisado. Posteriormente as classes atribuídas são alteradas, por meio de regras de desambiguação, análogas a regra exemplificada no parágrafo acima, a fim de levar o contexto da palavra em consideração no processo de atribuição da classe gramatical.

Os algoritmos de base empírica não se utilizam de regras pré estabelecidas para determinarem a classe gramatical de uma palavra. Eles se utilizam de informações providas pelo texto e por outros conjuntos de dados para completar essa tarefa. Estes algoritmos, basicamente, se subdividem em duas classes, os supervisionados e os não supervisionados.

Os algoritmos supervisionados dependem de um conjunto de dados rotulado, onde cada palavra do conjunto exista um rótulo explicitando a classe gramatical a qual a palavra pertence. Estes algoritmos calculam a probabilidade de uma

determinada palavra pertencer a cada classe gramatical por meio de um conjunto de dados e, posteriormente, dado uma palavra qualquer a classificam como pertencente a classe gramatical que possuir maior probabilidade para aquela palavra.

Existem diversos algoritmos deste tipo, como o *Hidden Markov Model* (HMM), ou o *Averaged perceptron*. Neste trabalho foi escolhido a utilização do *Averaged perceptron* dado que o mesmo possui um bom resultado em comparação com o HMM (NGUYEN; GUO, 2007) e o mesmo possui uma implementação disponível para utilização, já treinada, no *Natural Language Process Toolkit* (NLTK).

2.5 Reconhecimento de entidade nomeada

O reconhecimento de entidade nomeada, ou *named entity recognition* (NER), é o processo de, dado um texto qualquer, reconhecer, de maneira automática, as entidades nomeadas existentes no texto. Uma entidade nomeada pode ser uma empresa, um nome próprio, uma data específica, porém a definição de entidade varia de acordo com o contexto do problema.

Os primeiros algoritmos existentes neste contexto se utilizavam de regras gramaticais para identificar as entidades contidas no texto. Uma limitação dessa abordagem é a necessidade de um bom conhecimento em linguística, a fim de descrever as regras gramaticais que seriam utilizadas nos algoritmos.

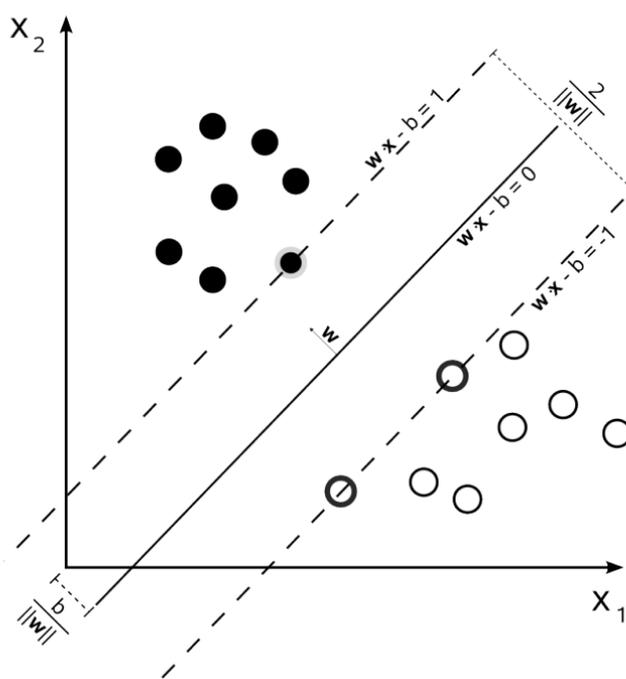
Dada a limitação citada, uma alternativa interessante, é a aplicação de aprendizagem de máquina, com o objetivo de aprender as regras gramaticais anteriormente citadas (NADEAU; SEKINE, 2007). Nesse sentido é comum ver a utilização de algoritmos como HMM, *Conditional Random Fields* (CRF), *Support Vector Machine* (SVM) e etc.

Dentre os vários possíveis classificadores aplicados para o reconhecimento de entidade nomeada, foi escolhido utilizar um classificador do tipo CRF, o qual é apresentado em Finkel, Grenager e Manning (2005), pois, além de possuir um desempenho interessante na tarefa de identificação de entidade nomeada (DLUGOLINSKÝ; CIGLAN; LACLAVÍK, 2013), o mesmo é de fácil utilização, uma vez que se encontra pré treinado e disponível para download no site da universidade de Stanford.

2.6 Support vector machine

Support vector machine (SVM) é um algoritmo de classificação baseado na ideia de, dado um plano com as amostras de n diferentes classes, aprender o hiperplano com a maior margem, que separe as instâncias contidas nas diferentes classes (SHARNAGAT, 2014). A figura 1 mostra a interpretação geométrica para uma classificação binária, utilizando duas dimensões.

Figura 1 – Interpretação geométrica SVM



Fonte: Sharnagat (2014)

O classificador é baseado em dois parâmetros, sendo eles um vetor W de peso, o qual é perpendicular ao hiperplano que separe as amostras, e um valor b que representa o viés, deslocando o hiperplano. Uma amostra x é considerada como positiva se $f(x) = wx + b > 0$, e negativa caso o contrário.

Tabela 1 – Explicação e representação matemática das métricas escolhidas para a avaliação de classificação neste trabalho. tp representa amostras positivas classificadas como positivas, fp amostras positivas classificadas como negativas, e tn amostras negativas classificadas como negativas.

Métrica	Fórmula	Descrição
Precisão	$p = \frac{tp}{tp + fp}$	Mede, das amostras classificadas como positivas, quantas pertencem efetivamente a classe positiva
Revocação	$r = \frac{tp}{tp + tn}$	Mede a quantidade de amostras classificadas como positivas em relação ao total de amostras positivas presente no conjunto de dados
<i>F1-measure</i>	$\frac{2 * p * r}{p + r}$	Representa a média harmônica entre precisão e revocação

2.7 Avaliação de classificadores

Existem diversas métricas disponíveis para se avaliar um classificador, como *Area Under the Curve* (AUC), erro quadrático médio, matriz de confusão, acurácia e etc. A métrica mais utilizada é a acurácia, que mede a quantidade de amostras corretamente classificadas, independente de qual classe as mesmas pertencem (HOSSIN; SULAIMAN, 2015). Embora seja a mais utilizada, esta possui uma limitação em relação a informação apresentada, visto que suprime os resultados de seleção para classes que possuem menos amostras (HOSSIN; SULAIMAN, 2015).

Neste trabalho foi escolhido utilizar precisão, revocação e *F-1 measure*, por apresentarem informações mais específicas em relação a classificação avaliada, não sofrendo com o problemas como o da acurácia, citado anteriormente. Essas métricas são melhor explicadas na tabela 1.

3 Modelos psicológicos de depressão

A depressão é um problema que afeta indivíduos em diversas partes do mundo. Segundo WHO (2001), aproximadamente 300 milhões de pessoas sofrem de depressão ao redor do mundo. Sintomas como estresse ou desordens como a depressão, podem ser danosos a saúde do indivíduo, suprimindo suas interações sociais, levando a um pensamento mais negativo do mundo e de sua realidade (BECK et al., 1983).

A depressão não é um problema novo em nossa sociedade. O conceito de depressão tem sido abordado no meio acadêmico há muito tempo. Existem trabalhos que tentam modelar, teorizar e mensurar a depressão desde antes de 1914 (FREUD, 1957).

Este capítulo irá apresentar algumas das visões da psicologia, apresentando também suas relações com a depressão.

3.1 Visão comportamental

Dentro dessa visão, a depressão é entendida como um conjunto de comportamentos peculiares que se dão em resposta aos estímulos apresentados ao longo da vida do indivíduo, dado o ambiente em que ele vive (SKINNER, 1977).

Esta visão propõe que todo comportamento é aprendido de acordo com estímulos recebidos pelo ambiente. Conforme o indivíduo age, seu ambiente o responde, punindo-o ou recompensando-o, o que o faz reforçar ou enfraquecer determinados comportamentos (KANTER et al., 2004).

A principal maneira de se aprender um comportamento, nessa visão, é por meio do reforço. Para ilustrar o conceito, imagine um rato que recebe alimento quando aperta um botão. Toda vez que o rato se comporta de determinada maneira (aperta o botão), o mesmo recebe a recompensa do alimento, fazendo com que ele reforce esse comportamento e torne-se cada vez mais condicionado a comportar-se dessa maneira.

O aprendizado também pode se dar por associação, onde um estímulo condicional se associa, por meio de reforço, a um estímulo incondicional. Um

exemplo deste aprendizado é mostrado no trabalho (PAVLOV; GANTT, 1941), que utilizou um cachorro como objeto de estudo. Apresentou-se alimento ao cão como representação do estímulo condicional. O estímulo incondicional foi representado pelo tocar de um sino.

Era apresentado ao cão o alimento, e aquele reagia salivando pelo alimento (estímulo condicional). A fim de reforçar a associação entre os estímulos acima descritos, junto com o alimento, tocava-se o sino. Com o passar do tempo, quando se retirava o estímulo condicional (alimento) e tocava-se somente o sino, o cachorro já salivava, demonstrando a associação do estímulo condicional com o incondicional.

Neste sentido, um tratamento relativo à depressão utilizando-se dessa visão, poderia trabalhar com o enfraquecimento dos comportamentos aprendidos ao longo do tempo (KANTER et al., 2004).

Esta visão possui a limitação, apontada mais tarde por visões subsequentes, de que considera o indivíduo como uma caixa preta, ignorando a existência de possíveis mecanismos internos que podem modular as razões destes comportamentos.

3.2 Visão psicanalítica

Um dos precursores dessa visão foi Freud, com seu trabalho Freud (1957). Diferente da visão comportamental, essa trata a depressão de maneira mais interna, levando em consideração os mecanismos internos existentes no ser humano e estabelecendo relações com as experiências que ocorreram com o mesmo no passado.

Nesta visão a depressão é desencadeada pela perda de um objeto de admiração. Este objeto pode ser uma pessoa, um emprego ou algo qualquer, desde que seja de grande importância para essa pessoa (RIBEIRO; RIBEIRO; DOELLINGER, 2018).

Dada tal perda, o indivíduo passa, em decorrência da sensação de vazio e angústia, a buscar este objeto perdido em outras coisas, objetos ou pessoas, a fim de acabar com este sofrimento.

Essa busca mantém o indivíduo nas condições de deprimido até que o mesmo encontre a substituição necessária que tanto almeja para aquele objeto, tendo os sentimentos que o objeto produzia anteriormente sendo supridos novamente. Por não encontrar este objeto, o indivíduo passa a tomar para si suas características,

seus trejeitos, encarnando-o a si mesmo (BERLINCK; FÉDIDA, 2000).

Desta forma, por se tornar parte do que era seu objeto de admiração, o indivíduo passa a referir a si mesmo os sentimentos e pensamentos que possuía em relação ao tal objeto, tanto positivos quanto negativos.

Freud descreve alguns dos sintomas da depressão como "*a profoundly painful dejection, cessation of interest in the outside world, loss of capacity to love, inhibition of all activity, and lowering of the self-regarding feelings to a degree that finds utterance in self-reproaches and self-revilings and culminates in delusional expectations of punishment.* (FREUD, 1957)".

Esta visão se destaca por permear problemas antes não tratados pela visão anterior, porém possui a limitação de ser de difícil reprodução e testabilidade dentro do meio científico.

3.3 Visão cognitiva

Esta visão se tornou bastante popular nos anos de 1970 e 1980, por conta de um descontentamento existente em relação ao behaviourismo e o problema de testabilidade das ideias trazidas pela psicanálise.

Neste modo de pensar sobre a depressão, o que importa é, principalmente, o processo, o conteúdo e a maneira de se codificar um pensamento, tratando estes processos como os elementos principais para o início de uma depressão, quando em mal funcionamento. Para se estudar as referidas codificações e estruturas do pensamento, utilizava-se da teoria cognitiva da mente (STREET; SHEERAN; ORBELL, 1999).

Nessa visão, um dos principais pesquisadores foi Aaron T. Beck, que tentou explicar o funcionamento e a disfunção de algumas condições de ordem mental, como a depressão. Criou também, neste sentido, um instrumento para mensurar o grau do quadro em que o indivíduo se encontra, chamado *Beck's Depression Inventory* (BDI). Este instrumento se trata de um questionário objetivo com 21 perguntas (existem outras versões com cartas ou mesmo menos perguntas) que avaliam diversos aspectos da vida do indivíduo, tendo o objetivo de aferir os níveis de depressão de uma maneira mais rápida.

Beck argumentava que os sintomas de depressão cognitivos precediam os

sintomas de humor e que a visão negativa do indivíduo em relação a ele mesmo era o que causava a depressão. Este é um ponto que difere esta de todas as outras visões aqui apresentadas, pois as outras colocam essa autoimagem negativa criada pelo indivíduo como sendo um sintoma e não um processo causador.

Em Abela e D'Alessandro (2002) é apresentado um estudo em relação as admissões de estudantes nas universidades. Este estudo mostra que alguns estudantes que não entraram nas universidades que efetivamente almejavam demonstravam visões distorcidas deles mesmos, fazendo-os duvidar de seu próprio futuro e suas capacidades. O estudo mostra que, dado um tempo após a coleta e amostragem do estudo, os indivíduos que apresentavam estes pensamentos distorcidos, passaram a apresentar sintomas conhecidos da depressão.

Beck caracteriza essa visão negativa de si mesmo como a *Negative Cognitive Triad* e explica que os pensamentos negativos dão-se não somente em relação ao próprio indivíduo, mas também do mundo e do futuro. Por exemplo, um indivíduo depressivo passa a se ver como alguém sem valor, que interpreta o mundo como um ambiente que frequentemente impõe obstáculos a ele e, por estes motivos, olha o futuro de uma maneira desesperançosa, acreditando que as coisas não podem mudar para melhor (BECK; STEER; BROWN, 1996).

Esta forma de pensar passa a afetar a ótica do indivíduo em relação ao ambiente que o cerca, interferindo em suas relações interpessoais, qualidade na resolução de problemas e criando disfunções em sua percepção. Desordens cognitivas comuns em indivíduos depressivos podem ser listadas, como por exemplo o pensamento dicotômico, a atenção seletiva e a super generalização (ALLEN, 2003).

A atenção seletiva faz com que o indivíduo passe a tratar os problemas através da análise de somente algumas variáveis em detrimento de outras igualmente importantes.

O pensamento dicotômico, sendo definido também como o pensamento "tudo ou nada", faz com que a pessoa passe a suprimir partes positivas em um evento enquanto super valora partes negativas. Essa característica é prejudicial a pessoa, visto que retém do indivíduo possíveis auto recompensas relacionadas a situações positivas, uma vez que o indivíduo tende a focar nos aspectos negativos da situação.

Isso é ruim pois, frente a um objetivo estabelecido e efetivamente alcançado pelo indivíduo, tendo, desta maneira, um caráter previamente positivo, pode passar a ser visto pelo indivíduo como negativo, dado que o mesmo suprime o caráter positivo das coisas, procurando por pontos negativos.

A super generalização dá-se quando o indivíduo tem um mal desempenho em uma atividade de um determinado segmento e passa a julgar que sempre terá este mesmo mal desempenho em toda e qualquer atividade do mesmo segmento.

Beck argumenta que os indivíduos depressivos, por meio desta tríade, tendem a criar o que ele chama de *negative self-schema*. Um *negative self-schema* é um conjunto de pensamentos e crenças, disfuncionais e negativas, que um indivíduo tem de si mesmo.

Estes *negative self-schemas* podem ser adquiridos por eventos negativos que ocorrem durante sua infância, como a perda de um ente querido, rejeição de outras pessoas que vivem em seu ambiente, *Bullying* na escola, e etc.

3.4 Desesperança aprendida

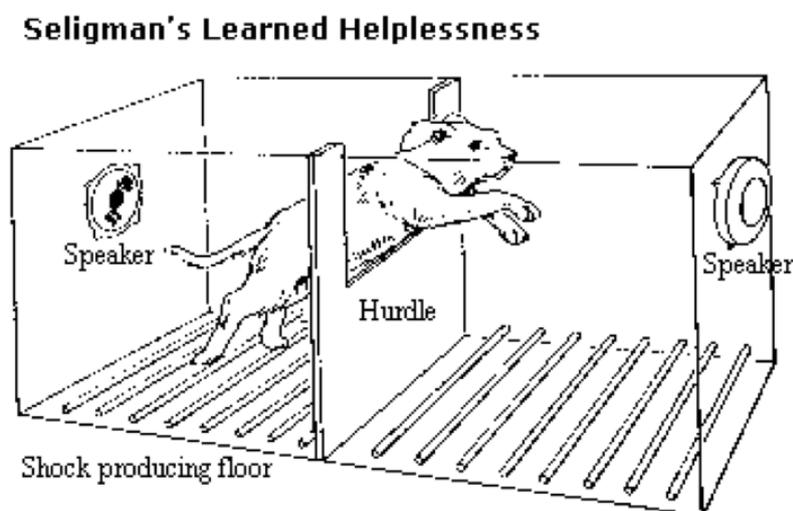
Esta visão descreve que a pessoa, ao experienciar diversas situações de incontrolabilidade, passa a acreditar que seus esforços não modificam o ambiente ou as situações de vida em que a pessoa se encontra. Essa crença leva a um comportamento mais passivo, com um sentimento de apatia, o que pode culminar mais tarde em uma depressão (SELIGMAN, 1974).

Um dos estudos clássicos nessa área é o de Seligman (1974), que baseou sua pesquisa em experimentos com cachorros. Ele colocou um cachorro em uma caixa particionada em dois, onde a primeira metade da caixa tinha um chão eletrificado e a outra metade tinha um chão comum. Quando Seligman colocava o cão do lado eletrificado, o mesmo pulava para o outro lado da caixa, a fim de evitar o choque. A figura 2 mostra uma ilustração do ambiente descrito.

Seligman obstruiu a capacidade do animal de fugir de um lado para o outro da caixa, amarrando-o ao lado eletrificado e dando choques seguidos ao cão. Quando Seligman o desamarrava, mesmo que lhe fosse apresentado o choque elétrico, o cachorro tendia a parar de escapar para o outro lado da caixa.

Além disso, os cães passaram a exibir sintomas que são encontrados em

Figura 2 – Cachorro de Seligman



Fonte: (SOAR,)

humanos depressivos, como letargia, comportamento passivo, perda de apetite, entre outros, fazendo-o concluir que o cão depressivo, assim como qualquer indivíduo depressivo, aprende que seus esforços não mudam o ambiente.

3.5 A influência dos objetivos na depressão

Diante dos estudos acima apresentados, alguns autores passaram a discutir a respeito de determinados pontos e suas influências sobre a depressão. Um dos estudos neste sentido é o de Ahrens (1987), que estuda a influência dos objetivos endógenos ou exógenos e as relações que estes têm com a depressão.

Segundo Ahrens (1987), se existe um objetivo, existe também um mecanismo interno de autoavaliação que mede, partindo de critérios estabelecidos pelo próprio indivíduo, o desempenho do mesmo na busca por este objetivo em uma determinada situação.

Ahrens (1987) mostra que indivíduos depressivos possuem uma discrepância maior em relação aos critérios de avaliação estabelecidos por eles mesmos e os resultados obtidos por estes indivíduos, sugerindo que esses indivíduos geram

objetivos mais difíceis de serem alcançados que indivíduos não depressivos.

Ele argumenta que, com a frequência dessa autoavaliação negativa em relação à performance em certos eventos, o indivíduo passa a diminuir sua crença em relação à sua *self-efficacy* (nível de auto-confiança para alcançar determinado objetivo).

Ele argumenta que, conforme o indivíduo não alcança os objetivos estabelecidos segundo as métricas estabelecidas por ele mesmo no mecanismo de autoavaliação, este indivíduo tende a perder seu nível de autoconfiança, acreditando assim que não conseguirá ser bom em outras atividades, tornando-o menos motivado a desempenhar outras tarefas.

A fim de ilustrar o enunciado, ele cita um estudo feito por Bandura e Cervone (1983), onde se separam dois grupos de pessoas, um com um alto nível de autoconfiança e outro com um baixo nível de autoconfiança. Em uma tarefa de avaliação de capacidade física, foi dado um *feedback* negativo para ambos os grupos dizendo que todos poderiam obter melhores resultados no teste, mostrando que eles estavam abaixo do esperado.

O estudo mostrou que indivíduos com níveis mais elevados de autoconfiança se esforçaram mais para melhorar os resultados do teste em relação aos indivíduos com baixos níveis de autoconfiança, o que sugere uma confirmação do argumento dado por Ahrens (1987).

Neste estudo, porém, o autor diz que se fazem necessárias mais pesquisas, a fim de identificar se os objetivos e suas avaliações contribuem para o início de uma depressão, da manutenção da depressão ou se são sintomas desta condição.

3.6 Depressão expressa em texto

Pesquisas recentes têm mostrado que a depressão também é manifestada no uso de linguagem feito pelo indivíduo depressivo (WHO, 2018) (LOSADA; CRESTANI, 2016). Um trabalho interessante neste sentido é o apresentado em (SMIRNOVA et al., 2018), onde se avalia as estruturas textuais que melhor separam três grupos de pessoas, sendo eles: pessoas com *mild depression* (MD), pessoas com tristeza comum e pessoas saudáveis.

A avaliação prévia das pessoas que participaram da pesquisa para saber

em qual dos três grupos as mesmas se encaixavam, foi feita por dois psicólogos especialistas, com um *inter-rater reliability* de 89.4%, de concordância na separação destes grupos.

As estruturas textuais como forma de escrita e sentimentos atribuídos ao que se está escrevendo, podem variar bastante dado o tema escolhido para uma pessoa qualquer redigir a respeito. A fim de controlar essa variação, no processo de coleta dos textos, os participantes dissertaram sobre dois temas específicos, sendo eles "Estado atual da vida e expectativas futuras" e "O significado da vida". Essa coleta produziu um total de 402 textos, sendo 142 redigidos por participantes da classe *mild depression*, 35 por participantes da classe tristeza comum e 225 pelo grupo de controle.

Neste trabalho são apresentados alguns traços comportamentais importantes para a caracterização da depressão e sua modelagem utilizando características linguísticas. Os traços comportamentais escolhidos neste trabalho foram: foco de atenção em si mesmo, ruminação, linguagem figurativa, pensamento analítico vs. pensamento descritivo, coloquialismo, esquemas negativos do passado, ações incompletas e estados emocionais ambivalentes. Um resumo do modelo apresentado por (SMIRNOVA et al., 2018) é ilustrado pela figura 3, bem como a modelagem dos traços para características linguísticas.

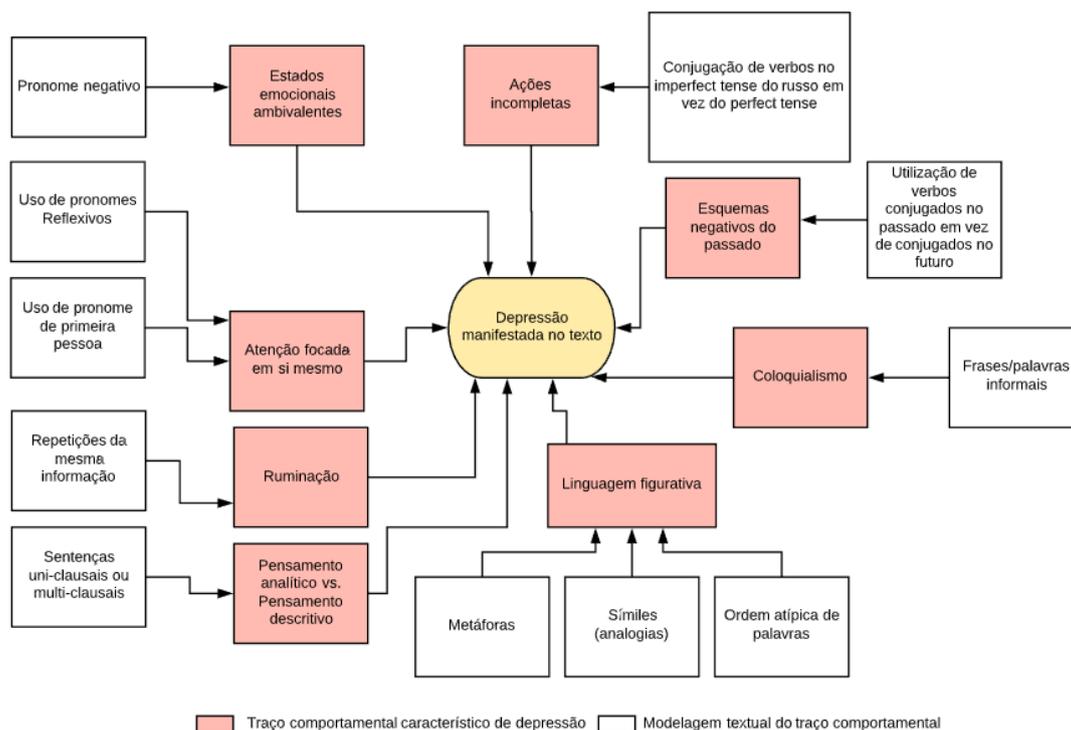
Cada texto foi analisado por um profissional específico da área de linguística, a fim de atribuir valor a cada uma das características linguísticas apresentadas. A separação dos grupos por meio dessas características pode ser observada na imagem 4.

Os valores das características foram posteriormente analisados para se verificar quais variáveis eram mais discrepantes entre os grupos, e, portanto, poderiam separar melhor os grupos. A autora apresenta que as características que possuíam maiores discrepâncias eram elipses, coloquialismo, tempo verbal, pronomes negativos, ordem de palavras, formas verbais e pronomes reflexivos.

3.7 Instrumentos e características

No processo de evolução das visões citadas, diversos instrumentos foram criados para auxiliar no diagnóstico de depressão. O histograma apresentado na

Figura 3 – Resumo do modelo apresentado em Smirnova et al. (2018). Em vermelho estão apresentados os traços comportamentais característicos de depressão. Em branco estão as características linguísticas que representam determinado traço comportamental dentro do modelo apresentado por Smirnova et al. (2018) , o qual é apontado por uma flecha.



Fonte: Autoria própria

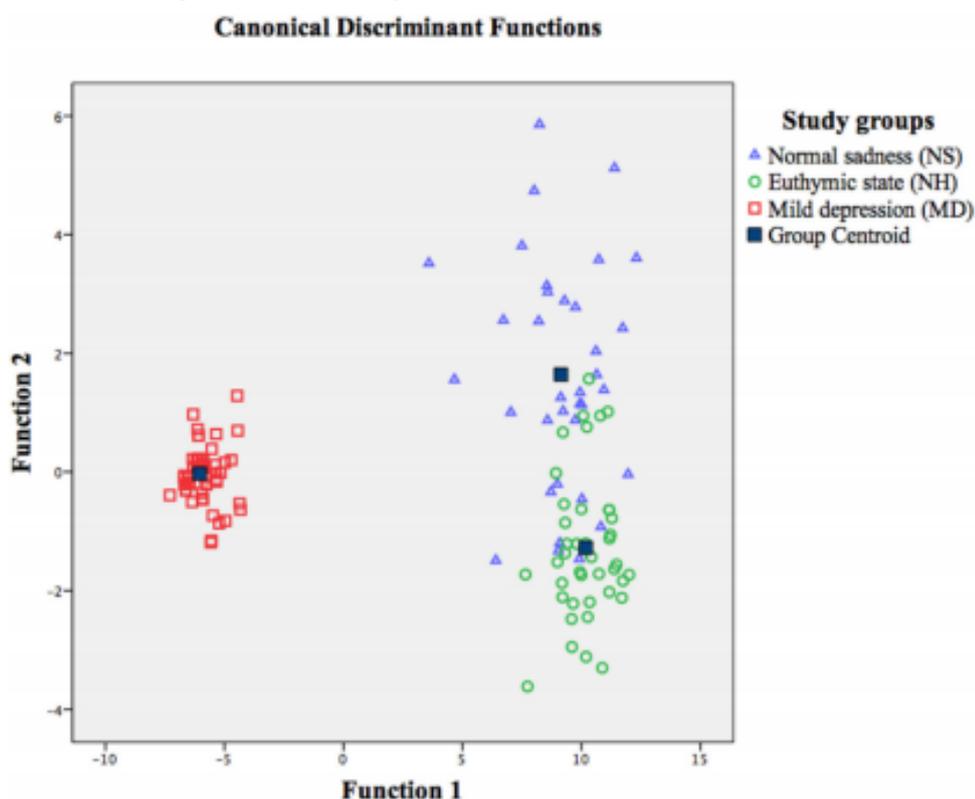
figura 5 mostra a quantidade de instrumentos criados ao longo dos anos.

Nestes diferentes modelos existe um número considerável de sobreposição de características mensuradas (SANTOR; GREGUS; WELCH, 2006). O histograma na figura 6 mostra a quantidade de instrumentos medindo cada sintoma.

Uma integração desses modelos poderia simplificar o uso destes instrumentos no momento do diagnóstico. O estudo apresentado em (STREET; SHEERAN; ORBELL, 1999) averiguou a possibilidade de se fazer uma integração dos modelos representados pelos instrumentos.

No estudo, foram extraídas as características e sintomas, bem como a

Figura 4 – Separação de classes produzida



Fonte: (SMIRNOVA et al., 2018)

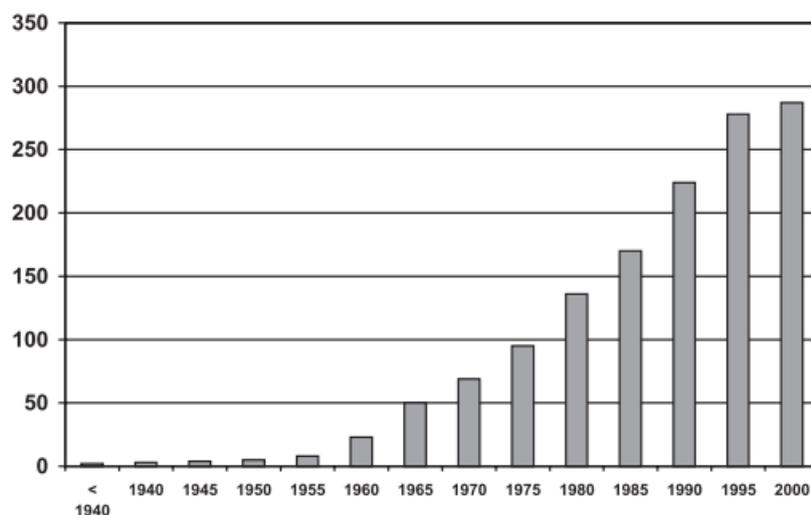
descrição semântica de cada um desses, descritos em 27 diferentes modelos de depressão, e então foram produzidos cartões com cada característica. O cartão possuía, como título, a característica e, como conteúdo do cartão, a descrição semântica da característica.

Uma cópia desses cartões foi enviada para 55 pesquisadores da área de psicologia, com o pedido de que agrupassem os cartões em termos de semelhança semântica e enviassem os cartões agrupados de volta.

O estudo concluiu que existe a possibilidade de integração, mostrando que características de modelos diferentes possuem um valor semântico parecido. A imagem 7, mostra um dos agrupamentos extraídos do trabalho.

Apesar da grande sobreposição existente entre os modelos, existem carac-

Figura 5 – Instrumentos e métricas de depressão produzidos ao longo dos tempos



Fonte: (SANTOR; GREGUS; WELCH, 2006)

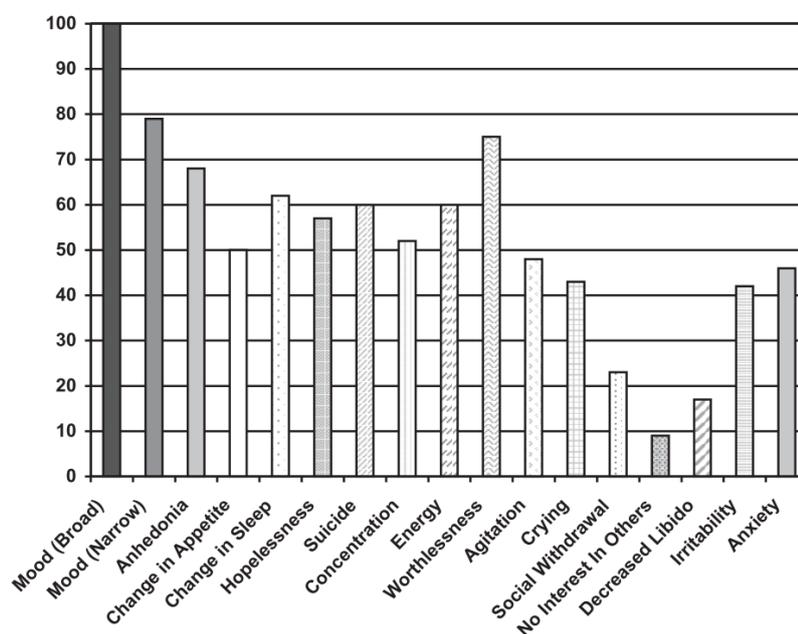
terísticas que são singulares em cada um dos instrumentos. Uma agregação dos instrumentos poderia proporcionar um maior enriquecimento na quantidade de informações disponíveis no momento do diagnóstico.

Neste sentido, existem trabalhos na área de computação estudando dados produzidos pelas pessoas nas redes sociais e procurando correlações entre eles e os resultados de alguns dos instrumentos mencionados. Um exemplo de estudo nesse formato é apresentado em (CHOUDHURY et al., 2013), que utiliza alguns dos instrumentos mencionados e mostra a correlação das características medidas com os valores produzidos pelos instrumentos.

A tabela 2 apresenta os principais instrumentos utilizados para este fim na literatura, onde as linhas representam as características mensuradas, e as colunas representam os instrumentos que as mensuram.

A construção desta tabela deu-se com base em uma revisão bibliográfica, extraindo os aspectos mensurados de acordo com os seguintes trabalhos: Em relação ao *Hamilton Rating Scale Depression* foi utilizado o trabalho (HAMILTON, 1960, HDRS), *Automatic Thought Questionnaire* os trabalhos (HOLLON; KENDALL, 1980, ATQ) e (DOBSON; BREITER, 1983, ATQ), ao *Visual Analogue Scale* o

Figura 6 – Características mais medidas entre os instrumentos produzidos

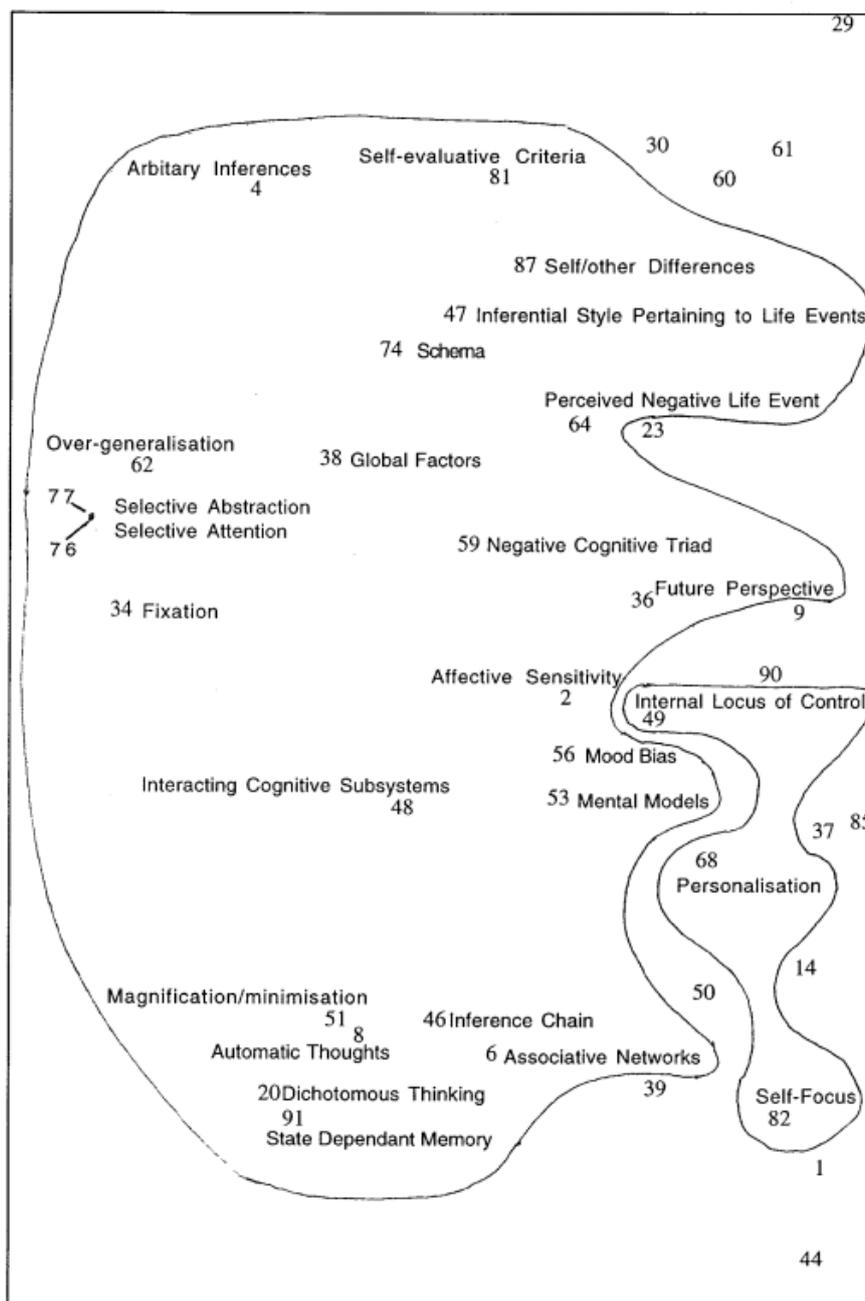


Fonte: (SANTOR; GREGUS; WELCH, 2006)

trabalho (SIMONS; GARFIELD; MURPHY, 1984, VAS), ao *Beck Depression Inventory* os trabalhos (BECK; STEER; BROWN, 1996, BDI-II) e (BECK et al., 1996, BDI-II), ao CES-D os trabalhos (RADLOFF, 1977) e (SILVEIRA; JORGE, 1998) e *Depression Anxiety Stress Scale* o trabalho (HENRY; CRAWFORD, 2005, DASS-21).

O capítulo 4 apresenta alguns destes trabalhos e as modelagens que os mesmos fazem de algumas características apresentadas na tabela 2.

Figura 7 – Cluster número um, retirado de (STREET; SHEERAN; ORBELL, 1999)



Fonte: (STREET; SHEERAN; ORBELL, 1999)

Tabela 2 – Relação entre modelos de depressão e os aspectos mensurados

Aspectos	Instrumentos					
	HDRS	BDI-II	DASS-21	CES-D	VAS	ATQ
Agitação				X		
Ansiedade	X		X			
Apetite				X		
Auto reprovação		X	X			
Culpa	X	X		X		
Desesperança		X	X			
Desinteresse		X	X	X		
Dor					X	
Estresse			X			
Fadiga				X		
Humor	X				X	
Ideação suicida				X		
Insatisfação			X			
Insônia	X			X		
Irritabilidade		X				
Negatividade						X
Pensamento automático						X
Perda de peso	X	X				
Tristeza				X		

4 Modelos computacionais de depressão

Em Settanni e Marengo (2015), os autores investigam a correlação entre depressão, ansiedade e estresse, com atualizações de status e postagens de usuários do facebook.

Para medir essas características, foi utilizado o questionário DASS-21, que já é amplamente utilizado na área de psicologia. Essas características são medidas como escalas, usando os aspectos listados na tabela 2.

Para cada escala existem sete perguntas diferentes referentes a acontecimentos passados num período de doze meses. Cada pergunta do questionário possui quatro diferentes opções que vão desde "isso não se aplica a mim" até "isso se aplica a mim, ao menos na maior parte do tempo" (tradução livre dos índices citados) (HENRY; CRAWFORD, 2005).

A fim de analisar as postagens e atualizações feitas pelos usuários, foi utilizado o *Linguistic Inquiry and Word Count* (LIWC). Os autores usaram essa ferramenta para avaliar características como a negatividade, a depressão e a ansiedade expressas no texto.

O LIWC é uma ferramenta para análise de linguagem textual que possui um dicionário de palavras dividido em 64 categorias diferentes, estando entre essas categorias a negatividade, a ansiedade, a positividade, a depressão e etc. A classificação do texto executada por essa ferramenta dá-se por meio de uma contagem das palavras que, para cada categoria do dicionário, conta quantas palavras do texto analisado pertencem a essa categoria, atribuindo assim um valor para cada uma dessas categorias dado um texto qualquer. Este valor atribuído a essas categorias foi utilizado como característica no trabalho citado.

Assim, mostrou-se uma correlação alta entre os valores dados pelo DASS-21 e os valores computados pelo LIWC, concluindo que existe uma relação entre a maneira de se expressar no ambiente online e o estado emocional experienciado pelo indivíduo.

De maneira geral, este trabalho não apresenta exatamente as características medidas e como elas refletem o mundo real, uma vez que essa modelagem fica

terceirizada para o LIWC. Um estudo similar é apresentado em Ramirez-Esparza et al. (2008), onde o objetivo é averiguar o uso de diferentes estruturas no uso de linguagem entre indivíduos depressivos e não depressivos em um ambiente online, e avaliar a diferença nas proporções desses usos entre duas línguas (inglês e espanhol).

A base de dados se dividia entre postagens em fóruns, onde a discussão era depressão, e fóruns onde a discussão era câncer de mama.

Foi observado que as postagens em fóruns sobre depressão continham maior uso de pronomes de primeira pessoa, menor uso de palavras positivas e um maior uso de palavras emocionalmente negativas. Essas conclusões vêm de encontro com outras conclusões apresentadas em outros estudos como Durkheim (2005), que mostra que pessoas depressivas tendem a se focar mais em si mesmas, daí o uso de pronome de primeira pessoa, e Pyszczynski e Greenberg (1987) que mostra que depressivos tendem a focar nos aspectos negativos das situações a sua volta.

Este estudo se difere do apresentado em Settanni e Marengo (2015) em relação ao maior foco em algumas estruturas de linguagem, porém relacionando um pouco a conclusão com a condição de depressão propriamente dita.

Em Yeoh et al. (2017), foi utilizada uma agregação de alguns dos questionários *Simple Lifestyle Indicator Questionnaire* (SLIQ), *Multidimensional Health Locus of Control Scale*(MHLC), *Beck Depression Inventory-II* (BDI-II), para medir depressão, estilo de vida em relação ao uso de substâncias químicas, prática de atividade física, alimentação saudável e também variáveis demográficas, para avaliar a relação destes problemas com a depressão e a prevalência dos sintomas de depressão na população da Malásia.

Esses questionários são aplicados em diversos estudos de depressão e possuem uma metodologia bem definida, porém a aplicação de questionários pode ser uma atividade cara para uma execução em larga escala, dado que dependem de um profissional para avaliar cada resposta.

Um estudo que também utiliza diferentes características para identificar depressão é apresentado em (JIA, 2018). Este trabalho utiliza uma base de dados extraída do twitter, seguindo a metodologia apresentada em (COPPERSMITH; DREDZE; HARMAN, 2014).

Além das variáveis linguísticas, este trabalho também utiliza variáveis visuais, extraíndo características de imagens contidas nas postagens e a influência

que a rede social de uma pessoa tem sobre ela.

Apesar de explorar uma maior quantidade de características, pouco é apresentado sobre o uso da linguagem feito pelo indivíduo e suas relações como características da condição da depressão.

Um trabalho que se destaca em relação aos estudos aqui mencionados é o apresentado em (CHOUDHURY et al., 2013), possuindo uma formulação de variáveis mais diversa e melhor embasada.

O objeto de estudo deste trabalho foi a MDD (*Major Depressive Disorder*), que é um tipo específico de depressão. Para se coletar os dados relativos à MDD, foi criado um questionário no *Amazon Mechanical Turk*, pedindo para que cada pessoa respondesse um questionário com questões padronizadas em relação a depressão, seguido de algumas perguntas relacionadas a demografia e episódios de depressão do indivíduo. Foi pedido também que, caso o indivíduo possuísse um perfil público no twitter, concedesse permissão para que os dados pudessem ser minerados para fins de pesquisa.

Para responder o questionário era necessário que o indivíduo fosse morador dos Estados Unidos da América, e que possuísse uma avaliação maior ou igual a 90% no *Mechanical Turk*. Ao completar o questionário, cada indivíduo recebeu um valor de 90 centavos de dólar como gratificação.

Foram empregados dois questionários aos usuários que responderam o questionário anteriormente citado, sendo eles o CES-D e o BDI (*Beck Depression Inventory*). O emprego de dois diferentes questionários foi realizado para remover ruídos. Em outras palavras, como ambos são questionários para avaliar depressão, a hipótese seguida em Choudhury et al. (2013) é de que se o indivíduo é depressivo, existirá uma correlação entre os dois testes, removendo assim, o ruído de indivíduos ditos depressivos com base em um único questionário.

O processo acima descrito gerou uma base de dados com 171 indivíduos de classe positiva (depressivos segundo os questionários) e 305 de classe negativa (que não possuem depressão). Os dados do twitter destes usuários são coletados com uma janela de tempo de um ano, começando um ano antes da última manifestação de depressão declarada no questionário pelo indivíduo. Para indivíduos da classe negativa, o mesmo processo foi executado, porém a data de referência utilizada foi a data de preenchimento do questionário.

Todas as variáveis modeladas neste trabalho foram amostradas com uma sub-janela de tempo, tendo esta um dia de duração. Os dados foram gerados para todos os dias do ano para cada usuário e armazenados para a análise.

A fim de se capturar o engajamento do usuário na rede, definiu-se a variável de volume normalizado de posts deste usuário, a proporção de *replies*, para avaliar o nível de interação deste usuário, a fração de retweets que este usuário recebe, a proporção de links que este compartilha e um índice de insônia.

O índice de insônia é definido como a diferença entre os posts feitos em uma janela noturna (definida neste trabalho entre as 21 horas e as 6 horas) e uma janela diurna (o resto do dia).

Também foram definidos atributos em relação à rede de seguidores deste indivíduo, denominado neste trabalho como Grafo Social Egocêntrico. Neste grafo, definem-se três tipos de medida, sendo elas propriedades de um nó, propriedades diádicas e propriedades de rede, as quais são definidas de acordo com as trocas de *replies* na rede deste usuário. A rede é montada levando em conta um contexto de dois pulos na rede deste indivíduo, ou seja, este grafo compreende os seguidores deste indivíduo e os seguidores de seus seguidores. O grafo foi modelado de maneira não direcional.

Referente às propriedades do nó, é medido de maneira diária, quantos seguidores este indivíduo possui e quantos novos usuários ele segue a cada dia. Isso pode colaborar para o engajamento do usuário, medindo qual o nível que o mesmo faz desta rede.

Em relação às propriedades diádicas, são definidas a reciprocidade e o prestígio. A reciprocidade é definida como quantas vezes um usuário u responde um usuário v , o qual o enviou um *reply*. O prestígio é definido pela proporção de respostas direcionadas a um usuário u em relação a um usuário v , o qual possui um histórico de resposta ao usuário u .

Para se medir as emoções é utilizado o LIWC, medindo assim o afeto positivo e o afeto negativo. Também se computa a ativação, que se refere ao grau de intensidade de uma emoção, e a dominância (se um sentimento é dominante como ódio, ou submisso como o medo), por meio do dicionário ANEW (BRADLEY; LANG, 1999).

Ainda se utilizando do LIWC, computa-se também o estilo de uso da

linguagem de cada usuário para aquele dia. O LIWC, além das propriedades anteriormente citadas, mede também o uso de classes de palavras como artigos, pronomes pessoais, conjunção, advérbio, etc, o que permite capturar o estilo mencionado.

Além das variáveis relativas ao comportamento do usuário, também foi avaliado se os termos utilizados pelos usuários possuem alguma relação com a depressão. Para fazer a avaliação, a autora produziu um dicionário de palavras que possuem relação com a depressão.

Para produzir o dicionário, foram mineradas 900.000 discussões no fórum do Yahoo Respostas, para o tema "Mental Health", capturando-se sempre a questão e a melhor resposta, a qual é definida no fórum pelos seus próprios usuários.

Uma tokenização é produzida sobre este corpus e então se calcula, utilizando o *regex* "depress*", o *pointwise mutual information* (PMI), que mede a dependência que uma palavra possui em relação a outra (BOUMA, 2009), e o *log likelihood ratio* (LLR). É então feita uma união das 1% palavras apresentadas como mais relacionadas por cada um dos métodos utilizados.

A fim de se remover palavras constantes dentro desta união, é calculada a *term frequency-inverse document frequency* (tf.idf) dessas palavras dentro do corpus do Wikipedia. As primeiras 1000 palavras com um tf.idf mais alto foram selecionadas para fazer parte deste dicionário.

Segundo Ramirez-Esparza et al. (2008), indivíduos com depressão tendem a falar a respeito dos medicamentos utilizados durante o tratamento da depressão. Para averiguar esta informação, a autora utilizou a Wikipedia para minerar nomes de antidepressivos, criando assim um novo dicionário de antidepressivos.

Por meio dessas medições acima descritas, a autora produz um classificador para validar se é possível se prever a depressão.

Além das medições diárias dadas para cada usuário, são utilizados também variáveis autoreportadas nos questionários em relação à demografia de cada indivíduo, como idade, gênero, nível de educação e etc.

Todo o processo gerou vetores de características com um total de 188 características. A fim de se reduzir a dimensionalidade, foi empregado um *Principal Component Analysis* (PCA) e então passado o vetor resultante para diversos tipos de classificadores, a fim de se testar qual produziria melhores resultados. Neste processo, a SVM foi a que desempenhou melhor resultado, alcançando um resultado

de 70% de exatidão.

O estudo conclui que indivíduos depressivos tendem a utilizar as redes de noite ou de madrugada, enquanto indivíduos não depressivos mostram um comportamento de uso crescente entre a tarde e a noite, sugerindo que estes mesmos podem estar utilizando a rede quando saem do trabalho.

Também conclui que indivíduos depressivos possuem um volume menor de posts no geral e um menor número de *replies*, o que sugere um baixo engajamento social dentro da rede. Pode sugerir também uma possível perda de interesse em se manter conectado socialmente. Estes usuários com um engajamento mais baixo também demonstram uma maior ativação para o afeto negativo.

O estudo também mostra que os termos relativos a depressão coletados dentro do dicionário mostram-se importantes na separação de indivíduos depressivos e não depressivos, mostrando assim que indivíduos depressivos e não depressivos, aparentemente, transitam entre assuntos diferentes. Os temas encontrados, nesse conjunto de dados, para indivíduos depressivos, ficam em torno de *Symptoms*, *Disclosure*, *Treatment* e *Relationship*.

Notou-se um menor número de usuários seguidos e seguidores dentro da rede de indivíduos depressivos, o que pode sugerir uma menor vontade de indivíduos depressivos em se manterem socializados.

Também foi observado que indivíduos que seguem pessoas depressivas tendem a ter uma rede parecida com a daquele indivíduo depressivo, o que evidencia a possibilidade de que usuários depressivos tendem a, naturalmente, se agruparem.

A fim de resumir os trabalhos e as variáveis que cada um dos trabalhos mede, foi construída a tabela 3. Nesta tabela é possível verificar que o trabalho que modela a maior quantidade de informações é o Choudhury et al. (2013).

Os trabalhos aqui expostos se diferenciam deste trabalho atual por conta do caráter de características analisadas. Por meio da tabela 3, podemos notar que grande parte destas características não estão diretamente relacionadas com as estruturas linguísticas/textuais, as quais este trabalho propõe-se em analisar.

Tabela 3 – Variáveis medidas por cada um dos trabalhos apresentados no capítulo 4.

	(SETTANNI; MARENGO, 2015)	(RAMIREZ-ESPARZA et al., 2008)	(YEOH et al., 2017)	(JIA, 2018)	(CHOUHDHURY et al., 2013)
Características Visuais de Imagem				X	
Depressão			X		
Emoção Positiva	X	X		X	X
Emoção Negativa	X	X		X	X
Engajamento Social				X	X
Estilo Linguístico				X	X
HLOC			X		
Informação Demográfica			X		X
Insônia				X	X
Lifestyle			X		
Tópicos				X	
Primeira pessoa do singular		X			X

5 Materiais e métodos

Nesta seção será apresentada a metodologia utilizada neste trabalho, que visa atingir os objetivos listados na seção 1.2. O processo da metodologia da-se em nove etapas, sendo elas a Seleção de características psicolinguísticas, Modelagem computacional das características, Implementação das modelagens computacionais propostas, Obtenção de um dataset, Obtenção das características sobre o dataset, Análise exploratória dos dados, Implementação de um classificador para testar o modelo, Avaliação dos resultados da seleção e Conclusão sobre os resultados, todas ilustradas na ordem de execução, na figura 8. Cada uma dessas etapas será explicada nas seções que se seguem.

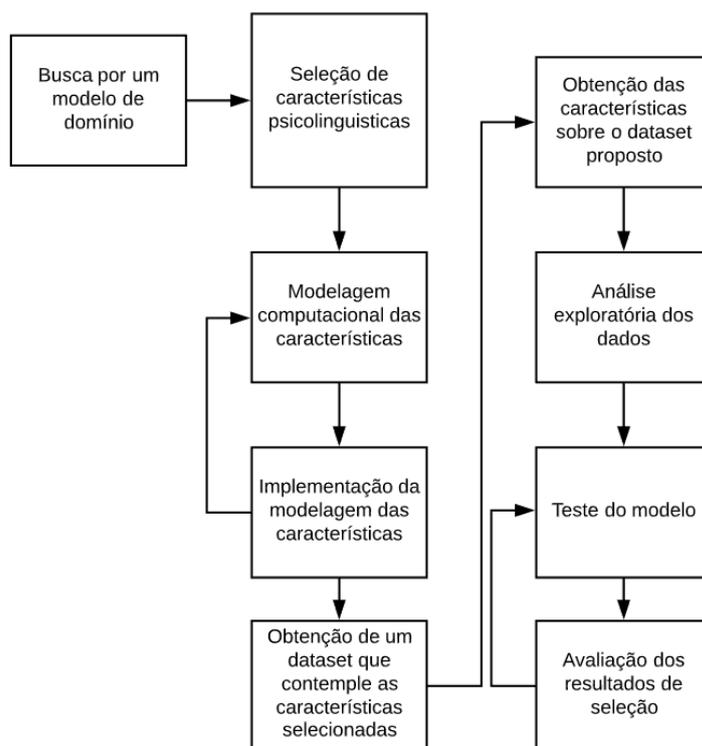
Em grande parte dessas etapas, foi realizado um processo de busca por palavras chaves em portais como *Frontiers in Psychology*, *ACM Digital Library* e *IEEEExplore Digital Library*, a fim de se encontrar trabalhos específicos, na área ou algo semelhante. Sempre que for mencionado um processo de busca por palavras chaves será uma referencia a este processo, utilizando os respectivos portais.

5.1 Seleção de um modelo de domínio

Dado que este trabalho tem o domínio centrado na computação, foge do escopo do mesmo definir quais são os traços comportamentais que caracterizam, ou não, a depressão. Portanto faz-se necessário encontrar um modelo de depressão centrado no domínio específico da psicologia, a fim de auxiliar nas decisões de quais características devem ou não ser levadas em conta. Essa etapa tem o objetivo de suprir essa necessidade.

Foi realizada uma pesquisa por palavras chaves, utilizando sentenças como "*detecting depression*", "*depression in text*", "*depression symptoms*", a fim de se encontrar modelos de depressão na psicologia. Grande parte dos modelos encontrados são do domínio de computação e são apresentados no capítulo 4. Os modelos que não são de computação apresentavam um ou outro traço comportamental do que é depressão, mas não apresentavam uma definição exata do que é aquele traço. Por exemplo, poderia se dizer que pensamento analítico é um comportamento caracte-

Figura 8 – Etapas do método. Fonte: autoria própria



Fonte: Autoria própria

rístico de depressão, porém a definição do que é pensamento analítico pode variar dadas as visões diferentes de psicologia, como as que são apresentadas no capítulo 3. Foge do escopo do atual trabalho, e da área de trabalho deste projeto, definir os traços comportamentais que podem ou não ser característicos de depressão.

O modelo de domínio selecionado nessa etapa foi o apresentado em Smirnova et al. (2018), o qual é explicado na seção 3.6. Este modelo foi selecionado porque define bem quais são os traços comportamentais medidos para se identificar depressão, e possui uma similaridade no que tange a necessidade de se identificar os traços por meio do texto.

5.2 Seleção de características psicolinguísticas

Essa etapa tem por objetivo encontrar outras características psicolinguísticas que podem vir a complementar o modelo de domínio já selecionado na etapa anterior. Para isso, foi executada uma busca por palavras chave, utilizando as palavras "*depression*" e *detection*.

Em trabalhos como Settanni e Marengo (2015), Ramirez-Esparza et al. (2008), Jia (2018) e Choudhury et al. (2013), como já apresentado no capítulo 4, mostram que emoções negativas e positivas são discriminantes entre grupos de controle e grupos de depressão. Em todos estes trabalhos a modelagem utilizada é delegada ao LIWC, em que o mesmo atribui valores de positividade ou negatividade dado um fragmento de texto. O LIWC não foi utilizado neste trabalho por ser um recurso inacessível em termos financeiros durante a produção deste estudo.

Em outros trabalhos também é apresentada a característica de insônia (CHOUDHURY et al., 2013)(JIA, 2018). Essa característica pode ser um interessante separador dos grupos, porém, a mesma é medida de acordo com a data e a hora da postagem feita pelo indivíduo na rede social estudada, o que foge da proposta deste trabalho, uma vez que essa característica não pode ser medida de maneira textual.

Em Smirnova et al. (2018) sugere-se que indivíduos depressivos tendem a escrever discursos maiores do que indivíduos não depressivos, pois o mesmo aconteceu no dataset utilizado. A fim de averiguar se o fenômeno também acontece no dataset utilizado neste estudo, essa característica foi adicionada.

Outra característica, também sugerida em Smirnova et al. (2018), é a de pronomes negativos, já que os mesmos poderiam representar estados emocionais ambivalentes, como é descrito no trabalho citado. Essa característica mostra-se como uma das mais preditivas também no trabalho citado e, portanto, foi adicionada ao modelo a fim de averiguar se o fenômeno se repete na base de dados utilizada neste trabalho.

5.3 Modelagem computacional das características

Utilizando como norte as características descritas no modelo de domínio selecionado na seção 5.1 e as características agregadas pela seção 5.2, foi realizada

uma busca por palavras chaves, utilizando cada característica como palavra-chave, a fim de se encontrar modelagens computacionais que tivessem o objetivo de extrair essas características de textos.

Para utilização de verbos conjugados no passado em vez de conjugados no futuro, um *Parts-Of-Speech Tagging* (*POS Tagging*) pode ser utilizado, já que seu objetivo é identificar tipos de palavras e suas conjugações. O *POS tagger* utilizado neste trabalho é um *Averaged Perceptron*, já implementado e disponível no *Natural Language Toolkit* (nltk). O mesmo foi selecionado pela facilidade na utilização, já que se encontra implementado e pronto para uso, e porque outros trabalhos na área de processamento natural de linguagem o utilizam.

Para a modelagem de coloquialismo, os trabalhos encontrados estavam mais ligados às relações que a linguagem coloquial tem com o mundo, ou definições mais abstratas da mesma como em (CLAIR, 1996), porém, nada relacionado a um modelo computacional de coloquialismo. Para esta característica, foi utilizada a definição abstrata apresentada no próprio modelo de domínio, sendo "utilização de palavra/frase informal". O modelo computacional desta característica é proposto neste trabalho e apresentado na seção 6.1, bem como as limitações do mesmo.

Para as características de metáfora, símile, ruminção, multi-clausal/uni-clausal, *imperfect tense* ou ordem atípica de palavras, não foi encontrada uma modelagem computacional que possibilitasse a extração automatizada dessas características. Para produzir uma modelagem que contemplasse qualquer uma das características citadas, seria necessário realizar um estudo similar ao do presente trabalho, o que foge, portanto, do escopo deste trabalho.

Para uso de pronomes reflexivos, pronomes negativos e uso de primeira pessoa, por serem características mais triviais e facilmente capturadas com uma busca de palavras no texto, foi produzido um dicionário para cada uma dessas características com todos os pronomes reflexivos e todas as formas de uso de primeira pessoa, tendo como base alguns dicionários da língua inglesa disponíveis online.

Para se medir a característica de tamanho de texto, ou tamanho de discurso, foi utilizada a contagem de palavras que compunham o fragmento textual analisado.

Por tanto, nesta etapa, as características selecionadas para compor o modelo proposto foram pronomes reflexivos, pronomes negativos, pronome de primeira

pessoa, verbos conjugados no presente em relação aos verbos conjugados no passado, coloquialismo e tamanho de discurso. Mesmo sendo poucas as características selecionadas, dada a quantidade de características apresentadas pelo modelo de domínio, as características selecionadas estão entre as características descritas com maior potencial preditivo, como explicado na seção 3.6.

5.4 Implementação da modelagem das características

Essa etapa tem o objetivo de implementar a modelagem das características selecionadas na etapa 5.3. A implementação de cada característica foi regida pela modelagem selecionada para a mesma. As especificidades da implementação de cada característica são melhor descritas no capítulo 6.

5.5 Obtenção de um dataset

Essa etapa tem o objetivo de encontrar um dataset que se adéque às análises propostas neste trabalho, ou seja, que possua identificação de um indivíduo, textos produzidos por esse indivíduo e um rótulo informando se a pessoa é ou não depressiva para sua base inteira de textos.

Em um primeiro momento, foi pesquisado, na plataforma *Google Scholar*, frases como *Detection of depression*, *Depression in text* e *Identifying depression in texts*, buscando por trabalhos que utilizassem alguma base de dados parecida com a necessária.

Foram encontradas algumas bases de dados como a descrita em Coppersmith, Dredze e Harman (2014), Losada e Crestani (2016), a própria base utilizada no trabalho de Smirnova et al. (2018), entre outras. Foi feita a tentativa de acesso a essa base de dados, seja por links descritos nos trabalhos ou por contato com os autores do trabalho. Foi liberado o acesso ao dataset somente para a base construída em Losada e Crestani (2016), a qual será melhor apresentada nos parágrafos subsequentes. Essa base possui vários usuários do *Reddit* com rótulo dizendo se são depressivos ou não. Possui também vários textos postados por estes usuários, possuindo assim os requisitos para uso da mesma neste trabalho.

De maneira geral, os outros trabalhos na área de psicologia ou computação

utilizam-se de questionários ou de instrumentos, como os que foram aqui apresentados (capítulos 3 e 4), para construir uma base de dados. Embora este método traga um maior grau de confiança para a pesquisa, possui certo limite de captura, o que o torna limitado para trabalhos em larga escala e uma limitação espacial referente à localização abrangida pelos questionários respondidos.

Os trabalhos citados no capítulo 4 apresentam um estudo com vários grupos de características, como linguísticas, demográficas, visuais e etc, porém não fica claro a importância das características linguísticas na manifestação da depressão.

Neste trabalho será apresentado um estudo baseado somente na linguagem expressa em texto por usuários da rede social *Reddit*. Essa rede social é construída no formato de fórum, onde existem sub-fóruns (*subreddit*) e pessoas discutindo a respeito do assunto dentro do fórum (usuários do *Reddit* ou *redditors*).

A base de dados foi construída como uma adaptação da metodologia descrita em Coppersmith, Dredze e Harman (2014). Essa base possui dois grupos (depressivos e não depressivos), já rotulados e com postagens separadas por usuário. Cada usuário na base possui, no máximo, 2000 postagens ou comentários.

O grupo de usuários depressivos foi construído baseado na declaração de um diagnóstico de depressão. Os autores pesquisavam postagens na base de dados do *Reddit* que contivessem sentenças como "I was diagnosed with depression" ou uma outra parecida, mas que tivesse o intuito de deixar clara a existência de um diagnóstico de depressão passado. As frases pesquisadas eram específicas, então frases como "I think I have depression", "I have depression" ou "today I'm depressive" não entraram nessa seleção. Os autores da base também checaram as postagens manualmente, para avaliar se a frase era realmente sobre um diagnóstico de depressão.

O grupo de controle foi construído utilizando usuários aleatórios da rede que não possuíssem as tais declarações citadas anteriormente. Também foram adicionados na base usuários ativos em *subreddits* de depressão que não preenchessem os critérios para serem depressivos. Estes usuários costumam ser ativos por terem alguém por perto que sofre com a condição de depressão, e foram adicionados à base para adicionar um pouco mais de realidade aos dados.

Não é possível garantir que os usuários no grupo de depressivos são efetivamente depressivos, uma vez que a declaração do diagnóstico pode ser falsa, e nem

Tabela 4 – Dados gerais da base utilizada no trabalho. Fonte: Retirado de Losada e Crestani (2016) (tradução livre).

	Depressivo	Controle
Número de pessoas	137	155
Envios (Postagens e comentários)	49.580	481.873
Média de envios por pessoa	361,9	638,2
Média de dias desde o primeiro até o último envio	578,3	625,3
Média de palavras por envio	27,4	36,7

que todos os usuários no grupo de controle não são depressivos, uma vez que eles podem simplesmente não ter publicado sobre seu diagnóstico, apesar de já terem sido diagnosticados. Apesar dessas limitações, dada a metodologia, espera-se que casos desse tipo sejam poucos, tornando o impacto no estudo negligenciável. Além disso, é importante destacar que estudos baseados em instrumentos, como alguns dos anteriormente citados, sofrem com este mesmo problema.

Um outro problema com essa base de dados é o de que pessoas que postam assuntos sérios particulares, como um diagnóstico de depressão, possuem um perfil diferente das pessoas que não compartilham esse tipo de informação, o que faz com que a base represente somente este perfil de pessoas depressivas.

A tabela 4 retirada de (LOSADA; CRESTANI, 2016) representa os dados gerais da base de dados utilizada nesse estudo.

5.6 Extração das características modeladas sobre o dataset

Com os modelos de características implementados, o objetivo desta etapa é extrair as características listadas na seção 5.2, sobre a base de dados selecionada na seção 5.5, para que seja possível executar as análises propostas neste trabalho.

5.7 Análise exploratória dos dados

Essa etapa tem o objetivo de avaliar as características extraídas do conjunto de dados e discutir as diferenças e semelhanças de seus valores entre os dois grupos.

5.8 Teste do modelo

Essa etapa tem o objetivo de avaliar o modelo de depressão proposto neste trabalho. Para tanto, escolheu-se produzir um classificador simples, utilizando as características antes selecionadas e implementadas, em conjunto com um dataset do mundo real, sendo este no caso, a base do *Reddit*. É importante ressaltar que, diferente do modelo de domínio, onde o ambiente era controlado, onde se sabia a idade média dos participantes do estudo, origem, e sobre qual assunto os mesmos estariam redigindo, essa não possui o mesmo controle daquele experimento. É verdade que se sabe os assuntos gerais do fórum em que o usuário está escrevendo, mas o usuário não fala diretamente sobre aquele assunto. Em um fórum costuma-se responder a última pessoa que mandou uma mensagem dentro de um determinado assunto.

Para esta avaliação, foi escolhido a implementação e parametrização do algoritmo de classificação SVM. Este algoritmo foi escolhido pela facilidade de treinamento e pela disponibilidade do mesmo em diversos pacotes de *software*. A parametrização do classificador da-se de maneira empírica e serão apresentadas nos capítulos seguintes.

5.9 Avaliação dos resultados de seleção

Essa etapa da-se em conjunto com a anterior. Seu objetivo é parametrizar o classificador, de modo a ajustá-lo melhor às características extraídas e aos resultados esperados do classificador.

Para a avaliação da classificação foi utilizada a matriz de confusão, precisão, revocação e *F-1 measure*. Dependendo do resultado dado nessa avaliação, o passo descrito na seção anterior é reexecutado, testando um novo conjunto de parâmetros no algoritmo de classificação. Destes, foi escolhido manter um foco especial na medida de revocação. Além da mesma auxiliar no *F-1 measure*, e como já explicado anteriormente na seção 2.7, a revocação provê a medida de quantos casos positivos de depressão foram obtidos do total de indivíduos depressivos do conjunto de dados.

6 Modelo computacional proposto

O modelo computacional aqui proposto baseia-se no modelo de domínio apresentado em Smirnova et al. (2018) e abordado na seção 3.6. Apesar do modelo de domínio produzir um resultado interessante na identificação de pessoas depressivas, o mesmo possui uma dificuldade de aplicação em larga escala, em termos geográficos, um ambiente controlado, onde o indivíduo produziria um texto específico sobre um assunto previamente selecionado (por motivos já explicados na seção 3.6), e depende de um profissional linguista que conheça bem as definições dadas pelo modelo de domínio, a fim de avaliar os textos e chegar a uma conclusão sobre o estado do indivíduo.

O modelo computacional aqui proposto visa trabalhar com textos produzidos pelo indivíduo ao longo da vida, sobre assuntos diversos e em um ambiente de rede social digital. A imagem 9 apresenta o modelo computacional proposto neste trabalho.

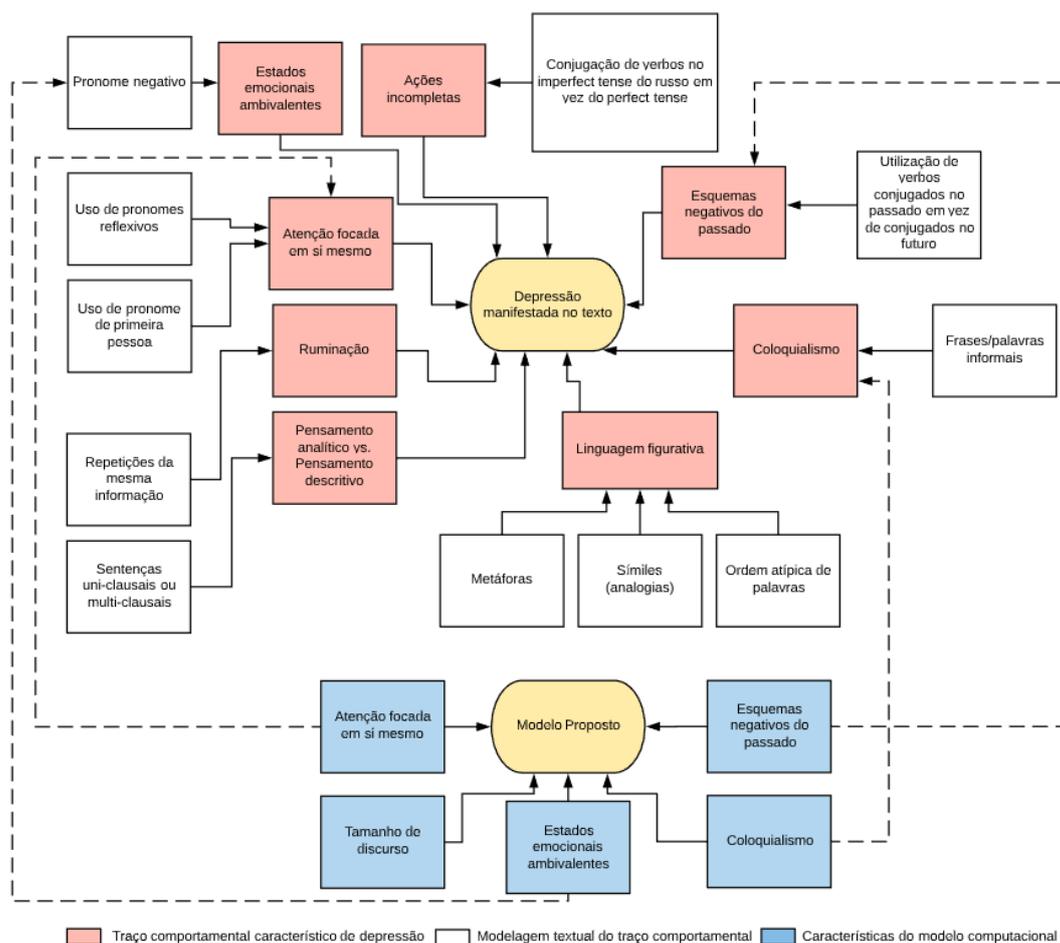
Como citado anteriormente, as características de ações incompletas, ruminação, pensamento analítico vs pensamento descritivo e linguagem figurativa não foram adicionados ao modelo computacional por não possuírem uma modelagem computacional acessível e, portanto, não existir forma automatizada para extração das mesmas. Definir um modelo para cada uma dessas características foge do escopo deste trabalho.

A modelagem computacional de cada característica selecionada, bem como suas limitações serão discutidas nas seções a seguir.

6.1 Coloquialismo

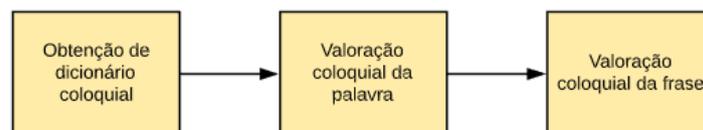
O mais próximo de uma definição formal para coloquialismo encontrado durante a produção deste trabalho foi dado por Smirnova et al. (2018), e corresponde a "uso de palavra/frase coloquial". Porém, a definição do que é uma palavra ou frase coloquial em si não é trivial, uma vez que a definição do que é uma palavra ou frase coloquial pode variar. Portanto, neste trabalho, foi assumido que uma palavra coloquial é uma palavra que não está dentro de um dicionário formal da língua

Figura 9 – Comparação do modelo proposto neste trabalho em relação ao modelo de domínio. As setas pontilhadas mostram as características existentes no modelo de domínio que foram utilizadas no modelo proposto, porém com uma modelagem computacional. As características em azul são as que compõem o modelo proposto neste trabalho, e as em vermelho são as que compõem o modelo de domínio



Fonte: Autoria própria

Figura 10 – Processo para valoração coloquial de uma frase.



Fonte: Autoria própria

específica sendo estudada, sendo, portanto, uma gíria. Foi assumido também que uma frase coloquial é uma frase que possui palavras associadas com as gírias.

Neste trabalho foi escolhido representar coloquialismo como um valor real, uma vez que uma frase pode ser mais coloquial que outra, e uma valoração binária faria com que este aspecto fosse perdido. A figura 10 ilustra os passos do processo para a valoração coloquial de uma frase qualquer do corpus, tendo os passos melhor explicados nas seções a seguir.

6.1.1 Obtenção de dicionário coloquial

Inicialmente foi planejado a busca por um dicionário de gírias do inglês, já previamente definido. O problema com tal abordagem é de que a mesma ignora o contexto em que a palavra está sendo colocada e o fato de que a linguagem está em constante evolução, tendo suas gírias variando de acordo com o tempo.

A fim de manter o dicionário alinhado com o contexto do corpus usado no estudo, foi utilizada uma adaptação da abordagem apresentada em (HOS-SAIN; TRAN; KAUTZ, 2018), onde as palavras coloquiais, ou gírias, são retiradas diretamente do corpus estudado.

A seleção das palavras coloquiais, segundo a abordagem citada, dá-se com base em quatro passos: pré-processamento do corpus, normalização, remoção de palavras formais e remoção de *named entities*, os quais serão explicados a seguir.

6.1.1.1 Pré-processamento

As palavras do corpus foram pré-processadas removendo informações que não eram interessantes para essa análise, como pontuações, *stopwords* (palavras comuns, como conectores e etc, que não são pertinentes para a análise atual), e então foram separadas em *tokens* para os processamentos subsequentes.

6.1.1.2 Normalização

Com a lista de *tokens* em mãos, foi executado o processo de lematização, a fim de normalizar as palavras. Foi escolhido o *WordNet Lemmatizer* para esta tarefa pelo mesmo já ter sido utilizado em diversos outros trabalhos para essa finalidade e pela facilidade no seu uso, já que existe uma implementação do mesmo disponível para uso no NLTK.

Nesta etapa também foram removidos *tokens* repetidos, resultando então em um dicionário com a raiz de todas as palavras utilizadas no corpus.

6.1.1.3 Remoção de palavras formais

O objetivo deste passo é identificar as palavras que possivelmente são coloquiais. Para tanto, é buscado em um dicionário formal de inglês cada palavra existente no dicionário produzido pelo passo anterior. Se a palavra existe no dicionário formal de inglês, a mesma é considerada formal, e, portanto, descartada da seleção de palavras possivelmente coloquiais.

O dicionário formal utilizado neste processo foi selecionado dado o número de palavras contidas no mesmo. O dicionário selecionado foi o corpus para *spell-checking* do unix, uma vez que o mesmo tem o objetivo de checar escrita e, por este motivo, precisa ser bem completo em termos de quantidade e variedade de palavras.

6.1.1.4 Remoção de entidades nomeadas

Dentre as palavras candidatas a serem coloquiais ainda existiam nomes de empresas, pessoas, países, entre outras, que não devem ser consideradas como palavras coloquiais, portanto necessitam ser removidas.

Tabela 5 – Rótulos da base CoNLL 2002, Fonte: Autoria própria

Tag	Descrição
ORG	Nomes de empresas, organizações, ongs e etc
PER	Nomes próprios de pessoa
LOC	Locais, cidades, etc
MISC	Diversos locais que não se encaixam nas categorias acima, mas ainda são entidades nomeadas
O	Qualquer palavra que não seja entidade nomeada

Diferente da abordagem adotada em Hossain, Tran e Kautz (2018), para se identificar entidades nomeadas onde se criava um dicionário com base em nomes extraídos ou da Wikipédia, ou de congressos, foi escolhido neste trabalho produzir um classificador. Essa escolha se deu pelo fato de que, em uma rede social como o Reddit, é comum se encontrar menções a outros usuários e a criação de um dicionário que contemplasse estes nomes seria difícil, uma vez que nomes de usuários do Reddit podem não estar em repositórios como o da Wikipédia.

O classificador selecionado para uso neste trabalho foi o apresentado em Finkel, Grenager e Manning (2005), uma vez que demonstra resultados interessantes para a tarefa de identificação de entidade nomeada, e porque existe uma implementação do mesmo disponível para uso no site da universidade de Stanford.

O classificador em questão foi treinado utilizando a base *CoNLL - 2003 Shared Task*, descrito em (SANG,). Este é um dataset clássico para o treinamento de reconhecimento de entidade nomeada para várias línguas, dentre elas o inglês. Cada amostra deste dataset é uma frase e cada palavra da frase possui um rótulo, identificando o tipo da palavra. Os rótulos possíveis para cada palavra estão descritos na tabela 5.

Foram dados os textos do dataset selecionado para a produção deste trabalho como entrada neste modelo a fim de encontrar as entidades nomeadas existentes no corpus. Como nesta etapa o importante é identificar as entidades existentes no texto, a diferenciação entre os rótulos ORG, PER e LOC passa a ser descartável, portanto, todos os três rótulos foram considerados como entidades.

O modelo encontrou 8630 mil entidades no corpus, as quais foram removidas do dicionário de palavras coloquiais. As palavras que restaram dessa filtragem são então consideradas o dicionário de palavras coloquiais utilizado neste trabalho.

6.1.2 Valoração coloquial de uma palavra

Segundo as definições apresentadas no início deste capítulo, uma palavra é definida como coloquial quando a mesma não se encontra em um dicionário de palavras formais, ou quando a mesma possui associação com palavras que são definidas como coloquiais.

A associação entre uma palavra e outra, neste trabalho, é definida pela seguinte equação, onde $p1$ e $p2$ são palavras quaisquer existentes no corpus:

$$F(p1,p2) = \begin{cases} \text{PMI}(p1,p2), & \text{PMI}(p1,p2) > 0 \\ 0, & \text{PMI}(p1,p2) \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

O PMI, como já apresentado na seção 2.1 é uma medida de associação que mede o quão comum é, dado duas variáveis aleatórias x e y , que as mesmas apareçam em conjunto e não separadas. No presente trabalho, essa medida é utilizada para representar a associação entre duas palavras quaisquer do corpus.

Utilizando do PMI, define-se o valor de coloquialidade atribuído a uma palavra qualquer do corpus como o somatório da associação dessa palavra com todas as palavras consideradas coloquiais, que consta, no dicionário coloquial resultante da seção 6.1.1.4. Esse valor pode ser representado pela seguinte função:

$$V_c(p) = \sum_i^n F(p, pc_i) \quad (3)$$

Onde p é uma palavra qualquer do corpus, n é o número de palavras coloquiais contidas no dicionário coloquial e pc representa uma palavra qualquer do dicionário de palavras coloquiais.

Vale ressaltar que a função PMI pode resultar em valores abaixo de zero e que, conforme a função F mostra, os mesmos são ignorados. Isso acontece porque, no somatório dado pela função V_c , um valor negativo poderia vir a anular valores positivos de associação daquela palavra com outros elementos do dicionário coloquial.

6.1.3 Valoração coloquial da frase

A valoração coloquial de uma frase V_f é dada pela soma do valor coloquial de cada palavra contida na frase $f = p_1, p_2, \dots, p_n$. Portanto:

$$V_f(f) = \sum_i^n Vc(p_i) \quad (4)$$

6.1.4 Limitações

Segundo a definição dada no começo desta seção, uma palavra coloquial seria uma palavra não contida no dicionário formal da linguagem sendo utilizada no estudo, ou seja, uma gíria. Linguagem coloquial abrange outras questões externas à palavra em si, como por exemplo o contexto em que a palavra está inserida ou o contexto em que o indivíduo que discursa foi socializado.

O contexto em que o indivíduo foi socializado é uma variável importante para o modelo, visto que o mesmo pode ter sido ensinado a utilizar palavras coloquiais mesmo para situações mais formais, onde uma linguagem mais séria se faz necessária.

6.2 Esquemas negativos do passado

A característica de esquemas negativos de passado é definida no modelo de domínio como uma maior utilização de verbos no passado em relação a verbos no presente ou no futuro. Para representar esta característica foi escolhido utilizar uma proporção do uso de verbos no passado em relação a outros verbos para cada texto. Portanto, a proporção pode ser representada pela fórmula $p = vbp/vb$, onde p é o valor desta proporção, vbp é a quantidade de verbos utilizados no passado e vb a quantidade de verbos utilizados no texto.

Para reconhecer os verbos e então contá-los foi utilizado o *pos-tagger* disponibilizado pelo NLTK. Este classificador trata-se de um *Averaged perceptron* treinado utilizando reportagens do *Wall Street Journal*, as quais estavam disponíveis para uso na seção de inglês do dataset OntoNotes 5 (WEISCHEDEL et al., 2008).

6.3 Atenção focada em si mesmo

Além dos trabalhos aqui apresentados, em vários outros trabalhos, como Brockmeyer et al. (2015) e Zimmermann et al. (2013), a atenção focada em si é apresentada como uma característica relacionada a depressão.

No modelo produzido neste trabalho, essa característica é medida como uma contagem da utilização dos pronomes de primeira pessoa, pronomes possessivos de primeira pessoa (como *mine* por exemplo) e pronomes reflexivos (*me*, *myself* e etc) utilizados nos textos avaliados, assim como é descrito no modelo de domínio. Para identificar os pronomes de primeira pessoa e os pronomes reflexivos foi empregado, mais uma vez, o *pos-tagger*, descrito na seção 6.2.

Os pronomes reflexivos, por serem mais triviais, foram identificados com base na comparação das palavras contidas no texto com um dicionário contendo todos os pronomes reflexivos da língua inglesa.

6.4 Tamanho de discurso

Em Smirnova et al. (2018) é apresentada uma diferença entre o grupo de depressivos e o grupo de controle em relação ao tamanho do texto produzido. Esta característica foi adicionada ao modelo a fim de verificar se este fenômeno também se repete em uma base de dados retirada de um ambiente como uma rede social.

Esta característica é medida por meio de uma contagem da quantidade de palavras utilizadas no texto, sem pré-processamento ou remoção de *stopwords*.

7 Exploração da discriminação dos atributos do modelo

Este capítulo apresenta os valores resultantes da aplicação dos processos descritos no capítulo 6 sobre a base de dados selecionada para a produção deste trabalho, bem como discute as diferenças apresentadas pelos mesmos. A tabela 6 resume os dados básicos em relação aos valores extraídos para cada característica.

Tendo em vista a tabela 6, é possível notar que os dados variam bastante em relação a média. Num primeiro momento pensou-se que poderia ser pela mistura das duas classes nos dados. Para averiguar tal hipótese, foi produzida a tabela 7, que dá as mesmas informações que a tabela 6, porém com uma separação entre as classes da base de dados.

Mesmo com a separação das classes, ainda existe um desvio padrão expressivo em quase todas as características. De qualquer forma, este é um fenômeno esperado, uma vez que os textos são retirados de um ambiente não controlado e, portanto, não possuem restrições em relação a seus tamanhos, abrindo espaço para um maior uso, no texto, de cada característica extraída, como utilização de pronomes negativos ou verbos conjugados no passado.

Observando a tabela 7 é possível perceber que existe uma diferença em relação às médias de coloquialismo entre as duas classes. A fim de visualizar melhor essas diferenças, foi produzido o histograma representado pela imagem 11. Os dados foram normalizados a fim de melhorar a visualização das frequências.

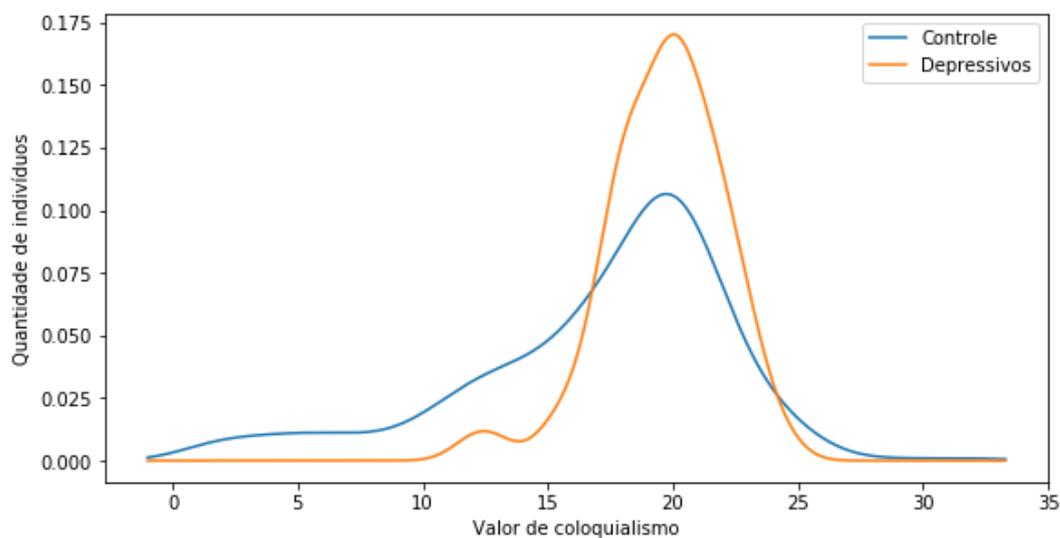
Tabela 6 – Resumo dos valores extraídos pelos processos descritos no capítulo 6. Os valores representam as médias de cada característica extraída para todos os textos do conjunto de dados utilizado. Fonte: Autoria própria

	Média	Desvio padrão
Coloquialismo	16,39	13,35
Verbos no passado	1,53	3,02
Verbos no presente	2,56	6,57
Pronome negativo	0,02	0,17
Pronome reflexivo de primeira pessoa	0,11	0,71
Pronome de primeira pessoa	0,76	2,97
Quantidade de palavras	31,23	90,95

Tabela 7 – Diferença entre os grupos de depressivos e de controle em relação às características extraídas da base de dados. Fonte: Autoria própria

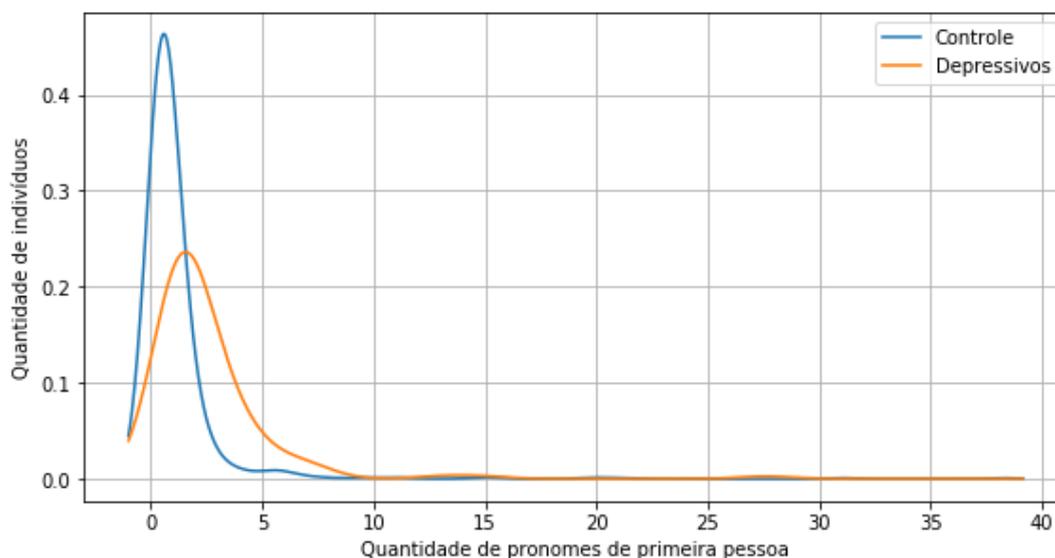
	Média		Desvio padrão	
	Grupo de Controle	Grupo Depressivo	Grupo de Controle	Grupo Depressivo
Coloquialismo	16,06	19,57	13,54	10,83
Verbos no passado	1,45	2,27	2,92	3,76
Verbos no presente	2,41	4,08	6,39	7,98
Pronome negativo	0,019	0,03	0,16	0,19
Pronome reflexivo de primeira pessoa	0,09	0,27	0,66	1,05
Pronome de primeira pessoa	0,67	1,67	2,82	4,03
Quantidade de palavras	29,85	44,57	91,13	88,01

Figura 11 – Histograma da característica de coloquialismo.



Fonte: Autoria própria

Figura 12 – Histograma com a quantidade de vezes em que o pronome de primeira pessoa foi utilizado pelo indivíduo entre todos os seus textos



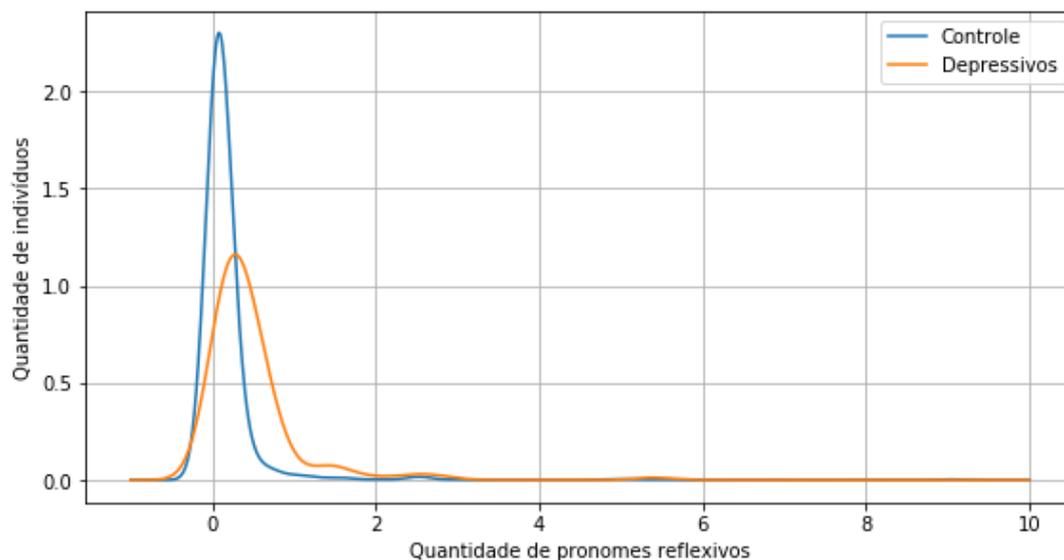
Fonte: Autoria própria.

A imagem 11 mostra uma diferença no formato das curvas de coloquialismo entre as classes. A curva do grupo de controle se mostra mais suave, com indivíduos que usam pouca linguagem coloquial, até indivíduos que fazem um maior uso da mesma. Por outro lado, a curva que representa o grupo depressivo mostra uma curva mais alta e mais concentrada em torno de um valor alto de coloquialismo, o que sugere que indivíduos depressivos tendem a fazer um maior uso de linguagem coloquial, o que vai de encontro com o que é apresentado no trabalho de Smirnova et al. (2018).

Outra diferença apresentada que também está de acordo com as conclusões produzidas pelo trabalho Smirnova et al. (2018), é a apresentada entre o uso de pronomes em primeira pessoa e pronomes reflexivos de primeira pessoa. Essas diferenças estão representadas nas imagens 12 e 13.

Para ambas as características, observando por meio das imagens, é possível perceber que as curvas representando o grupo de controle se concentram ao redor do valor zero, o que sugere uma utilização rara dessas características por este grupo. Porém, observando as curvas que representam o grupo depressivo, é possível notar

Figura 13 – Histograma da quantidade de vezes em que um pronome reflexivo de primeira pessoa foi utilizado pelo indivíduo entre todos os seus textos



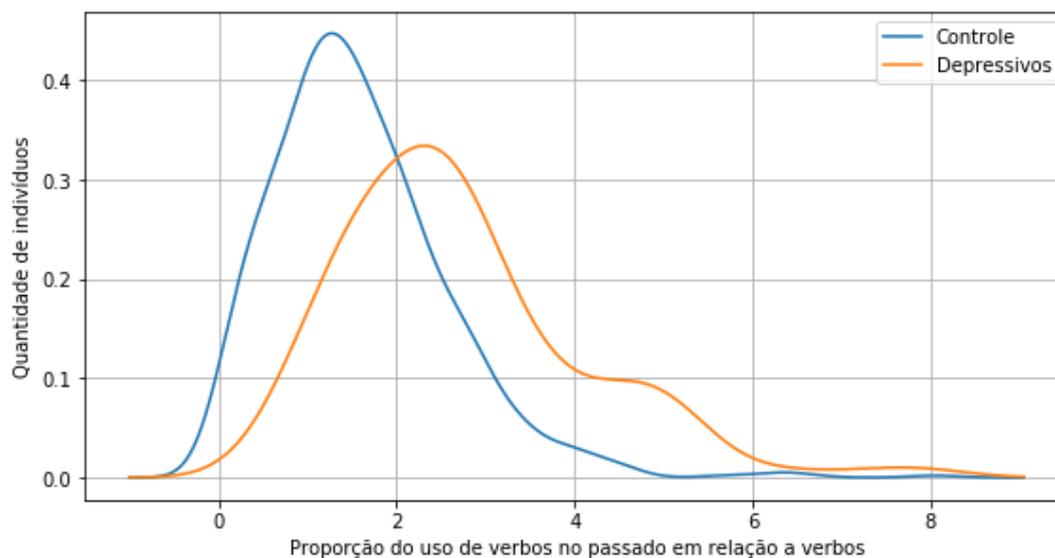
Fonte: Autoria própria

que a curva fica mais próxima do valor um ou pouco à frente do mesmo, com uma leve cauda ao longo de valores maiores. Isso sugere que indivíduos depressivos tendem a falar mais de si mesmos que indivíduos do grupo de controle.

Para a característica de verbos no passado, representada pela imagem 14, é possível notar um deslocamento da curva de indivíduos depressivos para a direita, sugerindo uma maior utilização de verbos no passado em relação à utilização de outros tipos de verbo. Essa maior utilização de verbos no passado também vai de encontro com o que é apresentado no trabalho de Smirnova et al. (2018).

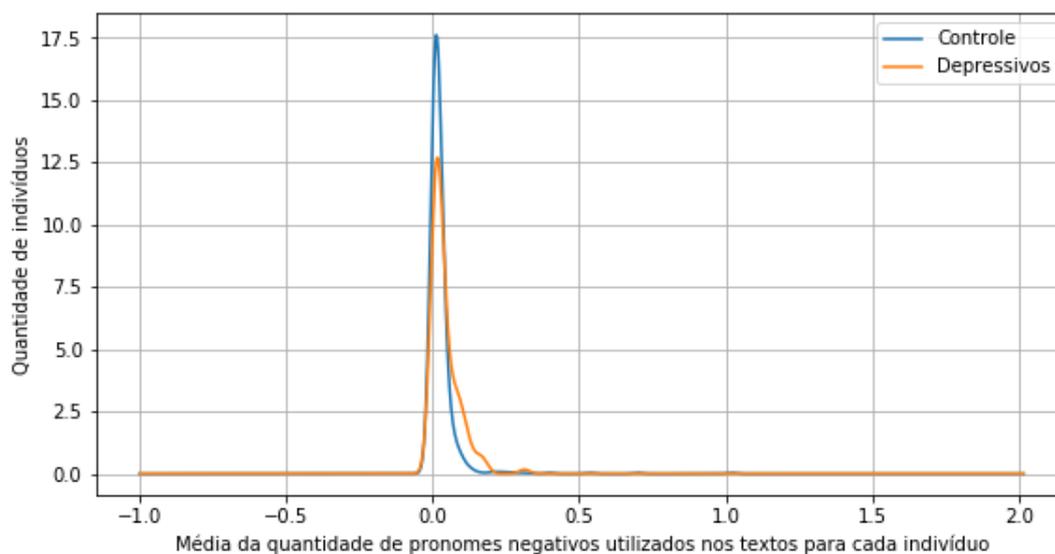
Para a característica de estados emocionais ambivalentes, representada pela utilização de pronomes negativos, esperava-se uma maior discrepância do que a apresentada, dado que é apresentada no modelo de domínio como uma das características mais importantes na separação dos grupos. A figura 15 representa de maneira gráfica a utilização de pronomes negativos para ambos os grupos utilizados no estudo.

Figura 14 – Histograma da proporção da utilização de verbos no passado em relação a outros tipos de verbos em todos os textos produzidos pelo indivíduo



Fonte: Autoria própria

Figura 15 – Histograma da utilização de pronomes negativos nos textos de cada indivíduo



Fonte: Autoria própria

8 Verificação do modelo proposto

A fim de averiguar o modelo proposto por este trabalho, foi escolhido construir um classificador, treinando-o com dados da base apresentada na seção 5.5. O classificador selecionado para a verificação do modelo foi a SVM, já que a mesma é de simples utilização e apresenta um bom desempenho para diferentes tarefas de classificação. A implementação da SVM utilizada neste trabalho é a encontrada disponível na biblioteca *Scikit learn*, disponível para utilização gratuita.

Foi escolhido utilizar as métricas convencionais para avaliar a classificação produzida pelo classificador anteriormente citado. São elas: precisão, revocação e *F1-measure*. Os detalhes técnicos do treinamento do classificador, bem como seu desempenho na tarefa de classificação são apresentados nas seções que se seguem.

8.1 Treinamento do Classificador

Um problema comum no treinamento de classificadores automatizados, também encontrado neste trabalho, é o de as bases de dados geralmente não serem balanceadas, o que pode gerar um viés no classificador, fazendo com que o mesmo classifique novas amostras como pertencentes a classe que possui maior quantidade de amostras no conjunto de dados. A base de dados utilizada neste trabalho possui 135 indivíduos para o grupo de depressivos e 752 para o grupo de controle, sendo, portanto, desbalanceada. A fim de evitar o problema citado, a parcela de dados correspondente ao grupo de controle foi re-amostrada, utilizando probabilidade de seleção uniforme para todos os itens pertencentes a este conjunto, e selecionando, de maneira aleatória, 135 indivíduos do total de 752.

Os dados extraídos pelos processos descritos na seção 6 possuem faixas de valores discrepantes, com valores menores, como os apresentados pela característica de uso de primeira pessoa, e com valores maiores, como os apresentados pela característica de quantidade de palavras. Essa discrepância de valores pode ser um problema, visto que é característica da SVM dar maior importância para características que possuam faixas de valores maiores, fazendo com que outras características, igualmente importantes para a classificação, não tenham o devido

peso na fase de treinamento e classificação (HSU et al., 2003). A fim de resolver este problema, os valores das características utilizadas para treinamento do modelo foram normalizados para a faixa de valores entre $[0, 1]$, utilizando-se da seguinte equação:

$$z_i = \frac{x_i - \max(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (5)$$

Onde z_i representa o valor normalizado, x_i o valor o qual se deseja normalizar, x o conjunto de valores ao qual x_i pertence, $\max(x)$ o valor máximo do conjunto x e $\min(x)$ o valor mínimo do conjunto x .

Os aspectos do modelo de domínio que foram modelados computacionalmente e então utilizados neste classificador foram atenção focada em si mesmo, tamanho de discurso, esquemas negativos de passado e coloquialismo. De maneira mais concreta, esses aspectos são representados pelas características de tamanho do texto, uso de pronomes reflexivos de primeira pessoa, uso de primeira pessoa, uso de frase/linguagem coloquial e relação da utilização de verbos conjugados no passado com verbos em geral.

A característica de uso de pronomes negativos não foi utilizada, dado que, como ilustra a imagem 15, esse é um traço comportamental que varia pouco entre os dois grupos. A tabela 8 apresenta de maneira mais clara as características utilizadas e não utilizadas neste classificador.

Os dados foram separados em treino e teste, seguindo uma proporção de 66,66% do montante de dados para treino e 33,33% para teste.

Os parâmetros utilizados para o treinamento do modelo foram determinados de maneira empírica por meio de um *grid search*. O *grid search* consiste no processo de, a partir de um conjunto de possíveis valores para cada parâmetro do classificador, treinar o modelo com todas as combinações possíveis destes valores e avaliar qual das combinações possui um melhor desempenho classificando sobre o conjunto de treinamento. Os parâmetros passados como conjunto de possibilidades, bem como os selecionados durante este processo, estão descritos na tabela 9.

Tabela 8 – Características utilizadas no treinamento e avaliação do classificador

Aspectos do modelo de domínio	Representação linguística	
Atenção focada em si mesmo	Uso de pronomes reflexivos de primeira pessoa	Utilizado
	Uso de pronome de primeira pessoa	Utilizado
Tamanho de discurso	Contagem de palavras no texto	Utilizado
Estados emocionais ambivalentes	Uso de pronomes negativos	Não utilizado
Coloquialismo	Uso de frases/palavras informais	Utilizado
Esquemas negativos	Proporção do uso de verbos conjugados no passado em relação a outros de verbos	Utilizado

Tabela 9 – Parâmetros testados durante o treinamento do classificador SVM, o qual está disponível na biblioteca *scikit learn*. Os valores selecionados para os parâmetros estão marcados com "X" na coluna "Selecionados".

Parâmetro	Valor	Selecionado
Penalidade de erro	1	
	0,25	
	0,5	X
	0,75	
Formato de função de decisão	One-vs-One	X
	One-vs-Rest	
Kernel	Linear	
	Função de base radial	X
Heurística de esticamento (<i>shrinking</i>)	Sim	X
	Não	
Gamma	Scale	X
	Auto	

Tabela 10 – Resultados da classificação utilizando a parcela de dados de teste

Parâmetro	Grupo de controle	Grupo de depressivos
Precisão	0,73	0,88
Revocação	0,88	0,73
F1-Measure	0,80	0,80

8.2 Avaliação do resultado de classificação

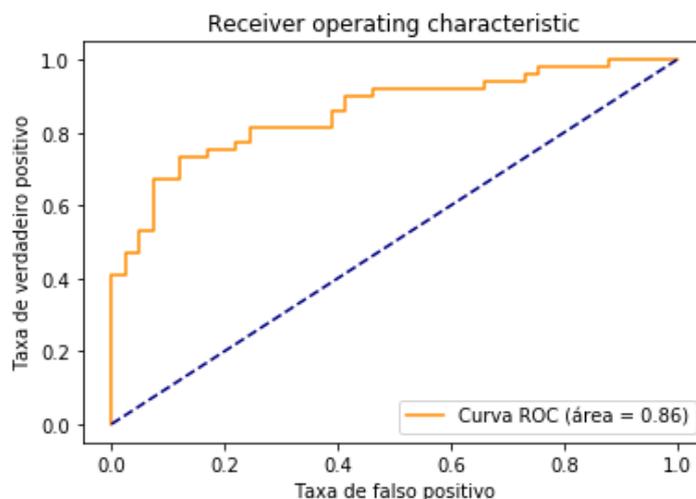
Para avaliar os resultados de classificação, foram selecionadas, como métricas, os valores de precisão, revocação e F1-measure. Vale ressaltar que comparações entre outros classificadores, treinados de maneiras diferentes, com este mesmo conjunto de dados fogem do escopo deste trabalho, visto que a intenção da avaliação aqui executada é medir o desempenho do modelo aqui proposto, aplicado sobre um conjunto de dados do mundo real e não estabelecer uma relação entre o desempenho deste classificador com outros classificadores.

Como este modelo tem o objetivo de identificar indivíduos depressivos, o valor dado pela revocação foi considerado métrica principal de avaliação, já que o foco deste modelo é identificar o maior número de indivíduos depressivos existentes na base de dados. Os valores das métricas obtidas no teste do classificador podem ser observadas na tabela 10. Também é possível observar a curva ROC produzida por este classificador, bem como a área coberta pela curva, na figura 16.

Não foi obtida uma separação tal qual a apresentada no trabalho de Smirnova et al. (2018), uma vez que, como já apresentado nos capítulos 5 e 6, existem limitações para a representação de determinados conceitos abordados no modelo de domínio. Também é importante ressaltar que a base de dados utilizada em Smirnova et al. (2018) é diferente da neste trabalho usada, sendo aquela produzida em russo e esta redigida em inglês.

Os ambientes nos quais os textos foram produzidos também são bastante diferentes. Os textos produzidos em Smirnova et al. (2018) foram extraídos de um ambiente controlado, onde o indivíduo possuía certos tópicos para falar a respeito, com um determinado tempo para escrever, o que naturalmente limita a quantidade de palavras que o mesmo irá utilizar. Os textos envolvidos neste trabalho são extraídos de redes sociais digitais, escritos a respeito de tópicos diferentes e sem

Figura 16 – Curva ROC representando a relação entre a taxa de falsos positivos e verdadeiros positivos ao longo da seleção do classificador



Fonte: Autoria própria

limitações de tamanho de texto.

Além das diferenças citadas, existem também as limitações das modelagens computacionais aqui utilizadas, como a de coloquialismo, que avalia somente um aspecto do que pode ser considerado linguagem coloquial, sendo este a utilização de palavras informais.

Apesar dos problemas citados, ainda assim é possível perceber, por meio da tabela 10, que o classificador produziu uma classificação satisfatória, dadas as métricas aqui selecionadas para a avaliação.

9 Considerações finais

Como apresentado na seção 1.2, pelos objetivos lá descritos e os questionamentos trazidos nas seções subsequentes, este trabalho visou, em suma, apresentar os comportamentos dos indivíduos apresentados na linguagem expressa em texto e verificar a possibilidade de se modelar as características desses comportamentos por meio da computação, apresentando algumas das características pelas quais a depressão se manifesta, por meio deste tipo de comportamento, bem como os limites existentes em uma modelagem computacional dessas características.

Apesar de não ter sido possível agregar todas as características na modelagem computacional, o modelo apresentado por este trabalho mostra resultados interessantes na separação dos dois grupos apresentados na base de dados utilizada.

Também é apresentada uma abordagem simples para a modelagem de linguagem coloquial no domínio da computação, sendo também discutidas as limitações que a mesma apresenta.

Os trabalhos correlatos, quando utilizam alguma característica textual, o fazem relacionando essa característica a um conjunto fixo de palavras que são conhecidas a partir do conjunto de dados utilizado. Exemplos dessas características, já apresentados no capítulo 4, seriam quantidade de menções feitas a medicamentos antidepressivos ou assuntos apresentados pelos textos destes indivíduos. Este tipo de enfoque depende fortemente das peculiaridades apresentadas pela base de dados, tornando difícil a aplicação deste modelo em outros conjuntos de dados. Este trabalho se difere dos anteriores, visto que as características abordadas aqui partem de um modelo psico-linguístico independente de conjunto de dados, tornando-o mais flexível quando aplicado a outros conjuntos de dados.

Um problema apresentado no teste do modelo é a incerteza sobre a situação do tratamento do indivíduo depressivo existente na base. Indivíduos depressivos que estejam em um processo de intervenção, seja por tratamento ou por meio de medicação, podem apresentar traços comportamentais diferentes. A inexistência dessa informação torna difícil saber se as características aqui descritas se referem ao comportamento de um indivíduo depressivo ou ao comportamento de um indivíduo

depressivo em processo de intervenção.

Seria interessante também comparar o desempenho do classificador produzido neste trabalho com outros trabalhos produzidos, utilizando a mesma base de dados. Essa análise não foi apresentada porque, além de fugir do escopo deste trabalho, como explicado no capítulo 8.2, os outros trabalhos que utilizam estes dados trabalham um problema diferente do aqui apresentado, sendo este a detecção online da depressão, passando os dados de maneira gradual para o classificador de acordo com o tempo.

9.1 Trabalhos futuros

Várias das características apresentadas pelo modelo de domínio não foram utilizadas no modelo computacional aqui proposto, pois a discussão das definições, possíveis modelagens computacionais, limites dessas modelagens, entre outros problemas, foge do escopo deste trabalho, visto que necessitariam de um trabalho como o aqui apresentado e não se possuía tempo para a produção de tais outros trabalhos. Seria interessante a produção desses trabalhos a fim de agregar essas características no modelo computacional aqui proposto.

Foi apresentada, também, uma proposta de abordagem para a identificação de linguagem coloquial, partindo de uma definição simples do que é coloquialismo. Pode ser interessante a apresentação de um trabalho específico sobre a modelagem e as definições de linguagem coloquial, abordando problemas e questões que fugiam do escopo deste trabalho, como quais aspectos definem o que é uma linguagem coloquial, quais modelagem computacionais destes aspectos podem ser interessantes na sua representação, quais os limites na representação computacional destes aspectos, quais os impactos que a geografia tem sobre a linguagem coloquial e qual o desempenho de uma possível modelagem computacional de coloquialismo sobre um conjunto de dados do mundo real.

Durante o treinamento do classificador aqui utilizado, foi executada uma reamostragem dos dados sobre o grupo de controle, visando balancear esse conjunto de dados. É sabido que o processo de re-amostragem tem impactos sobre os resultados apresentados nas métricas utilizadas na avaliação do classificador. Faz-se necessário o estudo de outras metodologias de reamostragem e o estudo do impacto

das mesmas sobre o comportamento do modelo aqui proposto.

É citado no capítulo 9 que este modelo, por partir de um modelo de domínio definido de maneira independente de um conjunto de dados específico, é mais flexível que os trabalhos correlatos, quando aplicado a outros conjuntos de dados. Pode ser interessante aplicar o modelo aqui proposto em outros conjuntos de dados a fim de apresentar o quão flexível o mesmo é.

Foi escolhido, ainda, avaliar o modelo proposto por meio do treinamento de um classificador, utilizando as métricas básicas de revocação, precisão e *F1-measure*. Pode ser interessante estudar métricas mais robustas para a avaliação da modelagem aqui proposta.

É apresentado aqui somente um estudo computacional da expressão de depressão na linguagem textual. Seria interessante averiguar quais são os possíveis alcances com um profissional do domínio de psicologia.

Referências

- ABELA, J. R.; D’ALESSANDRO, D. U. Beck’s cognitive theory of depression: A test of the diathesis-stress and causal mediation components. **British Journal of Clinical Psychology**, Wiley Online Library, v. 41, n. 2, p. 111–128, 2002. Citado na página 23.
- AHRENS, A. H. Theories of depression: The role of goals and the self-evaluation process. **Cognitive Therapy and Research**, Springer, v. 11, n. 6, p. 665–680, 1987. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- ALLEN, J. P. An overview of beck’s cognitive theory of depression in contemporary literature. **Retrieved March**, v. 27, p. 2009, 2003. Citado na página 23.
- ANTONY, P.; SOMAN, K. Parts of speech tagging for indian languages: a literature survey. **International Journal of Computer Applications**, Citeseer, v. 34, n. 8, p. 0975–8887, 2011. Citado na página 16.
- BANDURA, A.; CERVONE, D. Self-evaluative and self-efficacy mechanisms governing the motivational effects of goal systems. **Journal of personality and social psychology**, American Psychological Association, v. 45, n. 5, p. 1017, 1983. Citado na página 26.
- BECK, A. T. et al. **Terapia cognitiva de la depresión**. [S.l.]: Brouwer, 1983. Citado na página 20.
- BECK, A. T. et al. Comparison of beck depression inventories-ia and-ii in psychiatric outpatients. **Journal of personality assessment**, Taylor & Francis, v. 67, n. 3, p. 588–597, 1996. Citado na página 31.
- BECK, A. T.; STEER, R. A.; BROWN, G. K. Beck depression inventory-ii. **San Antonio**, v. 78, n. 2, p. 490–498, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 31.
- BERLINCK, M. T.; FÉDIDA, P. A clínica da depressão: questões atuais. **Revista Latinoamericana de psicopatologia fundamental**, SciELO Brasil, v. 3, n. 2, p. 9–25, 2000. Citado na página 22.
- BOUMA, G. Normalized (pointwise) mutual information in collocation extraction. **Proceedings of GSCL**, p. 31–40, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 38.
- BRADLEY, M. M.; LANG, P. J. **Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings**. [S.l.], 1999. Citado na página 37.

BROCKMEYER, T. et al. Me, myself, and i: self-referent word use as an indicator of self-focused attention in relation to depression and anxiety. **Frontiers in psychology**, Frontiers, v. 6, p. 1564, 2015. Citado na página 56.

CEPOIU, M. Recognition of depression by non-psychiatric physicians—a systematic literature review and meta-analysis. **NCBI**, 2008. Citado 2 vezes nas páginas e 11.

CHOUDHURY, M. D. et al. Predicting depression via social media. **ICWSM**, v. 13, p. 1–10, 2013. Citado 5 vezes nas páginas 30, 36, 39, 40 e 43.

CLAIR, R. P. The political nature of the colloquialism, “a real job”: Implications for organizational socialization. **Communications Monographs**, Taylor & Francis Group, v. 63, n. 3, p. 249–267, 1996. Citado na página 44.

COPPERSMITH, G.; DREDZE, M.; HARMAN, C. Quantifying mental health signals in twitter. In: **Proceedings of the Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 51–60. Citado 3 vezes nas páginas 35, 45 e 46.

DLUGOLINSKÝ, Š.; CIGLAN, M.; LACLAVÍK, M. Evaluation of named entity recognition tools on microposts. In: **IEEE. 2013 IEEE 17th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)**. [S.l.], 2013. p. 197–202. Citado na página 17.

DOBSON, K. S.; BREITER, H. J. Cognitive assessment of depression: Reliability and validity of three measures. **Journal of Abnormal Psychology**, American Psychological Association, v. 92, n. 1, p. 107, 1983. Citado na página 30.

DURKHEIM, E. **Suicide: A study in sociology**. [S.l.]: Routledge, 2005. Citado na página 35.

FINKEL, J. R.; GRENAGER, T.; MANNING, C. Incorporating non-local information into information extraction systems by gibbs sampling. In: ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS. **Proceedings of the 43rd annual meeting on association for computational linguistics**. [S.l.], 2005. p. 363–370. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 53.

FREUD, S. Mourning and melancholia. In: **The Standard Edition of the Complete Psychological Works of Sigmund Freud, Volume XIV (1914-1916): On the History of the Psycho-Analytic Movement, Papers on Metapsychology and Other Works**. [S.l.: s.n.], 1957. p. 237–258. Citado 3 vezes nas páginas 20, 21 e 22.

HAMILTON, M. A rating scale for depression. **Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry**, BMJ Publishing Group, v. 23, n. 1, p. 56, 1960. Citado na página 30.

HENRY, J. D.; CRAWFORD, J. R. The short-form version of the depression anxiety stress scales (dass-21): Construct validity and normative data in a large non-clinical sample. **British journal of clinical psychology**, Wiley Online Library, v. 44, n. 2, p. 227–239, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 34.

HOLLON, S. D.; KENDALL, P. C. Cognitive self-statements in depression: Development of an automatic thoughts questionnaire. **Cognitive therapy and research**, Springer, v. 4, n. 4, p. 383–395, 1980. Citado na página 30.

HOSSAIN, N.; TRAN, T. T. T.; KAUTZ, H. Discovering political slang in readers' comments. In: **Twelfth International AAAI Conference on Web and Social Media**. [S.l.: s.n.], 2018. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 53.

HOSSIN, M.; SULAIMAN, M. A review on evaluation metrics for data classification evaluations. **International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process**, Academy & Industry Research Collaboration Center (AIRCC), v. 5, n. 2, p. 1, 2015. Citado na página 19.

HSU, C.-W. et al. A practical guide to support vector classification. Taipei, 2003. Citado na página 63.

JIA, J. Mental health computing via harvesting social media data. In: **IJCAI**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 5677–5681. Citado 3 vezes nas páginas 35, 40 e 43.

KANTER, J. W. et al. Behavior analytic conceptualization and treatment of depression: Traditional models and recent advances. **The Behavior Analyst Today**, Joseph D. Cautilli, v. 5, n. 3, p. 255, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

LOSADA, D. E.; CRESTANI, F. A test collection for research on depression and language use. In: SPRINGER. **International Conference of the Cross-Language Evaluation Forum for European Languages**. [S.l.], 2016. p. 28–39. Citado 3 vezes nas páginas 26, 45 e 47.

NADEAU, D.; SEKINE, S. A survey of named entity recognition and classification. **Lingvisticae Investigationes**, John Benjamins, v. 30, n. 1, p. 3–26, 2007. Citado na página 17.

NGUYEN, N.; GUO, Y. Comparisons of sequence labeling algorithms and extensions. In: ACM. **Proceedings of the 24th international conference on Machine learning**. [S.l.], 2007. p. 681–688. Citado na página 17.

PAVLOV, I. P.; GANTT, W. H. **Conditioned reflexes and psychiatry**. [S.l.]: International publishers New York, 1941. v. 2. Citado na página 21.

PYSZCZYNSKI, T.; GREENBERG, J. Self-regulatory perseveration and the depressive self-focusing style: a self-awareness theory of reactive depression. **Psychological bulletin**, American Psychological Association, v. 102, n. 1, p. 122, 1987. Citado na página 35.

RADLOFF, L. S. The ces-d scale: A self-report depression scale for research in the general population. **Applied psychological measurement**, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 1, n. 3, p. 385–401, 1977. Citado na página 31.

RAMIREZ-ESPARZA, N. et al. The psychology of word use in depression forums in english and in spanish: Texting two text analytic approaches. In: **ICWSM**. [S.l.: s.n.], 2008. Citado 4 vezes nas páginas 35, 38, 40 e 43.

RIBEIRO, Â.; RIBEIRO, J. P.; DOELLINGER, O. von. Depression and psychodynamic psychotherapy. **Revista Brasileira de Psiquiatria**, SciELO Brasil, v. 40, n. 1, p. 105–109, 2018. Citado na página 21.

SANG, T. K. Erik. f. 2002. introduction to the conll-2002 shared task: Language-independent named entity recognition. In: **Proc. Conference on Natural Language Learning**. [S.l.: s.n.]. Citado na página 53.

SANTOR, D. A.; GREGUS, M.; WELCH, A. Focus article: Eight decades of measurement in depression. **Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives**, Taylor & Francis, v. 4, n. 3, p. 135–155, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 28, 30 e 31.

SEABROOK, E. M. et al. Predicting depression from language-based emotion dynamics: Longitudinal analysis of facebook and twitter status updates. **Journal of medical Internet research**, JMIR Publications Inc., v. 20, n. 5, 2018. Citado na página 11.

SELIGMAN, M. E. **Depression and learned helplessness**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1974. Citado na página 24.

SETTANNI, M.; MARENCO, D. Sharing feelings online: studying emotional well-being via automated text analysis of facebook posts. **Frontiers in Psychology**, 2015. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4512028/>>. Citado 5 vezes nas páginas 11, 34, 35, 40 e 43.

SHARNAGAT, R. Named entity recognition: A literature survey. **Center For Indian Language Technology**, 2014. Citado na página 18.

SILVEIRA, D. X.; JORGE, M. R. Propriedades psicométricas da escala de rastreamento populacional para depressão ces-d em populações clínica e não-clínica de adolescentes e adultos jovens. **Rev. psiquiatr. clín.(São Paulo)**, v. 25, n. 5, p. 251–61, 1998. Citado na página 31.

SIMONS, A. D.; GARFIELD, S. L.; MURPHY, G. E. The process of change in cognitive therapy and pharmacotherapy for depression: Changes in mood and cognition. **Archives of General Psychiatry**, American Medical Association, v. 41, n. 1, p. 45–51, 1984. Citado na página 31.

SKINNER, B. Herrnstein and the evolution of behaviorism. American Psychological Association, 1977. Citado na página 20.

SMIRNOVA, D. et al. language patterns discriminate mild depression from normal sadness and euthymic state. **Frontiers in psychiatry**, Frontiers, v. 9, p. 105, 2018. Citado 16 vezes nas páginas , 11, 12, 13, 26, 27, 28, 29, 42, 43, 45, 49, 56, 59, 60 e 65.

SOAR reno. **O cachorro de Seligman.** Disponível em: <<https://www.renosoar.com/holistic-health-tips/learned-helplessness-it-that-you-your-patient-or-a-loved-one>>. Acesso em: 7 de novembro de 2018. Citado na página 25.

STREET, H.; SHEERAN, P.; ORBELL, S. Conceptualizing depression: An integration of 27 theories. **Clinical Psychology & Psychotherapy: An International Journal of Theory & Practice**, Wiley Online Library, v. 6, n. 3, p. 175–193, 1999. Citado 3 vezes nas páginas 22, 28 e 32.

WEISCHEDEL, R. et al. Ontonotes release 2.0. **Linguistic Data Consortium, Philadelphia**, 2008. Citado na página 55.

WHO. **Depression.** 2001. Disponível em: <<http://www.who.int/whr/2001/en/>>. Acesso em: 2 de setembro de 2018. Citado na página 20.

WHO. **Depression.** 2018. Disponível em: <<http://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/depression>>. Acesso em: 2 de setembro de 2018. Citado 3 vezes nas páginas , 11 e 26.

YEOH, S. H. et al. Examining depressive symptoms and their predictors in malaysia: stress, locus of control, and occupation. **Frontiers in psychology**, Frontiers, v. 8, p. 1411, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 40.

ZIMMERMANN, J. et al. The way we refer to ourselves reflects how we relate to others: Associations between first-person pronoun use and interpersonal problems.

Journal of research in personality, Elsevier, v. 47, n. 3, p. 218–225, 2013.
Citado na página 56.