

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

**CLÁUDIA DE OLIVEIRA GUIMARÃES DE SIQUEIRA
GABRIEL PENA PERES**

**PROBLEMATIZANDO O DESAFIO DO ESQUEMA WINOGRAD E
ALGORITMOS DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS: DISCUSSÃO
INTERFACEADA COM A PSICANÁLISE**

CURITIBA

2022

**CLÁUDIA DE OLIVEIRA GUIMARÃES DE SIQUEIRA
GABRIEL PENA PERES**

**PROBLEMATIZANDO O DESAFIO DO ESQUEMA WINOGRAD E
ALGORITMOS DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS: DISCUSSÃO
INTERFACEADA COM A PSICANÁLISE**

**Problematizing the Winograd Schema Challenge and Sentiment Analysis
Algorithms: discussion interfaced with psychoanalysis**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção do
título de Bacharel em Sistemas de Informação
do Curso de Bacharelado em Sistemas de
Informação da Universidade Tecnológica
Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Gustavo Alberto Giménez
Lugo

Coorientador: Dr. Allan Martins Mohr

CURITIBA

2022



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

**CLÁUDIA DE OLIVEIRA GUIMARÃES DE SIQUEIRA
GABRIEL PENA PERES**

**PROBLEMATIZANDO O DESAFIO DO ESQUEMA WINOGRAD E
ALGORITMOS DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS: DISCUSSÃO
INTERFACEADA COM A PSICANÁLISE**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção do título
de Bacharel em Sistemas de Informação do Curso de
Bacharelado em Sistemas de Informação da
Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 09/dezembro/2022

Luis Chiruzzo
Doutorado
Universidad de la República

Christian Daniel Von Lucken Martinez
Doutorado
Universidad Nacional de Asunción

Cesar Augusto Tacla
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Gustavo Alberto Giménez Lugo
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Allan Martins Mohr
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

CURITIBA

2022

RESUMO

A análise de sentimentos, como subárea da PNL (Processamento de Linguagem Natural), busca analisar computacionalmente opiniões, emoções, sentimentos e subjetividades expressos em textos produzidos por seres humanos, enquanto o Desafio do Esquema Winograd surge a princípio como uma forma de contraponto ao Teste de Turing. Dessa forma, este trabalho tem como objetivo explorar os limites dos algoritmos de AS, através de uma análise profunda do Desafio do Esquema Winograd e suas aplicações, para posteriormente estabelecer uma discussão com a psicanálise lacaniana sobre a linguagem e o sujeito de fala.

Palavras-chave: análise de sentimentos; processamento de linguagem natural; compreendendo a linguagem natural; linguagem; psicanálise.

ABSTRACT

Sentiment Analysis (SA), as a sub-area of NLP (Natural Language Processing), seeks to computationally analyze opinions, emotions, feelings and subjectivities expressed in texts produced by human beings, while the Winograd Schema Challenge appears at first as a form of counterpoint to the Turing Test. This work aims to explore the limits of SA algorithms, through a deep analysis of the Winograd Schema Challenge and its applications, to later establish a discussion with lacanian psychoanalysis about language and the subject of speech.

Keywords: sentiment analysis; natural language processing; understanding natural language; language; psychoanalysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de termo, que a partir dele convergem outros termos cuja soma é indefinida	17
Figura 2 – Esquema dos fatores envolvidos na comunicação verbal	18
Figura 3 – Trecho do Poema "Poeta Comedor de Leão na Toca de Pedra"	21
Figura 4 – Etapas envolvidas no processamento dos comentários	27
Figura 5 – Relação de postagens (cada linha numerada), sua anotação de polaridade manual (segunda coluna) e pesos tf.idf de cada palavra do corpus (valores numéricos)	32
Figura 6 – Mapa Polar da CTC (Ciência e Tecnologia da Cognição), com o paradigma cognitivista no centro, as novas abordagens na periferia, e o campo intermediário da ideias conexionistas entre ambos. A flecha em vermelho é onde está situado a posição dos autores T.Winograd e F. Flores dentro dessa perspectiva.	35
Figura 7 – Metodologia do estudo	41
Figura 8 – Arquitetura do Modelo de Linguagem Inicial	50
Figura 9 – Etapas da metodologia	60
Figura 10 – Modelo psico-linguístico de traços comportamentais característicos de depressão	64
Figura 11 – Processo para valoração coloquial de uma frase	65
Figura 12 – Histograma da característica de coloquialismo	69
Figura 13 – Histograma da utilização de pronomes negativos nos textos de cada indivíduo	70
Figura 14 – Elemento oculto	76
Figura 15 – MTP — <i>the Missing Text Phenomenon</i>	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados Principais	53
Tabela 2 – Resultados LSTM Não-regularizado	53
Tabela 3 – Resultados LSTM Regularizado	54
Tabela 4 – Resultados BERT	54
Tabela 5 – Resultados comparação modelo baseado em LSTM	55
Tabela 6 – Resultados comparação modelo baseado em BERT	55
Tabela 7 – Resumo dos valores extraídos pelos processos descritos	68
Tabela 8 – Média da Diferença entre os grupos de depressivos e de controle em relação às características extraídas da base de dados	68
Tabela 9 – Desvio padrão da Diferença entre os grupos de depressivos e de con- trole em relação às características extraídas da base de dados	68
Tabela 10 – Resultados da classificação utilizando a parcela de dados de teste . . .	72

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Limites	47
Quadro 2 – Rótulos da base CoNLL 2002	65
Quadro 3 – Características utilizadas no treinamento e avaliação do classificador	71
Quadro 4 – 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”	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Siglas

ANEW	<i>Affective Norms for English Words</i>
AS	Análise de Sentimentos
API	<i>Application Programming Interface</i>
BERT	<i>Bidirectional Encoder Representations from Transformers</i>
BOW	<i>Bag-of-Words</i>
CUDA	<i>Compute Unified Device Architecture</i>
CLN	Compreensão da Linguagem Natural
GI	<i>General Inquirer</i>
GPU	<i>Graphics Processing Units</i>
HTML	<i>HyperText Markup Language</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Data</i>
LIWC	<i>Linguistic Inquiry and Word Count</i>
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>
NGD	<i>Normalized Google Distance</i>
NLTK	<i>Natural Language Toolkit</i>
NT-ASGD	<i>Non-monotonically Triggered Averaged SGD algorithm</i>
SAPair	<i>Sentimental Analysis using Pairs</i>
SMO	<i>Sequential Minimal Optimization</i>
SWN	<i>Support Vector Machine</i>
PLN	Processamento de Linguagem Natural
VADER	<i>Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner</i>
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Considerações Iniciais	10
1.2	Objetivos	12
1.2.1	Objetivo geral	12
1.2.2	Objetivos específicos	13
1.3	Justificativa	13
1.4	Estrutura do trabalho	14
2	LINGUAGEM, ANTROPOLOGIA E PSICANÁLISE	15
2.1	O Campo Simbólico	15
2.2	O signo linguístico e os princípios essenciais da língua	16
2.3	O processo linguístico no campo da comunicação verbal	17
2.4	Psicanálise	18
2.5	Por que utilizar psicanálise lacaniana?	21
3	MODELOS COMPUTACIONAIS E O DESAFIO DO ESQUEMA WINOGRAD	22
3.1	Métodos de Análise de Sentimentos	22
3.1.1	Técnicas Supervisionadas	22
3.1.2	Técnicas Não Supervisionadas	23
3.1.3	Aplicações	23
3.2	Desafio do Esquema Winograd	33
3.2.1	O Teste de Turing	33
3.2.2	O processo de inferência	34
3.2.3	A base do Desafio do Esquema Winograd	34
3.2.4	Como funciona o Desafio do Esquema Winograd?	36
3.2.5	Conjuntos de dados	37
3.2.6	Métodos de aplicação do Desafio de Esquema Winograd	39
4	MATERIAIS E MÉTODOS	41
4.1	Metodologia	41
5	OS LIMITES COMPUTACIONAIS E DE SUBJETIVIDADE	44
5.1	Os Domínios	44
5.2	O Desafio do Esquema Winograd Superado	44

5.3	Explorando os Limites	45
6	ESTUDO DE CASO	48
6.1	Estudo de caso 1: Esquema Winograd em Português	48
6.1.1	Coleção de esquemas baseados em português	48
6.1.2	Um <i>solver</i> para o Desafio do Esquema Winograd baseado em português	49
6.1.3	Experimentos	50
6.1.4	Resultados adquiridos com os testes	52
6.1.5	Teste do <i>solver</i>	55
6.1.6	Discussão dos limites pré-estabelecidos	58
6.2	Estudo de caso 2: Detecção de comportamento depressivo com base em evidências textuais	59
6.2.1	Etapas do método	60
6.2.2	Etapas do desenvolvimento	63
6.2.3	Exploração da discriminação dos atributos do modelo	67
6.2.4	Verificação do modelo	69
6.2.5	Entrevista	72
6.2.6	Discussão dos limites pré-estabelecidos	72
7	UMA DISCUSSÃO COM A PSICANÁLISE	75
7.1	Os múltiplos domínios e a linguagem	75
7.2	O que a fala não diz	75
7.3	Eco da própria fala	76
7.4	A importância do escutar	79
8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	81
8.1	Conclusão	81
8.2	Trabalhos futuros	82
	REFERÊNCIAS	83

1 INTRODUÇÃO

O presente capítulo tem como objetivo realizar uma introdução ao tema proposto neste trabalho. Dessa forma, será apresentando as considerações iniciais, objetivos, justificativa e um breve resumo sobre a estrutura que este trabalho pretende seguir.

1.1 Considerações Iniciais

Atualmente, com a crescente utilização de mídias sociais virtuais pelos indivíduos, tornou-se cada vez mais comum o compartilhamento de fotos, vídeos e posts nas redes. Esses posts, pequenos fragmentos de texto, podem conter opiniões e sentimentos expressos por seu autor no momento de sua escrita.

MOREIRA *et al.* (2016) descreve que os indivíduos, usuários dessas mídias, se transformaram em protagonistas do desenvolvimento, compartilhamento e interação com os demais usuários, além de avaliadores de todo o conteúdo consumido, deixando de ser apenas passivos receptores de conteúdos produzidos por terceiros.

Nesse contexto, como uma forma de procurar propor métodos formais para entendimento e interpretação da linguagem natural humana, tem-se a área da PLN (Processamento de Linguagem Natural), onde tem como prioridade procurar formas dos computadores conseguirem interpretar e extrair algum sentido dessa linguagem natural (BENEVENUTO; RIBEIRO; ARAUJO, 2015).

Como subárea da PLN, os algoritmos de AS (Análise de Sentimentos), buscam a análise computacional de opiniões, emoções, sentimentos e subjetividades presentes em textos (LIU, 2012, p. 5-15). Ainda nessa mesma visão os autores Benevenuto, Ribeiro e Araujo (2015) afirmam que o principal objetivo da análise de sentimentos, é definir técnicas computacionais formais, capazes de capturar informações subjetivas (sentimentos, opiniões, emoções) em textos produzidos por humanos, tendo como principal objetivo, conseguir mensurar esses conhecimentos extraídos de forma estruturada.

Vários estudos têm sido conduzidos nas diversas áreas do conhecimento, utilizando AS, tais como: análise de sentimentos baseada em aspectos (KAUER, 2016, p. 12-29); análise de sentimentos dos usuários de mídias sociais em relação a pandemia do Covid-19 (PESSANHA, 2021); análise de sentimentos dos consumidores em relação a determinado produto (CHAM-LERTWAT *et al.*, 2012); análise de sentimentos usada no campo da educação, como um trunfo para que as instituições possam vir a formular novas maneiras de compartilhar os conteúdos entre seus os alunos (GOMES *et al.*, 2015).

Boghe (2020) introduz algumas técnicas de pré-processamento de textos utilizados na implementação dos algoritmos de AS, tais como: lematização, remoção de stopwords e tokenização, usadas com o objetivo de auxiliar na compreensão desses dados, pela máquina. Estratégias baseadas em dicionários léxicos, também são citadas, onde são usadas associações

de palavras a um ou mais elementos pré-estabelecidos. Como um exemplo dessa associação, podemos mencionar a palavra “feio”, que pode ser relacionada a um “sentimento negativo”, que como consequência poderá ser representada por um valor numérico (-1). Por fim, a partir da soma dos valores de cada palavra presente no texto, é apresentado um resultado, que pode variar entre sentimento positivo (1), negativo(-1) ou neutro(0).

De um ponto de vista saussuriano¹, esse tipo de associação pode ser entendida como um signo, o qual resulta da união de um significante² a um significado. Sendo que um significante pode acolher inúmeros significados, o que torna-se um desafio registrar todas as possibilidades existentes. No entanto, ao deixar de lado essas múltiplas variações do significado, pode ser perdida a verdadeira intenção do autor ao escrever um texto.

Nesse sentido, outra questão que podemos abordar é a forma com que os valores são atribuídos às palavras no que tange ao processo de implementação de algoritmos de AS. Para Saussure (2006, p. 142), um termo só adquire valor, a partir do conjunto com outros elementos que o precede e/ou segue ou, ambos os casos. Diferente do caso da tokenização que busca a separação para posteriormente atribuir um valor individual para cada palavra.

Apesar dos constantes esforços em prol da melhoria dos métodos de AS, muito ainda precisa ser realizado para que, de fato, o nível de acurácia se aproxime da forma humana de avaliar sentimentos, ou seja, muito ainda precisa ser feito para que esses métodos de detecção de padrões textuais possam demonstrar de forma mais efetiva os sentimentos expressos nos textos em linguagem natural (MOREIRA *et al.*, 2016).

Para os autores Benevenuto, Ribeiro e Araujo (2015), quando tem-se como objetivo tornar os dados textuais qualitativos efetivamente, a quantificação de “o que as pessoas pensam” torna-se um passo obrigatório, desafiador e de interesse em diversas comunidades científicas.

No entanto, talvez o ponto central não é pensar em formas de quantificar “o que as pessoas pensam”, mas criar um modelo computacional capaz de interpretar dados de forma próxima ao que um ser humano interpretaria, assim como citou MOREIRA *et al.* (2016). Dessa forma, o foco não deve ser em alternar os dados de entrada, mas em criar um sistema capaz de interpretá-los assim tal qual, fazem os seres humanos, mas para tanto, é possível que se faça necessário desenvolver um sistema com atributos de inferência.

Essa questão, pode ser observada na proposta de Turing (1950), onde foi levantado o questionamento, se um sistema computacional é de fato inteligente. Dessa forma, para buscar responder tal questionamento, este, propôs um teste conhecido como o Teste de Turing.

Levesque, Davis e Morgenstern (2012), por outro lado, apresenta o Desafio do Esquema Winograd como uma alternativa ao Teste de Turing, onde são apresentadas frases e perguntas de maneira que qualquer pessoa usando seu conhecimento de senso comum consiga respon-

¹ Ponto de vista relativo ao autor Ferdinand de Saussure (1857-1913), linguista suíço considerado fundador da linguística moderna.

² Imagem acústica que é associada a um significado numa língua (SAUSSURE, 2006, p. 79-81).

der, mas que não possa ser facilmente respondida por uma máquina baseada em métodos probabilísticos.

No entanto, o Desafio do Esquema Winograd procura não apenas ser uma alternativa ao Teste de Turing, mas também salienta a importância de certos aspectos primordiais ao elaborar um sistema computacional. Tais aspectos, giram em torno de um sistema capaz de realizar um processo de inferência que não apenas fundamente-se em métodos probabilísticos, mas que baseie-se em múltiplos domínios.

Outro ponto, é que a ideia de atribuir valoração a palavras e somá-las para conseguir demonstrar uma determinada intenção do autor, é diferente da concepção de Saussure (2006, p. 26-27 e 79-80) e Lacan (1998, p. 256-259 e 296-304), que levam em consideração a diacronia do discurso, história e a relação entre os significantes. Assim como, Winograd (1972, p. 1-5) que leva em conta a necessidade de tratar de forma integrada todos os aspectos da sintaxe, semântica e inferência da linguagem.

Portanto, entender o funcionamento dos algoritmos e verificar seus limites, levando em conta os aspectos citados pelos autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) e Kocijan *et al.* (2022), pode contribuir para a utilização e criação de ferramentas mais precisas, ou pelo menos entender e expor as limitações/barreiras que a computação clássica possui ao lidar com certos tipos de dados.

Dessa forma, o ponto central desse trabalho, não é procurar métodos de como quantificar "o que as pessoas pensam", já que tal ação pode levar a perda de certos aspectos do discurso original através de processos de remoção, separação e/ou alteração dos dados com o intuito de facilitar a interpretação dos modelos computacionais.

Neste sentido, este estudo, propõe-se investigar os limites metodológicos presentes no desenvolvimento e implementação dos algoritmos de AS e do Desafio do Esquema Winograd, bem como estabelecer um diálogo com a psicanálise lacaniana, já que observar esses modelos computacionais de um ponto de vista diferente do que é proposto na computação clássica, abre margem para novas formas de interpretação, ao lidar com a subjetividade ou pelo menos, pode tornar mais claro o que tem sido modelado e quais as limitações presentes em tais modelos.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Investigar as possíveis limitações metodológicas da modelagem computacional de algoritmos de AS, utilizando o Desafio do Esquema Winograd como base fundamental, e então, posteriormente estabelecer um diálogo sobre tais limites à luz da psicanálise lacaniana.

1.2.2 Objetivos específicos

- Apresentar o campo simbólico, a importância da natureza e o funcionamento dos signos linguísticos e em seguida entender os princípios essenciais da linguagem saussuriana para adentrar nas fundamentações da psicanálise lacaniana;
- Compreender o funcionamento e a modelagem dos algoritmos de AS e o Desafio do Esquema Winograd;
- Propor quatro possíveis limites baseados na análise de algoritmos de AS e no Desafio do Esquema Winograd;
- Realizar um estudo de caso sobre o Desafio do Esquema Winograd e de um algoritmo de AS, para posteriormente estabelecer uma discussão com os quatro limites propostos neste trabalho;
- Estabelecer um diálogo com a psicanálise lacaniana;
- Por fim, apresentar as considerações finais sobre as conclusões encontradas e possíveis trabalhos futuros.

1.3 Justificativa

Muitos modelos computacionais de AS baseiam-se em dados estatísticos que partem de pesquisas envolvendo questionários e entrevistas, realizados por profissionais da área da saúde ou correlatas ou ainda de áreas sociais, a um grupo de indivíduos. Nesse processo, muitas variáveis podem ser descartadas, devido ao seu teor subjetivo e individualista, tais como figuras de linguagem, erros na grafia entre outras.

Esse descarte está diretamente ligado ao problema de domínio, já que tais pesquisas por si só, não são suficientes para atingir um nível adequado de indício ou avaliação, por exemplo, um especialista da área da psicologia irá utilizar determinada ferramenta em conjunto com outras técnicas qualitativas de sua área e sua experiência para gerar um diagnóstico ou avaliação mais preciso, focado no indivíduo.

No domínio da computação, as representações dessas pesquisas, embora tenham tendência a serem qualitativas, nem sempre tem um modelo de representação computacional compatível com o modelo usado por psicólogos e profissionais de saúde no domínio de origem, nem o grau de detalhamento necessário.

Como consequência, de um ponto de vista computacional clássico, se tem um problema de modelagem, ou seja, “como podemos criar modelos computacionais em que a entrada e os dados a serem processados pelos algoritmos de AS, reflitam de maneira adequada ao esperado por profissionais especializados dessa área?” ou ainda, “esses atributos e variáveis podem ser modelados computacionalmente?”.

1.4 Estrutura do trabalho

Com o intuito de facilitar a organização, foi realizado a divisão do trabalho em cinco etapas:

- Etapa 1: Apresentação dos domínios (Antropologia, Linguagem, Psicanálise e Computação);
- Etapa 2: Identificação e seleção dos limites computacionais a serem utilizados como parâmetro para próxima fase;
- Etapa 3:
 - a) Estudo de Caso 1: Esquema Winograd em Português,
 - b) Estudo de Caso 2: Detecção de comportamento depressivo com base em evidências textuais;
- Etapa 4: Uma discussão com a psicanálise;
- Etapa 5: Considerações Finais.

2 LINGUAGEM, ANTROPOLOGIA E PSICANÁLISE

Para melhor compreensão das fundamentações propostas pela psicanálise lacaniana que serão utilizadas para realizar a discussão no capítulo 7, é necessário entender o campo simbólico da antropologia estrutural de Lévi-Strauss, a importância da natureza e o funcionamento do signo linguístico e os princípios essenciais do campo da linguística estrutural de Saussure e o processo linguístico no campo da comunicação verbal de Jakobson. Dessa forma, o presente capítulo irá expor tais conceitos e uma breve justificativa da utilização da psicanálise lacaniana no presente trabalho.

2.1 O Campo Simbólico

O autor Lévi-Strauss (2008, p. 201-207), relata sobre a realização de um canto realizado por uma tribo panamenha com o objetivo de ajudar partos difíceis. Segundo o autor, tal canto é relativamente excepcional, pois as mulheres da tribo que são submetidas a tal canto, parem com mais facilidade, do que as das sociedades ocidentais.

O canto é realizado a pedido da parteira em casos mais complicados, dessa forma é realizado todo uma espécie de ritual por um xamã da tribo. O canto tem como objetivo a busca do *purba* ou alma perdida, onde Muu - força responsável pela formação do feto - extrapolou suas obrigações e se apossou do *purba* da paciente. Dessa forma, através da fala o xamã conta toda sua jornada para buscar o *purba*, seja as batalhas travadas ou mesmo os obstáculos superados. Após o xamã vencer Muu, essa permite que o paciente seja descoberto e liberto, mas é importante salientar que não se trata de um combate contra Muu, mas com seus hábitos inadequados, tanto que, após o ritual é realizado uma despedida amigável como uma espécie de reconciliação com tal força que é indispensável para a procriação.

Caselli e Lang (2015) mencionam que para Lévi-Strauss o que possibilita o sucesso da cura realizada pelo xamã é o reordenamento no campo simbólico do mito, graças a um processo de identificação do sujeito com o canto.

Quando é reproduzido um desfecho para os personagens presentes no mito, é realizado indiretamente um desfecho análogo para a paciente. Dessa forma, o que realmente importa é que a paciente acredita e pertence a uma comunidade que também acredita em tal mito e, não se de fato a mitologia xamã corresponde a uma realidade objetiva.

Segundo Caselli e Lang (2015) a partir desse ideia do campo simbólico apresentada pelo antropólogo Lévi-Strauss, foi possível abrir margem para que Lacan encontrasse na linguística estrutural de Saussure os componentes necessários para formalizar sua teoria do significante e de um inconsciente estruturado como uma linguagem.

2.2 O signo linguístico e os princípios essenciais da língua

O primeiro ponto a ser mencionado, é a necessidade de compreender a divisão entre a língua e a fala proposta por Saussure (2006, p. 26-27 e 79-80), como sendo a fala uma parte individual da linguagem, que envolve a formação dos sons das palavras, o cumprimento das regras da língua e a união dos signos.

Dessa forma, para os autores Caselli e Lang (2015), o ato de falar é submetido às regras pertinentes à língua, de modo que não é possível falar duas palavras ao mesmo tempo, já que é necessário selecionar uma única palavra por vez, e que posteriormente irá ser combinada com outros elementos, formando uma cadeia de signos em linha.

Já a língua para Caselli e Lang (2015), envolve a parte social da linguagem, que serve como local de moradia para todos os possíveis signos, os quais serão combinados e organizados na fala. Desse modo, a língua não está na mesma dimensão da fala, da mesma forma não é possível alterá-la por meio de um único indivíduo, já que essa está ligada a uma espécie de instituição social. Portanto, as regras referentes ao emprego do signo para estruturar a fala dos indivíduos, estão contidas na língua e é necessário para compreensão que os falantes de uma determinada língua partilhem de um mesmo código.

Outro aspecto é entender o conceito de signo, que para Saussure (2006, p. 79-81) é o que liga um conceito a uma imagem acústica, é importante salientar no entanto, que não se trata do som material mas, de uma impressão psíquica proveniente desse som.

Para entender melhor esse processo de impressão psíquica ao tratar de imagem acústica, têm-se como exemplo, o fato de que mesmo um indivíduo não movendo os lábios ou a língua, este é capaz de recitar um poema mentalmente. Portanto, para Saussure (2006, p. 79-81) o signo é caracterizado pela combinação desses dois elementos - conceito e imagem acústica - que também podem ser chamados, respectivamente, de significado e significante.

Também é importante salientar os dois princípios que regem o signo para Saussure (2006, p. 81-84), sendo o primeiro a arbitrariedade, já que as palavras podem ter determinados significados, de forma que as práticas sociais, culturais e históricas determinaram quais significantes se uniram a quais significados.

Já o segundo princípio será a linearidade do significante, pois tem natureza auditiva, se constrói e obtém características providas pelo tempo de forma a representar uma extensão que é mensurada em uma só dimensão. Para exemplificar o autor explica que, os significantes possuem apenas a linha do tempo, como recurso.

Em seguida é explorado por Saussure (2006, p. 85-93), a sincronia e a diacronia, ou como cita inicialmente, a imutabilidade e a mutabilidade do signo. Dois pontos que se contradizem, mas que têm grande papel para compreensão da língua.

A imutabilidade está voltada para o eixo da sincronia, ao qual remete a ideia de “sem tempo”, ou seja, um um recorte fixo e não delimitado por um eixo temporal. É ressaltado que nem o indivíduo ou mesmo a massa podem exercer uma soberania sobre uma palavra, já que

essa está vinculada a língua. Em outras palavras, a imutabilidade reside no fato de que a língua foi estabelecida por uma convenção social ao qual é imposta a sociedade, de maneira que não aceita inovações ou modificação dos signos linguísticos por parte de um indivíduo, mas se modifica por si mesma.

Já a mutabilidade está relacionada à diacronia, que é a sucessão por tempos cronológicos, em outras palavras, o signo muda de acordo com o tempo, é importante ressaltar que, no eixo da diacronia, esse processo de mudança leva muito tempo.

Saussure (2006, p. 142-147) cita que o desenrolar das relações e diferenças pertencentes aos termos linguísticos se dão em duas esferas diferentes, sendo, respectivamente, no discurso e na memória.

Devido a forma de encadeamento do primeiro, duas palavras não podem ser ditas ao mesmo tempo, então cada elemento fará parte um após outro de uma cadeia de fala. Essas combinações são denominadas sintagmas, que tem como condição possuir dois ou mais elementos consecutivos. Dentro desse processo do sintagma, é importante ressaltar que um determinado termo só adquire valor para Saussure (2006, p. 142), devido a sua oposição àquele que o precede ou o segue, ou ainda em ambos os casos.

Já as palavras que se associam à memória, resultam de um processo no qual são formados grupos com relações muito diversificadas. Como consequência desse processo, a partir de um determinado gatilho relacionado a uma palavra exposta por um indivíduo, pode ser gerado uma infinidade de associações com outras palavras no âmbito do inconsciente (ver figura 1).

Figura 1 – Exemplo de termo, que a partir dele convergem outros termos cuja soma é indefinida



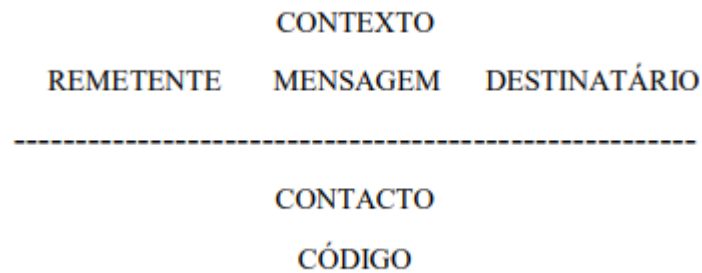
Fonte: Saussure (2006, p. 146).

2.3 O processo linguístico no campo da comunicação verbal

Depois de ser apresentando a concepção de signo e outras características da fala e linguagem, outro estudo que é necessário mencionar é o processo linguístico no campo da comunicação verbal, proposto por Jakobson (2007, p. 122-123).

Para o autor, o processo linguístico no campo da comunicação verbal se dá através do envio de uma mensagem por um remetente, que para ser eficaz necessita de um contexto que seja compreensível para o destinatário ao qual a mensagem está sendo enviada, de forma a ser sustentável de verbalização. Outro ponto, é que a mensagem seja um código total ou parcial comum entre as partes (remetente e destinatário) e deve existir um contato, canal físico e conexão psicológica entre eles, assim como é apresentado na figura 2.

Figura 2 – Esquema dos fatores envolvidos na comunicação verbal



Fonte: Jakobson (2007, p. 123).

2.4 Psicanálise

Segundo Quinet (2003, p. 22-25), a psicanálise surge em 1900 com a publicação do livro “interpretação dos sonhos” por Sigmund Freud, onde foi proposto que o sonho mesmo sendo algo figurado em imagens, é constituído de linguagem. A partir disso, surge outras obras publicadas por Freud que permitiram dar continuidade nas fundamentações da psicanálise em seus primórdios:

- Em 1905, Freud propõe uma obra que repercutiu muito na sua época e que até os tempos atuais gera bastante polêmica, sendo os “três ensaios da teoria da sexualidade”, onde realiza um ensaio sobre a sexualidade infantil, levando em conta que a criança tem uma sexualidade de forma perversa.
- Também nessa mesma época Freud publicou “os chistes e sua relação com o inconsciente”, onde será considerado posteriormente como uma das fundamentações para a concepção de inconsciente.
- Já em 1915, Freud publica a “metapsicologia” que procura unificar a teoria da pulsão e do inconsciente com seus jogos de linguagem.
- Em 1930, Freud procura verificar as repercussões da estrutura subjetiva na cultura, dessa forma é criada sua obra “o mal estar da civilização”.
- Já em 1937, Freud procura entender o que levava seus pacientes a não terminarem as análises, em virtude disso é publicado a obra “análise com fim ou sem fim”.

A partir da ideia de sujeito do significante e do conceito fundamental da repetição, Lacan retoma toda a teoria de Freud. Isso se torna evidente quando é observado a questão da repetição de cenas ou palavras que sempre são retornadas a um determinado sujeito, devido a serem representações inconscientes que procuraram se repetir sem parar (QUINET, 2003, p. 25-26).

Para Lacan (1998, p. 256-259) existe uma dupla referência para um indivíduo: a fala e a linguagem. Nessa dinâmica a linguagem é o campo ao qual o universo humano se inscreve e funciona, de forma a não existir algo a priori ou posteriori a ela - no caso, um universo pré-linguístico ou pós-linguístico. Enquanto, a fala é um instrumento individual, utilizada com o intuito de permitir a comunicação entre indivíduos.

Por a fala ser apenas um instrumento da linguagem, pode-se entender que através dela, dentro de uma dinâmica emissor-receptor proposta por Jakobson (2007, p. 122-123), é possível "ouvir o que ela não diz", ou seja, Lacan (1998, p. 296-298) propõe algo além do que se é ouvido, ou ainda, que a fala possui simbolismos que podem remeter a inúmeros significantes, um exemplo dado pelo autor é o seguinte conto:

Uma jovem, dizem-nos, espera seu amado a beira de um riacho, quando vê um brâmane dirigir seus passos para lá. Vai até ele e exclama, com o tom da mais amável acolhida: "Que dia! O cão que neste rio o assustava com seus latidos não estará mais por aqui, pois acaba de ser devorado por um leão que frequenta as redondezas ..." (LACAN, 1998, p. 296).

Dessa forma, o autor menciona que a ausência do leão pode gerar mais consequências do que caso ele estivesse presente. Essa concepção remete a ideia de que a fala é a forma da jovem se comunicar com o brâmane, já as possíveis interpretações desencadeadas pela fala estão em um outro plano, ao qual é chamado por Lacan (1998, p. 297-302) de linguagem.

Outro exemplo que pode ser mencionado é o exposto pelo autor Žižek (2010, p. 23-24) ao qual apresenta um cenário onde um sujeito faz uma proposta para seu confidente "Por favor, eu realmente o amo. Se ficarmos juntos nesta, serei totalmente dedicado a você! Mas cuidado! Se você me rejeitar, posso perder o controle e desgraçar a sua vida!". Essa proposta demonstra uma contradição, já que como alguém pode amar e estar devoto a felicidade do outro, mas à medida que se é contrariado está disposto a ferir o outro ao qual diz amar?

Ao pegar esse exemplo e realizar o seguinte questionamento: O primeiro sujeito realmente ama seu confidente? Pode-se levar em conta literalmente o que se é dito, então a resposta óbvia é que o primeiro sujeito realmente ama seu confidente, já que é extremamente direto e pontual ao dizer "eu realmente te amo", mas a partir do momento que é feita uma reflexão dos outros pontos presentes na sentença, pode gerar certas dúvidas sobre esse amor. Então, talvez o ponto para responder essa questão, seja tentar entender o que é amar.

A partir de toda essa reflexão, um ponto pode ser evidente dependendo da perspectiva analisada, apenas o que é visto na frase não é suficiente para responder tal questão de se

realmente o primeiro sujeito ama o segundo, dessa forma pode-se alegar que essa fala possui elementos ocultos, aos quais não podem ser vistos de maneira clara.

Em suma, Lacan (1998, p. 298-299 e 300-301) apresenta a ideia de que o significante não possuem um significado a priori. Dessa forma, o significado entrará no campo da linguagem, que também pode ser entendido como subjetividade. No entanto, é importante entender que a função da linguagem não é informar algo, mas evocar.

No seminário XIV, Lacan (2008, p. 23) apresenta a seguinte frase de Chomsky: "Ideais verdadeiramente fuliginosas adormecem com furor"¹. Ao demonstrar tal frase, Lacan (2008, p. 23-26) procura passar a ideia de que mesmo uma frase sendo bem estruturada, por si só não tem um sentido, já que esse depende da relação com o sujeito, assim como menciona o seguinte trecho:

Isso, precisamente, na fala de saber que elas todas se endereçam a esse significante da falta do sujeito, que se torna um certo significante primeiro desde que o sujeito articule seu discurso[...] (LACAN, 2008, p. 23).

Outro exemplo, é o poema "Poeta Comedor de Leão na Toca de Pedra" (HENGXING, 2018, p. 151-154, tradução nossa), desenvolvido pelo linguista e poeta sino-americano Yuen Ren Chao. Segundo Hengxing (2018), o poema foi desenvolvido com o objetivo de demonstrar a singularidade da língua chinesa, de forma a estabelecer a relação entre os sistemas oral e escrito. A partir disso, o poeta ilustra o fato da leitura visual e a realidade da língua serem existências autônomas entre si.

Devido o chinês ser uma língua tonal, apenas algumas mudanças tênues na pronúncia podem acarretar na mudança do significado. Em virtude disso, o poema "Poeta Comedor de Leão na Toca de Pedra", é um exemplo clássico de antanaclasia² em chinês.

Devido a estrutura do poema, ao ser pronunciado em voz alta, é difícil de ser compreendido. Na figura 3 é apresentando, respectivamente, a pronúncia, os caracteres em chineses e a tradução para o inglês. Através dessa figura, já é possível observar que mesmo com as mudanças de caracteres, a pronúncia se mantém muito semelhante, mudando apenas o tom em que são ditas.

É importante entender o papel da fala como instrumento da linguagem, pois cada sentença ao qual se é apresentada tem seu respectivo valor. Dessa forma, os significantes presentes em uma linguagem, adquirem valor a partir da sua relação com outros e através da fala que tais significantes são expostos abrindo a possibilidade de que dois ou mais sujeitos possam se entender, em geral a fala materializa de forma fictícia a relação.

¹ Do inglês, "*Colorless green ideas sleep furiously*"

² Figura de linguagem onde uma palavra ou frase é repetida dentro de um texto, mas a elas ganham um outro significado, ou seja, significa algo diferente cada vez que aparecem no texto

Figura 3 – Trecho do Poema "Poeta Comedor de Leão na Toca de Pedra"

(A) shí shì shī shì Shī shì,
 石 室 诗 士 施 氏,
 stone grotto poet Shi surname,

 shì shī, shì shí shí shī.
 嗜 狮, 誓 食 十 狮。
 addicted to lion, swear eat ten lion.
 'There once was a poet in a stone grotto whose surname was Shi. He
 was addicted to lions, and swore to eat ten lions.'

(B) shì shí shí shì shì shì shī.
 氏 时 时 适 市 视 狮。
 surname often go market see lion.
 'He often went to the market to see lions.'

Fonte: Adaptado de Hengxing (2018, p. 151).

2.5 Por que utilizar psicanálise lacaniana?

No meio acadêmico podem ser encontradas discussões que questionam a cientificidade da psicanálise. No entanto, este trabalho não tem o intuito de entrar na discussão se de fato é científica ou não, mas utilizar a psicanálise como uma forma de enxergar os limites computacionais encontrados por um outro ponto de vista.

Dessa maneira, propor uma reflexão na forma em que a computação esta sendo aplicada e se os resultados obtidos através da aplicação de diversos algoritmos, estão realmente de acordo com uma leitura de homem, ao qual seja permitido se sustentar principalmente na linguística, que tem um papel ímpar ao tratar do problema proposto por este trabalho.

3 MODELOS COMPUTACIONAIS E O DESAFIO DO ESQUEMA WINOGRAD

O capítulo em questão, tem como objetivo explorar de forma geral os métodos supervisionados e não supervisionados apresentando suas definições e exemplos a partir de estudos encontrados na literatura. No entanto, é importante ressaltar que não há uma preocupação em entrar em questões mais profundas sobre automatismo hierárquico, dessa forma questões como algoritmos que supervisionam outros algoritmos, não serão abordados de forma direta neste trabalho.

3.1 Métodos de Análise de Sentimentos

Com o avanço da tecnologia, a expansão do acesso a rede de internet, além do aumento no uso das redes sociais virtuais, muitas técnicas para análise de texto foram desenvolvidas com o intuito principal de identificar determinados padrões textuais subjetivos como sentimentos e emoções. Neste contexto, introduziu-se a análise de sentimentos através de fragmentos textuais.

Benevenuto, Ribeiro e Araujo (2015) citam que existem duas abordagens principais para análise de sentimentos, são elas, as técnicas supervisionadas, que exigem um treinamento prévio no modelo proposto, além de uma rotulação das palavras de acordo com suas características e as não supervisionadas, as quais fazem uso de dicionários léxicos para rotulação das palavras e atribuição de polaridades.

As finalidades para aplicação dos dados extraídos podem variar de acordo com a intenção e os objetivos de quem está aplicando essas técnicas.

3.1.1 Técnicas Supervisionadas

Técnicas supervisionadas para AS, são modelos computacionais baseados em aprendizado de máquina. Essas técnicas segundo Silva (2016, p. 34 -50), usam uma grande quantidade de dados previamente rotulados conforme a classe ou categoria de polaridade que refletem.

A aplicação dos algoritmos de aprendizado de máquina segundo Benevenuto, Ribeiro e Araujo (2015), podem ser sintetizados em apenas quatro etapas, são elas: a obtenção de uma base de dados com elementos previamente rotulados, definição das características desses dados, a definição de um modelo computacional e também o algoritmo de aprendizado que será usado e por último a aplicação desse modelo sob o conjunto de dados.

Mesmo existindo um certo “padrão” a ser seguido para a execução das técnicas supervisionadas, ainda assim, os pesquisadores encontram algumas dificuldades. Benevenuto, Araujo e Gonçalves (2013) citam duas delas, a subjetividade envolvida na análise de sentimentos e também, tendo em vista que algumas informações podem estar intimamente ligadas a ques-

tões específicas, a definição da polaridade correta para as sentenças torna-se algo não trivial, para alguém não inserido no contexto dessas informações.

3.1.2 Técnicas Não Supervisionadas

As técnicas não supervisionadas, são aquelas que empregam os dicionários léxicos na detecção dos sentimentos. Esses dicionários são feitos de maneira que cada palavra possui um valor quantitativo atribuído (polaridade) a ela, com o objetivo de representar um padrão de sentimento.

Boghe (2020) dividiu a aplicação das técnicas não supervisionadas em duas etapas: a primeira diz respeito a aplicação dos processos de tokenização e a lematização, já a segunda compreende os processos de extração das polaridades correspondentes e cálculo das mesmas para determinar qual a polaridade presente no texto como um todo. Ele também menciona que algumas abordagens léxicas executam uma terceira etapa, aplicando uma lista de regras que possibilita o algoritmo se adaptar de maneira adequada a cada situação.

Benevenuto, Ribeiro e Araujo (2015) apresentam alguns exemplos de dicionários léxicos utilizados nas técnicas não supervisionadas, sendo o LIWC, que possui um dicionário léxico com cerca de 4500 raízes de palavras e palavras, mapeadas em 80 categorias subdivididas em polaridades positivas, negativas e neutras; o ANEW, que fornece uma pontuação para 1034 palavras em inglês, sendo ranqueadas em termos de prazer (*pleasure*), excitação (*arousal*) e dominância (*dominance*); e o VADER que foi construído a partir de uma lista com palavras retiradas de outros dicionários como LIWC, ANEW e GI, sendo que nessa lista foram adicionadas construções léxicas, tais como emoticons, acrônimos e gírias.

3.1.3 Aplicações

Crescencio, Gonçalves e Todesco (2020) apresentam a aplicação de AS para verificar opiniões retiradas do site TripAdvisor sobre a atração Oktoberfest Blumenau, utilizando técnicas de aprendizado de máquina e mineração de dados, baseando-se no Processo de Descoberta de Conhecimento em Dados (KDD; do inglês *Knowledge Discovery in Data*).

Segundo os autores, o Processo de Descoberta de Conhecimento em Dados tem diversas fases que variam de acordo com a aplicação. Para o experimento em questão, os autores focaram em detalhar as seguintes fases: coleta dos dados, pré-processamento, classificação, interpretação e avaliação, sendo utilizada a linguagem de programação Python para desenvolver todo o processo.

Para realizar o experimento os autores optaram por utilizar o modelo probabilístico Multinomial Naïve Bayes¹ e para o modelo de representação vetorial de palavras, escolheram trabalhar com o Word2Vec².

Na fase de coleta, foi realizada a identificação e extração das opiniões das pessoas sobre o Oktoberfest Blumenau no site TripAdvisor, através de uma técnica chamada *web scraping*³.

Para os autores o problema ao lidar com AS de texto não estruturado é a quantidade de sinais, símbolos e caracteres que poluem os textos. Mediante a isso, foi necessário realizar um pré-processamento através da biblioteca NLTK (*Natural Language Toolkit*)⁴, de forma a dividir os textos em sentenças e armazená-los em uma lista. Posteriormente, foi realizada uma rotulagem manual das sentenças para verificar o desempenho da classificação do texto, onde uma coluna representa as sentenças e outra a rotulagem - dígito "1" para a classe dos positivos e o dígito "0" para a classe dos negativos.

Já na etapa de classificação, foi realizada a verificação do balanceamento das classes, sendo cerca de 565 revisões exclusivas sobre o Oktoberfest Blumenau em outubro de 2019, subdivididas em 2.222 sentenças e pré-classificadas em 1.957 positivas e 265 negativas.

Para balancear o número de positivas e negativas, foi implementado duas estratégias de reamostragem: A primeira, visava o descarte das amostras da classe majoritária (*under-sampling*), enquanto a segunda, adicionava mais elementos na classe minoritária (*over-sampling*).

Outro ponto da etapa de classificação realizada pelos autores, foi o desenvolvimento de uma partição aleatória dos conjuntos de treinamento e teste para serem utilizados nos classificadores.

Depois de mais um procedimento para criação dos dados de treinamento, o conjunto de dados ficou pronto para a aplicação do classificador Naive Bayes e o Word2Vec. Como resultado, os autores conseguiram chegar em acurácia e precisão superiores a 90% nos dois modelos.

Já os autores Nascimento, Osiek e Xexéo (2015) propuseram uma ferramenta para determinar a polaridade de textos oriundos do serviço de *microblogging* do Twitter, com a intenção de verificar a reação das pessoas em relação a notícias promovidas na mídia.

Para realizar esse projeto, os autores optaram pela utilização de modelos de linguagem ou N-grama⁵, por sua clareza e poder de processamento. Consequentemente, essa forma de

¹ Método de aprendizado probabilístico supervisionado que procura verificar a probabilidade de um elemento estar em uma determinada classe (CRESCENCIO; GONÇALVES; TODESCO, 2020).

² Método para representar uma distribuição de palavras em um dado espaço vetorial de dados de textos não estruturados. (CRESCENCIO; GONÇALVES; TODESCO, 2020).

³ Técnica automatizada para adentrar em um site e extrair informações (TAVARES; CUNHA, 2021)

⁴ Biblioteca para construção de programas em linguagem de programação Python com diversos recursos léxicos para trabalhar com dados de linguagem humana (NLTK PROJECT, 2022).

⁵ Modelo estatístico que determina a probabilidade de um conjunto de palavras aparecerem em uma determinada sequência (NASCIMENTO; OSIEK; XEXÉO, 2015).

modelo estatístico permite prever a probabilidade de um conjunto de palavras que aparecem em uma determinada sequência, ao ponto de que com o treinamento seja possível ensinar ao classificador quais sequências de palavras estão relacionadas a uma determinada classificação.

Os autores também selecionaram três classificadores distintos para realizar um comparativo de desempenho. O primeiro classificador é o Trigramma, que segue um modelo N-grama, sendo que ao analisar uma sequência de três palavras procura calcular a probabilidade dos textos serem positivos ou negativos.

Já o segundo, é o Hexagrama que semelhante ao primeiro, também calcula a probabilidade de cada texto ser positivo ou negativo, mas diferentemente do anterior analisa sequências de seis palavras.

Por fim, o terceiro é o *Naive Bayes*, um classificador baseado num modelo probabilístico, o teorema de Bayes, que também visa calcular a probabilidade do texto ser positivo ou negativo.

Foram coletadas notícias de *tweets* no período de agosto a outubro de 2011. Posteriormente os autores verificaram a relação entre ambos e constataram que as categorias que mais se destacavam eram policial, política e entretenimento.

Para realizar a classificação foi criada uma ferramenta capaz de verificar a polaridade da opinião de um texto a partir de um tweet. Como consequência, os autores chegaram a rodar a ferramenta para as três categorias (policial, política e entretenimento) que mais se destacaram.

Os resultados nas categorias política e policial foram bastante satisfatórios, alcançando acurácia superior a 72%, que segundo os autores é apresentado como sendo a margem relativa da capacidade humana para avaliar corretamente a subjetividade de um texto.

Já a categoria entretenimento não apresentou resultados interessantes, o que para os autores foi devido a diversidade nas variações de uma mesma palavra e também devido a escrita ser informal e portanto conter ruídos.

No trabalho de Britto e Pacifico (2019), é descrito todo o processo de construção de uma base de dados em português para realizar as aplicações em análise de sentimentos.

Inicialmente, os autores citam os procedimentos para a obtenção de uma base de dados através do *web corpus*⁶, que é dividido de duas formas: através de API (*Application Programming Interface*)⁷ ou pela aplicação de *web scrapping*.

No desenvolvimento do estudo proposto por Britto e Pacifico (2019), usaram uma API para captar os comentários dos usuários da loja de aplicativos da Apple.

Para realizar o pré-processamento os autores optaram por técnicas de limpeza e normalização dos comentários, seguidos pela execução de alguns processos da biblioteca NLTK para uniformizar os comentários:

- *Lower Case*;

⁶ Conjunto estático de diversos documentos baixados da Web (BRITTO; PACIFICO, 2019, p. 2).

⁷ Mecanismos que possibilitam dois componentes de software se comunicarem entre si, utilizando um grupo de regras e protocolos (AMAZON, 2022).

- Remoção de letras repetidas;
- Correção ortográfica;
- Remoção de *Hashtags* e *links*;
- Remoção de *Stopwords* (com exceção de palavras que podem representar mudança de polaridade: mas, sem e não.);
- Remoção das pontuações e números.

Com a classificação dos usuários, foi possível realizar a extração das polaridades dos sentimentos inclusos nos textos. Posteriormente, foi realizada a extração de características de maneira que as informações pudessem ser suportadas pelos algoritmos.

Para dar sequência no processo, os autores selecionaram sete algoritmos para aplicar na base de dados:

- Naive Bayes;
- Árvore de Decisão⁸;
- Floresta Aleatória⁹;
- Regressão Logística¹⁰;
- Máquinas de Vetores de Suporte¹¹;
- Redes Neurais Recorrentes¹²;
- LSTM (*Long Short-Term Memory*)¹³.

⁸ Método onde a função de aprendizagem é retratada pro meio de uma estrutura hierárquica (BRITTO; PACIFICO, 2019).

⁹ Método que realiza a combinação da previsão de diversas arvores de decisão (BRITTO; PACIFICO, 2019).

¹⁰ Modelo que a partir de um grupo de variáveis independentes prevê a probabilidade de possíveis saídas de uma variável dependente (BRITTO; PACIFICO, 2019).

¹¹ Métodos de classificação de aprendizado de maquina supervisionada que procuram construir hiperplanos com o intuito de separar da melhor forma possível as instancias de distintas classes (BRITTO; PACIFICO, 2019).

¹² Tipo de rede neural que utiliza suas conexões para armazenar informações sobre novas entradas, dessa forma a informação adquirida anteriormente é utilizada para gerar a saída atual (BRITTO; PACIFICO, 2019).

¹³ Uma forma de expansão das Redes Neurais Recorrentes, onde possui memória aumentada para permitir que a rede consiga lembrar de suas entradas por um maior período de tempo (BRITTO; PACIFICO, 2019).

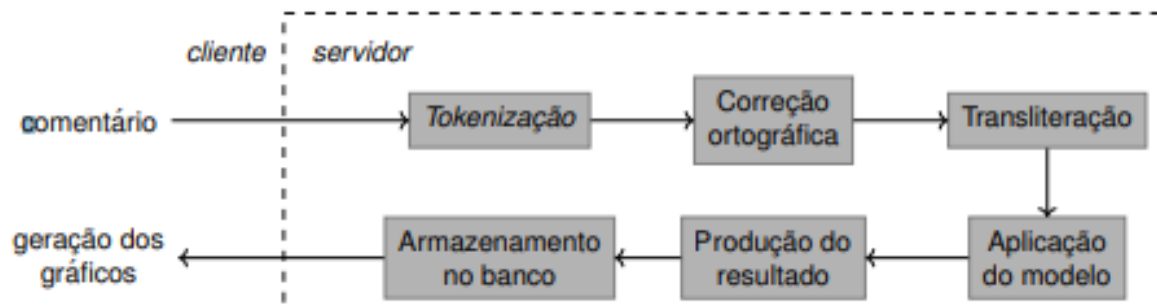
Como resultado, o LSTM demonstrou o melhor resultado com acurácia de 87%, seguida da regressão linear com 86%, as demais também obtiveram resultados promissores, sendo que a mais baixa foi a árvore de decisão com acurácia média de 79.8%

Preuss, Santos e Guedes (2018), apresentam uma proposta de estudo com a intenção de melhorar a comunicação e a interação entre alunos e professores, para isso foi usada a ferramenta VITA, a qual permite ao professor verificar o nível de satisfação individual de cada aluno.

Esta ferramenta foi arquitetada na estrutura cliente-servidor, onde um aluno (cliente) envia o texto com sua opinião a respeito de determinada aula, o servidor recebe a notificação, processa e armazena as informações no banco de dados. No momento em que o professor (cliente) solicitar ao servidor a avaliação de sua disciplina, o servidor vai remonta as informações salvas no banco e retorna ao cliente em formato JSON (*JavaScript Object Notation*).

Para efetuar a remontagem dos dados, o servidor executa uma série de processamentos, para efetuar a análise dos sentimentos, são elas: extração, limpeza, correção, aplicação do modelo sobre os dados coletados e a produção do resultado. O VITA realiza ainda tokenização, correção ortográfica, transliteração, núcleo da AS, produção e armazenamento na base de dados, conforme a figura 4.

Figura 4 – Etapas envolvidas no processamento dos comentários



Fonte: Preuss, Santos e Guedes (2018).

A tokenização identifica as palavras por meio de espaços em branco, tabulações, quebras de linhas, entre outros. Nesta etapa é produzido o BOW (*Bag-of-Words*), também conhecido como o conjunto de tokens com suas respectivas frequências de repetição.

A correção ortográfica remove possíveis erros de digitação. A transliteração transforma as formas abreviadas ("vc", "tbem", "blz") em palavras com grafia formal, padrão da língua portuguesa. Após estas etapas o BOW está pronto para a busca no léxico a ser utilizado.

Após a aplicação do modelo proposto têm-se um vetor com a contagem de palavras para a categoria do léxico utilizado. Neste estudo os autores usam para o cálculo de satisfação do aluno, uma filtragem das categorias de emoção positiva, negativa e sub categorias de emoções negativas, tais como: ansiedade, raiva e tristeza. O vetor produzido é armazenado em banco de dados para futura recuperação destas informações. Quando essa informação é solicitada o

vetor é remontado e a partir de seus dados são confeccionados os gráficos mostrados a quem efetuou a solicitação.

O modelo proposto usa uma versão adaptada chamada de LIWCan, em que é concebida a partir uma combinação entre os dicionários léxicos LIWC e ANEW. A maior diferença é que esta união de dicionários adiciona um peso aos verbetes do LIWC de acordo com a excitação e valência de uma palavra encontrada no ANEW, com essa definição o autor justifica a escolha do modelo adaptado. Para o primeiro experimento os autores recolheram 14 comentários textuais, que foram avaliados por 4 professores distintos, estes classificaram o nível de satisfação presente nos textos em uma escala de 0 a 10, esta avaliação foi denominada pelos autores de "nprof". Este experimento teve como finalidade medir a proximidade da avaliação do VITA com a avaliação feita pelos professores.

O grau de satisfação fornecido pelo VITA foi ajustado para a mesma escala usada pelos docentes (0 a 10), também chamada de "nvita". Por fim, foram calculadas as diferenças entre os dois tipos de avaliações usando a correlação de Pearson, que demonstra o nível de correlacionamento entre duas variáveis num intervalo de -1 a 1, onde 1 indica correlação perfeita, 0 indica que não há correlação e -1 uma perfeita correlação inversa. O resultado do experimento apontou uma correlação de 0.58, o que foi considerado promissor.

Para o segundo experimento, 65 alunos foram convidados, porém apenas 24 participaram efetivamente, o período de avaliação foi de 10 semanas e coletou-se 68 avaliações, obtendo uma média de 2 a 3 comentários por discente. Às avaliações davam notas de 0 a 5, a fim de estabelecer uma correlação entre a nota informada e o nível de satisfação detectado pela ferramenta.

Anteriormente à essa avaliação, foram estabelecidas regras para o que seria considerado um comentário válido, durante esse processo, 7 dos 68 comentários foram removidos e a amostra ficou com um total de 61 comentários válidos. A partir dos dados foi gerada uma matriz de confusão para comparar valores de satisfação trazidos pelo VITA e a nota trazida pelos alunos.

Foi também aplicada nessa matriz um processo de discretização, ou seja, se um valor tivesse uma casa decimal inferior a 0.5 este seria transformado em 3. A partir da matriz de confusão, foram encontradas as medidas de precisão e a abrangência.

Silva, Lima e Barros (2012), propuseram uma análise mais refinada, classificando a polaridade das opiniões sobre cada característica do objeto que estava sendo monitorado. O processo que foi executado classifica pares, uma vez que os adjetivos mudam de polaridade dependendo do substantivo que o acompanha.

Segundo os autores, em geral os trabalhos de AS assumem polaridades pré definidas para as palavras opinativas, com esta afirmação, justificam a escolha de trabalharem com pares(característica, palavra opinativa). Este trabalho foca em duas etapas centrais:

- A etapa de extração é a responsável por identificar pares válidos;

- A etapa da classificação do sentimento que atribui uma polaridade a cada par extraído, para tanto é usada a ferramenta SentiWordNet, sendo refinada pela NGD (*Normalized Google Distance*) com a finalidade de melhorar a precisão da classificação final.

O processo proposto por Silva, Lima e Barros (2012), foi feito como um protótipo, denominado de SAPair (*Sentimental Analysis using Pairs*) e implementado em Java.

O protótipo SAPair, realiza um processo de análise de sentimentos em pares formados por características e uma palavra que demonstra determinada opinião. Para cada par, a palavra opinativa diz respeito ao sentimento exprimido sobre uma determinada característica. Silva, Lima e Barros (2012) apresentam e detalham as etapas de extração e classificação de sentimento. As etapas de análise de subjetividade e visualização dos resultados, ainda não foram implementadas. Na etapa de extração, foram usados cerca de 500 e na de classificação de 5.500 comentários.

A etapa de extração, recebe as opiniões de usuários em um determinado domínio, e devolve uma lista com os pares. Esta etapa é subdividida em outras três sub etapas:

Pré-processamento: realiza operações de normalização sobre o conjunto de dados, formatando-os para seu posterior uso, nesta fase é usada a base de substituições para substituir abreviações, contrações e gírias pela forma canônica das palavras.

Extração de pares: recebe os dados normalizados e retorna a lista inicial de pares, onde às características correspondem a substantivos identificados nos dados de entrada. Os autores usaram o *Stanford POS Tagger* para a identificação das classes gramaticais das palavras em inglês. Essa identificação culmina em três passos: identificação das características frequentes, infrequentes e implícitas.

Filtro de Pares: seleciona a lista de pares inicial que possui relevância para o domínio proposto, para a medição da relevância, foi usado a medida NGD. Para cada opinião contida no conjunto de dados 1, foram manualmente identificadas as características (explícitas e implícitas) presentes, bem como as palavras opinativas relacionadas a cada uma destas características, resultando em 210 pares. A identificação manual de pares possibilitou a avaliação do desempenho do componente de extração. Esse componente foi avaliado com base em três métricas:

- Precisão (Pe): quantidade de pares corretamente extraídos em relação ao número total de pares;
- Cobertura (Ce): quantidade de pares corretamente extraídos em relação ao número total de pares considerados relevantes;
- *F-Measure* (FM): é a média harmônica entre os dois parâmetros Pe e Ce.

Para avaliar o desempenho do classificador, os autores compararam os resultados da classificação manual com a classificação automática, usando a matriz de confusão que foi calculada a partir de três classes (positivo, negativo e neutro) pelo SWN *SentiWordNet*.

Foram usadas também as métricas para classificação de textos denominadas aqui como: precisão(Pe), cobertura(Ce) e *F-Measure*(FM), e os resultados para cada métrica foram:

1. Classe 1:

- a) Precisão(Pc): 92%;
- b) Cobertura(Cc): 96% e
- c) *F-Measure*(FM): 94%.

2. Classe 2:

- a) Precisão(Pc): 88%;
- b) Cobertura(Cc): 71% e
- c) *F-Measure*(FM): 79%.

3. Classe 3:

- a) Precisão(Pc): 0%;
- b) Cobertura(Cc): 0% e
- c) *F-Measure*(FM): 0%, pois nenhum dos comentários foi rotulado como neutro.

Como último experimento, os autores compararam a precisão global do SAPair com outra proposta, reimplementando-a com o PMI-IR ¹⁴. Como resultado dessa comparação, os valores de precisão global foram: SWN = 77%, Turney = 88%, SAPair = 90%, desta forma os autores demonstraram que o SAPair teve uma alta taxa de precisão em relação aos demais métodos analisados.

Afonso e Duque (2019), em seu estudo executam três experimentos com algoritmos de AS, em uma base de dados composta por comentários textuais em português brasileiro extraídos de vídeos do YouTube. Para tanto, se utilizam do pacote de mineração de dados denominado WEKA, que segundo os autores trata-se um classificador baseado em aprendizagem de máquina.

Durante a pesquisa, os autores buscaram verificar o grau de acertos de um classificador automático, treinado com comentários positivos, negativos e neutros, para investigar se a máquina conseguiria deduzir os comentários restantes. Para os experimentos do trabalho, os autores utilizaram um *corpus* textual, extraído do Youtube, composto por 918 comentários em um vídeo a respeito do filme "Batman vs. Superman: a origem da justiça". Essa amostra correspondia, na época, a 15.2% do total de postagens no vídeo.

¹⁴ (*Pointwise Mutual Information and Information Retrieval*) medida que quantifica o quão duas palavras estão relacionadas em um dado contexto (domínio).(SILVA; LIMA; BARROS, 2012)

Para cada postagem do *corpus* proposto, é anotada a positividade, negatividade ou neutralidade, seguindo os critérios descritos em Afonso (2017) por apenas um anotador humano. Para cada postagem, são identificados os referentes que são às entidades sobre quem ou o que se escreve, neste caso, o filme, os personagens, a trilha sonora, entre outros. As noções de referente e referência, suas relações discursivas, regras e a associação com a polaridade consideradas, também foram implementadas. Após a etapa de coleta dos dados é feito um processo de limpeza, deixando somente caracteres alfanuméricos. Conforme percebido e relatado pelos autores, essa “limpeza”, acaba alterando a opinião original expressa nas sentenças, pois as expressões que poderiam demonstrar polaridades positivas ou negativas, correm o risco de serem alteradas no processo. O ideal, segundo eles, seria uma normalização. Foram realizados três experimentos para fins de estudo:

- O primeiro usa três classes de polaridades: positiva (p), negativa (n) e neutra (u);
- O segundo experimento trabalha com duas classes: negativas (ne) e não negativas (nn), ou seja, às postagens do *corpus* consideradas neutras, foram associadas às consideradas positivas para formar a classe nn.
- O terceiro utiliza também das duas classes, ne e nn, mas também são selecionadas ainda somente postagens que detêm uma entidade específica.

O *corpus*, foi dividido em três partes denominadas de corpora. Cada corpora foi pensando levando em consideração as informações necessárias para cada experimento citado e foram salvos em arquivos do tipo (.arff). Cada arquivo (.arff) do experimento foi importado para o WEKA, onde foi convertido para um vetor de palavras.

Nesta etapa também é usada uma lista de *stopwords*, onde são retiradas do *corpus* pronomes, preposições, artigos entre outros, que são reconhecidos como palavras sem peso semântico para a análise. Nessa limpeza, todas as palavras são colocadas em letras minúsculas.

Na figura 5, os autores mostram qual é o resultado da matriz de dados que será classificado pelo WEKA, após a filtragem e pesagem das palavras.

- Para o primeiro experimento utilizou-se três classes de polaridade para as mensagens sendo que, 407 foram rotuladas como positivas (p), 380 como negativas (n) e 131 como neutras (u). Todas as postagens do *corpus* foram consideradas, o que somou 918 comentários. A taxa de acurácia alcançada foi de 64,4% e a Medida-F Média em 0,629.
- O experimento dois usou duas classes para testes, sendo 538 mensagens negativas (ne) e 380 não negativas (nn). A taxa de Acurácia alcançada foi de 73,9% e a Medida-F Média em 0,736.

Figura 5 – Relação de postagens (cada linha numerada), sua anotação de polaridade manual (segunda coluna) e pesos tf.idf de cada palavra do corpus (valores numéricos)

The screenshot shows a window titled 'Viewer' displaying a table with the following columns: 'No.', 'class', and 17 words (achar, achei, acho, adorei, agora, ai, ainda, algumas, alguns, alguém, amei, ano, antes, apenas, apocalipse, aqui). The rows represent individual posts, numbered 1 to 29. The 'class' column contains manual polarity annotations like 'nn' (non-negative) or 'ne' (negative). The subsequent columns contain numerical tf-idf weights for each word in each post. For example, in row 1, 'achar' has a weight of 2.81... and 'achar' has a weight of 0.0. In row 16, 'apocalipse' has a weight of 2.89953173... and 'achar' has a weight of 0.0.

No.	class	achar	achei	acho	adorei	agora	ai	ainda	algumas	alguns	alguém	amei	ano	antes	apenas	apocalipse	aqui
1	nn	0.0	2.81...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
4	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
5	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
6	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
7	nn	0.0	1.64...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
8	nn	0.0	0.0	2.20...	0.0	0.0	0.0	2.76...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
9	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
10	nn	0.0	1.64...	2.20...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
11	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
12	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.132...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
13	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
14	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
15	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
16	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.76...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.89953173...	0.0
17	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
18	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
19	nn	0.0	0.0	0.0	2.851...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
20	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.37998...	0.0	0.0
21	nn	0.0	0.0	2.20...	2.851...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
22	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
23	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
24	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
25	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
26	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
27	nn	0.0	1.64...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.287...	0.0	2.89953173...	0.0
28	nn	0.0	1.64...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
29	nn	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Fonte: Afonso e Duque (2019).

- Finalmente o terceiro experimento com duas classes de polaridade: sendo 335 mensagens não negativas (nn) e 172 negativas (ne), o que soma 507 comentários. Obteve-se a Acurácia em 81,04% e Medida-F Média em 0,806.

Os autores ressaltaram ainda que o resultado apresentado pelos experimentos 2 e 3 foram animadores levando em conta as métricas usadas.

3.2 Desafio do Esquema Winograd

Ao propor o Desafio do Esquema Winograd os autores procuram a concepção de que qualquer coisa que responda com uma alta probabilidade de acerto as questões apresentadas no desafio, demonstra engajar-se em um processo de inferência. No entanto, é importante ressaltar que é deixado de lado debates mais filosóficos sobre se de fato aquele que está realizando o desafio realmente está ou não pensando ou se é inteligente.

Inicialmente, o Desafio do Esquema Winograd utilizou a língua inglesa como base, no entanto existem adaptações para outras línguas. Um exemplo é uma adaptação para a língua portuguesa proposta pelos autores Melo, Imaizumi e Cozman (2019).

Em suma, este capítulo busca explorar o funcionamento e métodos aplicados para tentar resolver o Desafio do Esquema Winograd.

3.2.1 O Teste de Turing

Turing (1950) propôs um teste com o intuito de verificar se uma máquina é capaz de realizar um processo de inferência lógica. O teste foi baseado no "Jogo das Imitações", o qual possui três tipos de jogadores: um homem (A), uma mulher (B) e um interrogador (C).

O interrogador fica em uma sala separada dos demais, tendo como objetivo determinar qual dos outros dois é o homem e qual é a mulher. Enquanto, o objetivo de A no jogo é tentar fazer com que C de o veredito errado, o propósito do terceiro jogador (B) é ajudar o interrogador.

Utilizando como base o "Jogo das Imitações", Turing (1950) realiza uma pequena alteração: o jogador A é substituído por uma máquina. Dessa forma, o interrogador(C) precisa determinar quem é a máquina e quem é o ser humano.

No entanto, para os autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) o Teste de Turing possui aspectos preocupantes, já que abre uma brecha para que a máquina possa enganar os interrogadores, em vez de demonstrar um comportamento pensante de fato, sem a necessidade de dissimular uma característica ao qual não possui.

Outro aspecto preocupante citado pelos autores Turing (1950) é o Teste de Turing ser uma conversação, já que esse tipo de abordagem pode ser passível para possíveis enganos ou trapças, devido a forma com uma conversa pode ser facilmente adaptável e abrangente (genérica). Um exemplo mencionado é o caso ELIZA, um programa que através de táticas simples - jogos de palavras, trocadilhos, piadas, citações, etc. - enganava pessoas para que acreditassem que estavam dialogando com um psiquiatra.

3.2.2 O processo de inferência

O Desafio do Esquema Winograd não está interessado em determinar se o testante está ou não pensando, ou mesmo se é provido de inteligência de fato, mas em conseguir identificar uma referência de objeto concreto que indique um processo de inferência. A partir dessa concepção podem surgir alguns apontamentos críticos, como a ideia de que o objeto testado pode estar sujeito a possibilidade de realizar táticas de dissimulação para passar no teste, assim como é mencionada na crítica feita ao Teste de Turing, através do teste da Sala Chinesa (LEVESQUE; DAVIS; MORGENSTERN, 2012) e melhor debatido por Levesque (2009).

Outro ponto de crítica, é a própria forma de atribuir inferência, pensamento, ou mesmo inteligência a um determinado objeto. Castelfranchi (2013) cita que a inteligência é socialmente conferida com o intuito principal de realizar uma interação social. No entanto, para algo ser apontado como detentor de um comportamento inteligente por um indivíduo, é levado em consideração o próprio estado mental e aprendizado desse mesmo sujeito, assim como as características do objeto que está sendo levado em consideração. Portanto, o mesmo objeto pode ser considerado inteligente ou não, dependendo do sujeito.

No entanto, é importante entender que há uma necessidade de concretizar o processo de inferência para que se torne viável que uma máquina participe do desafio. Assim como Turing (1950), o Desafio do Esquema Winograd tem a premissa de apresentar uma proposição empírica, para isso os autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) procuraram identificar uma referência de objeto concreto, dessa forma questões mais filosóficas - o que é pensar? ou ainda, o que é inteligência? - foram deixadas de lado em prol de uma abordagem que permitisse uma aplicabilidade computacional.

3.2.3 A base do Desafio do Esquema Winograd

O Desafio do Esquema Winograd proposto por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) pode ser visto como um aperfeiçoamento do Teste de Turing, mas é importante entender qual foi a base utilizada pelos autores para elaborar tal proposta.

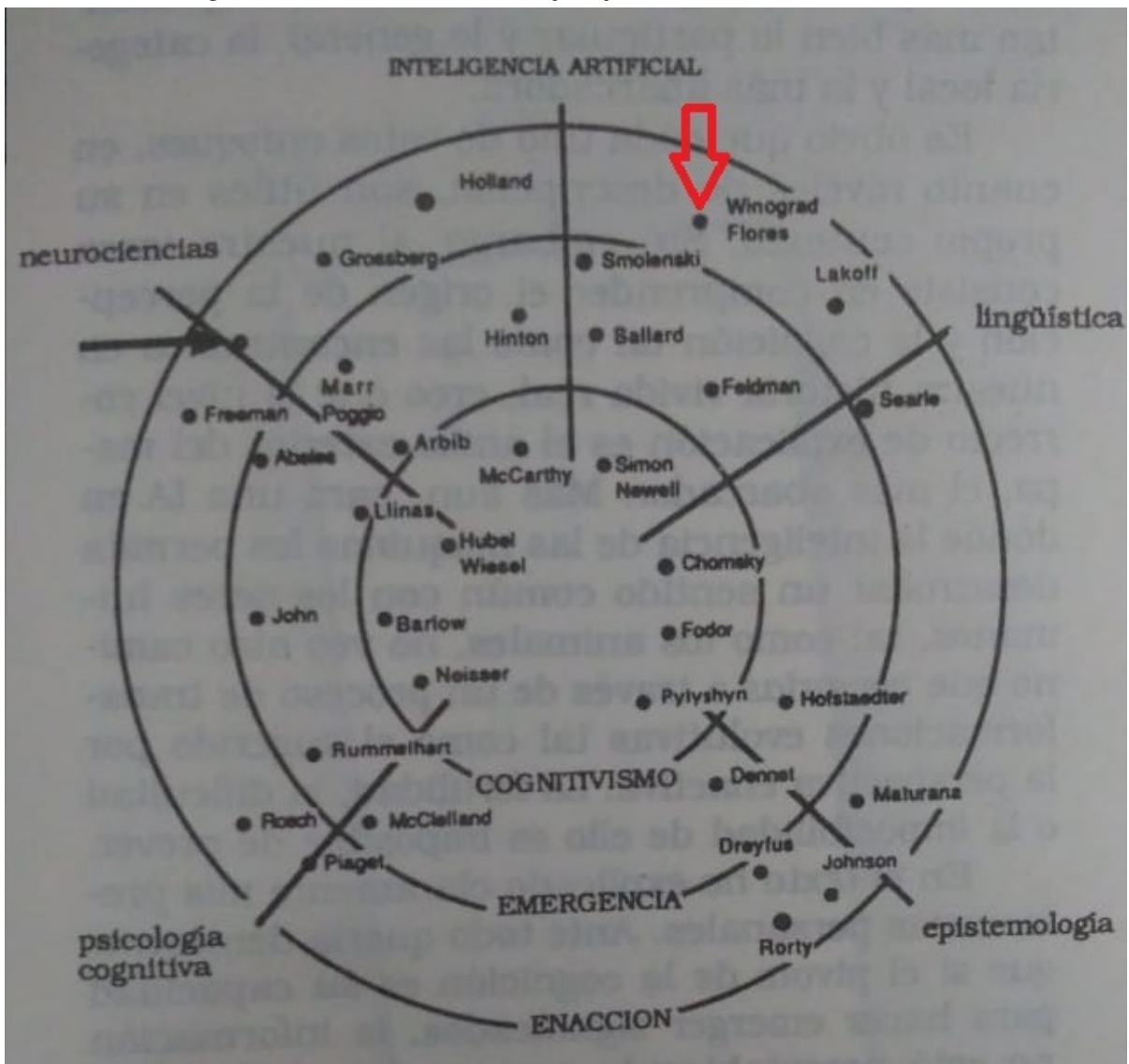
Para entender essa questão é importante observar a motivação de Levesque, Davis e Morgenstern (2012) ao nomear o teste como Winograd. Segundo o próprio autor, essa nomeação foi inspirada no autor Terry Winograd, já que foi quem levantou a ideia de que é necessário ter um conhecimento prévio, a qual não seja expressado apenas nas palavras contidas em uma frase para poder interpretar o que de fato está ocorrendo na nela.

Stefik (1987) em sua análise do livro *Understanding Computers and Cognition A New Foundation for Design* dos autores T. Winograd e F. Flores, apresenta que os autores criticam a teoria racionalista da linguagem, dando ênfase de que os computadores não entendem de linguagem.

Segundo Stefik (1987) para argumentar sobre essa questão, os autores T. Winograd e F. Flores dão exemplos de sentenças ambíguas que podem ter diferentes significados, contextos ou que mudam de significado ao se relacionarem com outras sentenças e as ineficiências da interpretação desses pela máquina.

Para ficar mais claro qual o posicionamento dos autores T. Winograd e F. Flores, segue o demonstrativo de onde eles se situam no mapa polar da CTC (Ciência e Tecnologia da Cognição), apresentando por Varela (2005, p. 119).

Figura 6 – Mapa Polar da CTC (Ciência e Tecnologia da Cognição), com o paradigma cognitivista no centro, as novas abordagens na periferia, e o campo intermediário da ideias conexi-onistas entre ambos. A flecha em vermelho é onde está situado a posição dos autores T.Winograd e F. Flores dentro dessa perspectiva.



Fonte: Adaptado de Varela (2005, p. 119).

3.2.4 Como funciona o Desafio do Esquema Winograd?

O objetivo do Desafio do Esquema Winograd é determinar uma referência de objeto concreto que indique um processo de inferência. Para realizar esse objetivo o Desafio do Esquema Winograd propõe um conjunto de frases e perguntas, ao qual qualquer pessoa com senso comum conseguiria responder corretamente.

Os autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) demonstram certas características para as frases e perguntas utilizadas no desafio¹⁵:

1. As frases precisam possuir duas partes: podem ser dois objetos, duas pessoas do mesmo gênero, entre outros;
2. A frase precisa possuir um pronome obrigatoriamente fazendo referência a umas das partes, e deve ser a do tipo certo para ambas as partes;
3. A questão procura determinar quem é o referente do pronome;
4. Há uma "palavra especial", que deve aparecer na frase e possivelmente na pergunta, sendo que quando substituída por outra "palavra alternativa", a frase mantém o sentido sem a necessidade de alterações.

Segue um exemplo de frase presente no Desafio do Esquema Winograd, adaptado para língua portuguesa, proposto pelos autores Melo, Imaizumi e Cozman (2019):

- Frase: "A medalha não cabe na maleta porque ela é muito grande."
- Pergunta: "Quem é muito grande?"
- Opções:
 - A) Medalha
 - B) Maleta

Realizando uma análise do exemplo é possível observar:

¹⁵ Características adaptadas do inglês para melhor compreensão, sendo originalmente: **1)** *Two parties are mentioned in a sentence by noun phrases. They can be two males, two females, two inanimate objects or two groups of people or objects;* **2)** *A pronoun or possessive adjective is used in the sentence in reference to one of the parties, but is also of the right sort for the second party. In the case of males, it is "he/him/his"; for females, it is "she/her/her" for inanimate object it is "it/it/its," and for groups it is "they/them/their";* **3)** *The question involves determining the referent of the pronoun or possessive adjective. Answer 0 is always the first party mentioned in the sentence (but repeated from the sentence for clarity), and Answer 1 is the second party;* **4)** *There is a word (called the special word) that appears in the sentence and possibly the question. When it is replaced by another word (called the alternate word), everything still makes perfect sense, but the answer changes* (LEVESQUE; DAVIS; MORGENSTERN, 2012, p. 554)

1. Duas partes: medalha e maleta
2. Pronome: ela
3. Referente do pronome: Quem é muito grande? A medalha ou a maleta?
4. Palavra especial: "grande", pode ser facilmente substituída por "pequena".

Dessa forma é possível observar que o Desafio do Esquema Winograd procura apresentar frases que podem gerar uma certa ambiguidade, o que não seria problema para uma pessoa com conhecimento comum responder corretamente a questão realizada, mas que para uma máquina livre da capacidade de entender contexto e outras questões relacionadas ao processo de inferência, possa ser um problema.

Outro ponto, é que as frases e perguntas buscam ser objetivas para não dar margem para possíveis trapaças, esquemas ou enganações assim como apresentado pelos autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) ao mencionar o Teste de Turing.

Em suma, o Desafio do Esquema Winograd atesta que aqueles que se submetam ao desafio e que respondam com mais de 90% de exatidão as questões apresentadas, não podendo saber previamente quais frases/perguntas serão apresentadas no desafio, apresentam características concretas de um processo de inferência.

É importante salientar que os autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012) deixam claro que não são contra a utilização de apenas modelos probabilísticos para resolver o Desafio do Esquema Winograd, mas é um caminho que foge do espírito do teste. Para eles a ideia central é construir um sistema que abranja diversos outros domínios - raciocínio físico, emoções, construções sociais etc. - além do probabilístico, para conseguir resolver o Desafio do Esquema Winograd.

3.2.5 Conjuntos de dados

Usando como base o trabalho proposto por Levesque, Davis e Morgenstern (2012), foram propostos vários conjuntos de dados para o Desafio do Esquema Winograd, assim como demonstram os autores Kocijan *et al.* (2022):

- Conjunto de dados inicial para o Desafio do Esquema Winograd: o esquema inicial foi publicado na *web* contando com com 150 esquemas ou 285 frases individuais e pelo menos até o ano de 2021 muitas outras bases de esquemas tem sido amplamente elaboradas.
- Conjunto de dados definido por pronomes: com 1322 exemplos de treinamentos, esse conjunto de dados também possui cerca de 564 exemplos para teste, sendo realizados todos de forma manual. Posteriormente, foi lançada uma extensão para esse conjunto de dados, chamada de WinoCoref, onde se acrescentou cerca de 746 menções.

- Conjunto de dados para problemas de desambiguação de pronomes: por ter sido desenvolvida seguindo as diretrizes originais propostas pelos autores Levesque, Davis e Morgenstern (2012), essa base teve como objetivo auxiliar em outros esquemas de Winograd, sendo composta por cerca de 122 problemas de desambiguação de pronomes, baseando-se em jornais, revistas e literaturas populares.
- Conjunto de dados Winograd para Linguagem Natural: conjunto de dados constituído com cerca de 634 exemplos de treinamento, 70 de validação e 145 de teste. No entanto, vale ressaltar que nem todos os exemplos deste conjunto de dados possuem uma palavra "especial".

O WNLI (*Winograd Natural Language Inference*), pode ser entendido como uma forma de variação de vinculação textual do Desafio de Esquema Winograd, tendo como principal objetivo determinar se uma dada hipótese segue a sua premissa. Segue um exemplo apresentado por Kocijan *et al.* (2022), adaptado para a língua portuguesa:

- Premissa: Os vereadores recusaram a autorização dos manifestantes porque temiam a violência.
- Hipótese: Os manifestantes temiam a violência.
- Resposta: verdadeiro/falso

- WinoGender: desenvolvido para mensurar o viés de gênero dos sistemas de resolução de pronomes. Dessa forma, possui em torno de 120 modelos de frases escritas de forma manual e um total de 720 conjuntos de modelos e pronomes para os esquemas de Winograd.
- WinoBias: também desenvolvida com o intuito de identificar o viés de gênero nos modelos de resolução por pronomes, conta com uma base de 3160 sentenças. Dessa maneira, cada sentença dela possui dois candidatos selecionados de uma lista de ocupações com proporção de gênero desequilibrada.
- WinoGrande: todo seu conteúdo foi desenvolvido de forma inteiramente manual ou utilizando regras bem definidas com o intuito de instanciar modelos. Ela é consistida de centenas e/ou poucos milhares de sentenças, tendo aproximadamente 44k problemas para resolução e conferência, além de métodos para filtrar e remover possíveis tendências dessas sentenças.

Filtrar e remover possíveis tendências é uma dos grandes trunfos dessa base, já que ao formular certos problemas torna-se difícil aos humanos, escreverem, sem que acidentalmente seja inserido uma determinada tendência.

Outro ponto importante é que segundo Kocijan *et al.* (2022) já estavam sendo desenvolvidos sistemas com a capacidade de resolver o Desafio do Esquema Winograd com

um desempenho próximo ao humano. Dessa forma, essa base permitiu lançar novos desafios para esses sistemas.

- WinoFlexi: esse conjunto de dados foi construído por meio de colaboração coletiva, sendo que em revisão manual, Kocijan *et al.* (2022) descobriram que dentre os 165 exemplos, existiam 84 esquemas válidos.

A principal diferença entre o WinoFlexi e o Winogrande, é que para a WinoFlexi os colaboradores puderam selecionar um tópico de sua preferência, ou seja, não foram apresentados a nenhum tópico específico e eram livres para pegá-los por conta própria.

- Wininventor: essa base se utilizou de certas técnicas codificadas à mão para coletar diversas frases da Wikipédia com um pronome e dois referentes potenciais para formular perguntas com base na resolução desse pronome.
- WinoWhy e WinoLogic: essa base tem como objetivo central determinar se certos sistemas conseguem responder corretamente aos esquemas de Winograd e igualmente capazes de identificar as explicações corretas para a sua escolha. Enquanto, conjunto WinoWhy, foi construído através da colaboração coletiva, o conjunto WinoLogic foi construído de forma manual.

3.2.6 Métodos de aplicação do Desafio de Esquema Winograd

Para Kocijan *et al.* (2022), no mínimo três abordagens são usados para tentar resolver o Desafio do Esquema Winograd:

1. Esse método extrai as informações baseando-se em suas semânticas. Dessa maneira, para adicionar o conhecimento de senso comum é utilizados algumas técnicas que consistem na utilização de regras escritas usando certas bases, pesquisas na web ou simultaneidades de palavras.

Já com as informações coletadas, essas passam a ser utilizadas para as tomadas de decisões, porém é importante ressaltar que nesse processo é utilizado regras baseadas em sistemas, vários tipos de lógicas ou até mesmos algoritmos de otimização discreta.

2. Já o segundo método procura utilizar abordagens neurais, procurando incorporar informações básicas através de um pré-treinamento com dados não estruturados. Segundo o Kocijan *et al.* (2022), esse método carece de raciocínio, "Achamos que este grupo de abordagens carece de capacidades de raciocínio, como similaridade semântica ou contexto local"(KOCIJAN *et al.*, 2022, p.23, tradução nossa).

3. A terceira abordagem foca na utilização de modelos de linguagem pré-treinados em ampla escala, tendo como exemplo as redes neurais profundas. Tais redes recebem grandes quantidades de textos para realizar o aprendizado, sendo que algumas delas são adaptadas para os conjuntos de dados referentes ao Desafio do Esquema Winograd com o intuito de maximizar o desempenho. Dessa forma, Kocijan *et al.* (2022) mencionam que esse método tem um melhor desempenho que os dois anteriores.

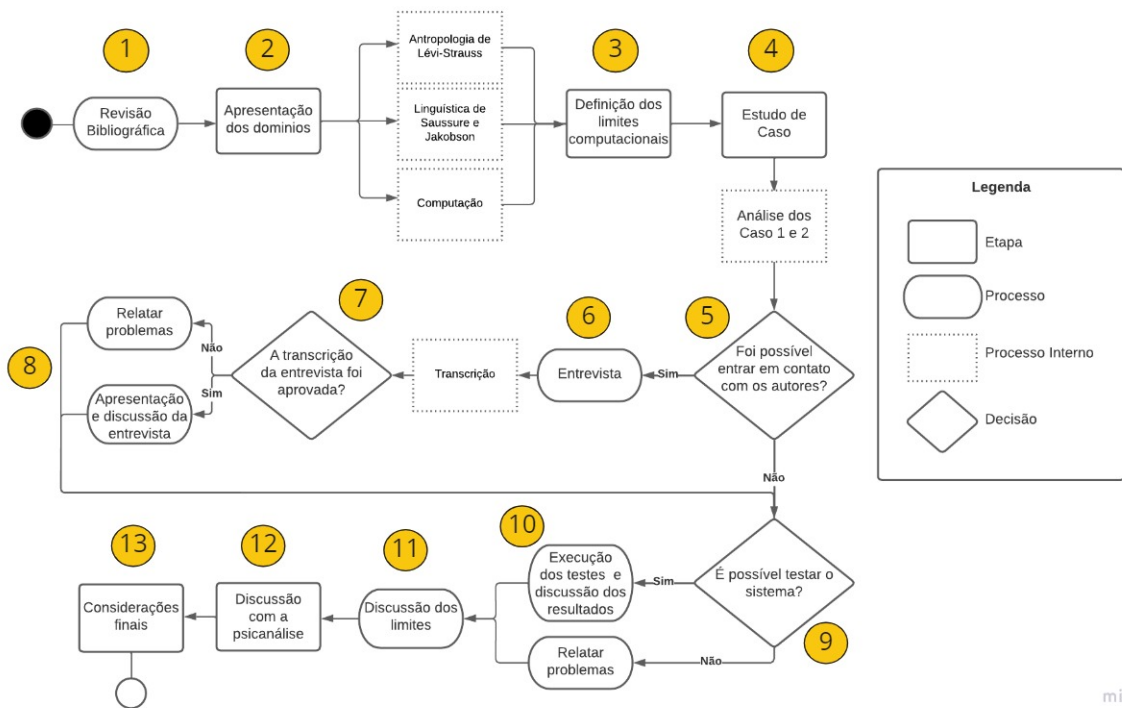
4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo é apresentada a metodologia que será utilizada para realização deste trabalho, bem como, pretende-se explorar a resolução dos objetivos expostos na seção 1.2.2.

4.1 Metodologia

Este trabalho consiste em cinco etapas, respectivamente: apresentação dos domínios, análise e identificação de pelo menos quatro limites computacionais, dois estudos de caso, uma discussão com a psicanálise e as considerações finais (Ver Figura 7)

Figura 7 – Metodologia do estudo



Fonte: Autoria própria (2022).

1. Se refere ao processo de estudar bases teóricas mais gerais relacionadas aos domínios tratados neste trabalho: computação, psicanálise, antropologia e linguagem.
2. Com o intuito de compreender melhor a psicanálise lacaniana é utilizado como base a mesma metodologia apontada pelos autores Caselli e Lang (2015), na qual é explorado alguns conceitos de teóricos estruturalistas. Dessa forma, esta etapa se relaciona com uma breve exploração da questão do campo simbólico de Lévi-Strauss, alguns aspectos da linguística de Saussure, o processo linguístico no campo da comunicação verbal de Jakobson e a motivação em dialogar com a psicanálise lacaniana.

Já na parte final dessa etapa, está relacionado com a apresentação de aplicações de algoritmos de AS e o Desafio do Esquema Winograd proposto por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) e seus respectivos conjuntos de dados e aplicações na tentativa de resolvê-lo ao longo do tempo.

3. Esta etapa trata-se da apresentação de pelo menos quatro limites computacionais encontrados ao explorar as aplicações de AS e as literaturas pertinentes ao Desafio do Esquema Winograd apresentados na etapa 1.
4. Já essa etapa refere-se a apresentação de dois estudos de caso: Esquema Winograd em português de Melo (2020) e Detecção de comportamento depressivo com base em evidências textuais de Neves (2019).
5. Esta decisão é referente a possibilidade de entrar em contato com os autores, Melo (2020) e Neves (2019), dos trabalhos utilizados no estudo de caso.
6. Caso seja possível entrar em contato com os autores, será realizado uma entrevista semi-estruturada em parte baseada na metodologia apresentada por Fraser e Gondim (2004), de forma a permitir realizar a transcrição dos momentos mais relevantes da entrevista.

Para Fraser e Gondim (2004), em geral existem duas modalidades gerais de entrevistas, são elas: a face a face e a mediada. A primeira se refere àquela em que entrevistador e entrevistado se sentam frente a frente e está sujeita a influências verbais, não-verbais e as decorrentes da visualização das reações faciais dos interlocutores, já a segunda, inclui entrevistas por telefone, por computador e por questionários, que também estão sujeitas a essas influências, porém de uma maneira diferenciada, principalmente, por não nos permitir visualizar as reações faciais dos interlocutores.

Em relação a estruturação dessas entrevistas, Fraser e Gondim (2004) cita três tipos principais, são eles:

- Estruturadas: modalidade de entrevista muito utilizada em pesquisas qualitativas e experimentais, existe a preocupação com um roteiro que se ajuste às hipóteses previamente definidas e também uma padronização nas perguntas e limitação nas respostas, a fim de simplificar o planejamento experimental e também o tratamento estatístico dos dados, o que nas palavras das autoras, oferece pouco espaço para fala espontânea do entrevistado.
- Semi-estruturadas: essa modalidade é mais usada em pesquisas qualitativas, onde o tema é mais amplo, pode ser desenvolvido no próprio processo da entrevista ou seja, à medida que o entrevistado vai exprimindo suas opiniões e seus significados, novas perspectivas sobre o assunto vão surgindo e o

entrevistador pode redirecionar seu roteiro a fim de adquirir informações que o permitam ampliar seu conhecimento sob o tema.

- Não-estruturadas: essa última, considera-se uma modalidade de entrevista aberta e dirigida inteiramente pelo próprio entrevistado, o que pode se tornar uma questão difícil de ser realizada numa pesquisa científica, em decorrência de que, uma investigação dessas, mesmo que não tenha sido definida uma hipótese que pode ser colocada à prova, é inteiramente dirigida a problema de pesquisa intrínseco, diretamente escolhido pelo pesquisador, o que impõe primeiramente, um certo limite à liberdade da fala do entrevistado.

7. Após a transcrição da entrevista, ela estará sujeita a aprovação por parte dos participantes para posteriormente ser utilizada no trabalho em questão.
8. Independente do motivo, caso não seja aprovado a entrevista será relatado brevemente os problemas encontrados. Do contrário, será realizado a apresentação da transcrição da entrevista e uma discussão sobre.
9. Esta decisão diz respeito a possibilidade de testar os sistemas propostos pelos autores Melo (2020) e Neves (2019).
10. Caso seja possível acessar e realizar os testes dos sistemas propostos por Melo (2020) e Neves (2019), será realizado a discussão dos resultados e o comparativo com os resultados originais dos autores. Do contrário, serão apresentadas as limitações que impediram a realização dos testes ou acesso aos sistemas.
11. Este processo diz respeito a discussão dos trabalhos de Melo (2020) e Neves (2019) com os quatro limites pré-estabelecidos.
12. Está relacionado com o diálogo com a psicanálise lacaniana em paralelo com o que foi discutido até o momento.
13. Refere-se a apresentação das considerações finais sobre os resultados obtidos e possíveis trabalhos futuros.

5 OS LIMITES COMPUTACIONAIS E DE SUBJETIVIDADE

O presente capítulo tem como objetivo explorar a ideia dos múltiplos domínios apresentada por Levesque, Davis e Morgenstern (2012), uma discussão acerca dos algoritmos que resolveram o Desafio do Esquema Winograd demonstrado pelos autores Kocijan *et al.* (2022), explorar e definir quatro limites encontrados para posteriormente realizar uma discussão com os estudos de caso no capítulo 6 e utilizar de aporte para estabelecer um diálogo com a psicanálise no capítulo 7.

5.1 Os Domínios

O Desafio do Esquema Winograd foca principalmente em sistemas que tenham um certo domínio de senso comum para resolvê-lo, portanto é possível concluir que não necessariamente um sistema que tenha a capacidade de integrar outros domínios além do senso comum irá interferir nos resultados, já que o Desafio do Esquema Winograd não busca entender o significado das palavras em si, mas uma relação concreta entre os pronomes e os sujeitos contidos na frase (KOCIJAN *et al.*, 2022).

No entanto, quando Levesque, Davis e Morgenstern (2012) apresentam a ideia de construir um sistema que abranja diversos outros domínios - raciocínio físico, emoções, construções sociais etc. - com o intuito de resolver o Desafio do Esquema Winograd, indica que a intenção dos autores vai muito além do que simplesmente um sistema para resolvê-lo, mas uma forma de abordar diversos limites que atingem as técnicas supervisionadas, sendo que tais limites também podem se estender para técnicas não-supervisionadas, já que essas também tem que lidar com questões de contexto, domínio, tratamentos etc.

5.2 O Desafio do Esquema Winograd Superado

Segundo Kocijan *et al.* (2022), o Desafio do Esquema Winograd foi amplamente superado, já que foram apresentados diversos sistemas que conseguiram resolvê-lo com uma precisão considerável. No entanto, resolver o Desafio do Esquema Winograd não necessariamente demonstra que a formulação e execução dos sistemas estão de acordo com a essência do teste ou mesmo são fidedignos.

Kocijan *et al.* (2022) apresentam três explicações perceptíveis em um estudo realizado por Emelin e Sennrich (2021) sobre a tentativa de resolução do Desafio do Esquema Winograd: (a) Critérios de avaliação negligentes, (b) artefatos encontrados nos conjuntos de dados mesmo depois de tentar removê-los e (c) vazamento de conhecimento e raciocínio de grandes dados de treinamento.

Também é demonstrado através dos experimentos de Kocijan *et al.* (2022), que ao tentar corrigir a forma da tarefa, conjunto de treinamento e a medida de avaliação, o desempenho dos sistemas linguísticos existentes cai significativamente.

Seguindo com a crítica estabelecida pelos autores, a necessidade de compreender o senso comum está além de preparar um sistema para desambiguar um pronome. Então, mesmo que grandes modelos de linguagem ajustados para a tarefa de desambiguação de pronomes possam desambiguar um objeto X, está longe de resolver o problema maior, ou mesmo estar perto de conseguir resolvê-lo.

5.3 Explorando os Limites

Através do capítulo anterior, pode ser gerado o seguinte questionamento: Quais são os limites/problemas aos quais Levesque, Davis e Morgenstern (2012) e Kocijan *et al.* (2022) estão se referindo?

Levesque, Davis e Morgenstern (2012) pontuam a necessidade de ter um tipo de conhecimento prévio para resolver o Desafio do Esquema Winograd, de forma que não seja definido nas palavras contidas em uma frase, que seja possível o sistema entender o que está acontecendo e tomar uma decisão corretamente. Portanto, essa forma de trazer esse tipo de conhecimento prévio é o que os autores irão chamar de inferência.

A partir dessa primeira observação, nós estabelecemos o primeiro limite/problema: a necessidade de possuir um conhecimento prévio, ou de forma mais clara, o domínio prévio de conhecimentos, ao qual muitos sistemas falharam em implementar, ao tentar resolver o Desafio do Esquema Winograd.

Winograd (1972, p. 01-05) propôs o CLN (Compreensão da Linguagem Natural)¹, realizando uma tradução livre tem-se: Entendendo a Linguagem Natural), onde a partir da modelagem de um sistema focado em compressão de linguagem tem-se como princípio a necessidade em lidar de forma integrada com todos os aspectos da sintaxe, semântica e inferência da linguagem.

A necessidade de lidar de forma integrada, é um ponto fundamental para entender a segunda limitação/problema, já que diz respeito a forma em que é realizado o tratamento dos dados.

Segundo Boghe (2020), a PLN foca em dividir e tratar individualmente palavra por palavra de uma frase, através de técnicas como lematização, remoção de stopwords e tokenização, já a CLN, proposta por Winograd (1972, p. 01-02), tem como princípio a necessidade de tratar de forma integrada diversos aspectos contidos na linguagem.

Tal concepção, permite trabalhar melhor com a ideia de valor de um termo, proposta por Saussure (2006), já que a CLN leva em conta um conjunto de aspectos, em vez de separá-los. Portanto, torna-se mais viável a possibilidade de mesurar valor para um termo segundo uma

¹ Do inglês, ULN (*Natural Language Understanding*)

ótica saussuriana, pois abre possibilidade de observação de um conjunto de elementos contidos em uma frase, que se relacionam com o termo.

Em suma, a segunda limitação/problema que propomos pode ser entendida como a forma de tratamento de um texto, onde muitos modelos levam em consideração a seguinte premissa "dividir e conquistar", em vez de procurar levar em consideração todo o conjunto de elementos como um todo e as relações implícitas de tais elementos.

Existem outros aspectos que Levesque, Davis e Morgenstern (2012) e Kocijan *et al.* (2022) levam em consideração, mas é importante ressaltar que questões mais filosóficas são deixadas de lado pelos autores. No entanto, mesmo que não seja debatido questões como "o que é inteligência?", ainda é importante entender mais á fundo as implicações desse tipo de omissão.

Ao tentar entender essas implicações, surgiu o seguinte questionamento: até que ponto pode-se alegar que um sistema computacional tem determinada característica?, ou seja, até que ponto pode ser determinado que um sistema é inteligente ou pensante?

Tal questionamento, advém da ideia proposta por Castelfranchi (2013), onde menciona que atribuir inteligência a um determinado sujeito, depende do indivíduo a qual está realizando esse processo. Isso demonstra que atribuir uma característica de inteligência a outro, é um processo subjetivo e que pode entrar em conflito ao pensar em termos computacionais, já que sai do campo empírico e entra em um campo que computacionalmente pode ser inviável de se mensurar.

Outro possível questionamento é até que ponto pode-se afirmar que tal sistema consegue prever certa característica para um objeto e/ou sujeito específico?, ou seja, até que ponto pode ser determinado qual sentimento/emoções um texto ou indivíduo possui?

Já esse questionamento, gira em torno do próprio significado de sentimento, emoção, inteligência, entre outros, já que dependendo do paradigma escolhido pode-se obter diferentes visões. Em resumo, ambos os questionamentos demonstram como pode ser relativo o significado de atribuir algo a um alguém ou objeto. Por mais que isso possa ser visto como um limite/problema, dependendo do paradigma escolhido pode ser contornado, mas não invalida o fato de que também pode ser apresentado como uma forma de entender as referências que foram utilizadas na construção de um determinado modelo computacional e através desse processo de compreensão, entender o que foi possível ser mensurado computacionalmente ou não. Dessa forma, propomos como terceiro limite: a relatividade do conhecimento.

A partir da ideia de entender o que pode ser mensurado computacionalmente, pode-se levantar um quarto limite, no caso "foi possível utilizar de forma fidedigna o conhecimento de domínio?", ou ainda "quais partes foram utilizadas e excluídas para se adaptar ao modelo computacional?". Dessa maneira, a quarta limitação está relacionada ao limite de computacional.

A partir disso, procuramos estabelecer limites que de alguma forma podem impactar significativamente nos resultados, ou pelo menos levantar dúvidas sobre o quão fidedigno esses resultados são para com a realidade.

Para ilustrar de forma resumida os limites propostos, segue o quadro 1:

Quadro 1 – Limites

A	Conhecimento prévio
B	Tratamento dos dados
C	Relatividade do conhecimento
D	Limite do campo

Fonte: Autoria própria (2022).

6 ESTUDO DE CASO

Este capítulo tem como foco produzir dois estudos de caso, usando como artefato os trabalhos dos autores Melo (2020) e Neves (2019). Dessa forma, será apresentado as etapas do desenvolvimento realizadas pelos autores em cada estudo de caso e os resultados obtidos pelos mesmos. Posteriormente, será realizada uma discussão desses pontos com os limites propostos no capítulo 5 e sobre outras questões pertinentes.

6.1 Estudo de caso 1: Esquema Winograd em Português

Melo (2020) apresenta o desenvolvimento de um conjunto de Esquemas Winograd para a língua portuguesa e um sistema de resolução (*solver*) para tal conjunto, sendo que com os resultados obtidos, a autora realizou comparações interlinguísticas, com o intuito de investigar se os métodos aplicados para resolução do conjunto de dados em inglês, também poderiam ser aplicados no conjunto de Esquemas Winograd em português e se trariam resultados satisfatórios.

6.1.1 Coleção de esquemas baseados em português

Melo (2020) descreve que procurou seguir as regras propostas por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) para desenvolver uma coleção de esquemas de Winograd em português do Brasil, utilizando como base uma coleção em inglês de 285 esquemas. Essas sentenças foram traduzidas do inglês por três falantes da língua portuguesa.

Como as frases da coleção de esquemas Winograd em inglês possuíam nomes próprios que não eram comuns em países falantes de língua portuguesa Melo (2020) buscou trocá-los por nomes mais frequentemente encontrados no Brasil, apenas nomes de pessoas famosas foram mantidos. Outro ponto inalterado, foi o gênero, salvo algumas exceções, como por exemplo:

- *The trophy doesn't fit into the brown suitcase because it is too large.*

Nesse caso, têm-se um problema de gênero ao traduzir para o português, já que troféu e maleta possuem gêneros diferentes - respectivamente, masculino e feminino - enquanto no inglês possuem gênero neutro. Dessa forma foi necessário adaptar a sentença para:

- A medalha não cabe na maleta porque ela é muito grande.

Por ambos objetos terem o mesmo gênero, tornou a frase elegível ao desafio. Melo (2020) menciona que foram removidos cerca de oito sentenças, por não ser possível encontrar uma tradução válida ou adaptá-las para a língua portuguesa.

6.1.2 Um *solver* para o Desafio do Esquema Winograd baseado em português

Para a criação do *solver*, usado para testar o modelo de Winograd em português, Melo (2020) propôs dois modelos, um baseado em LSTM ¹ com algumas simplificações (número de parâmetros), frente ao modelo proposto para resolução do Desafio do Esquema Winograd em inglês, pois a autora buscava um modelo mais simples e de fácil reprodutibilidade. Já o segundo modelo de *solver* foi baseada em uma versão do BERT ² em português.

1. Criação do Corpus inicial

Como não foi encontrado nenhum *corpus* na língua portuguesa, Melo (2020) optou por utilizar textos do Wikipédia em português como base para criar seu próprio. Dessa forma, para não tornar o corpus muito grande, foi realizado uma filtragem por textos considerados bons ou em destaque.

A partir da utilização de certas funções da biblioteca NLTK (*Natural Language Toolkit*), foram mantidas apenas as palavras que aparecessem pelo menos três vezes, gerando cerca de 9,8 milhões de *tokens*, destes 9,4 milhões foram utilizados para o treinamento.

2. Modelo de linguagem baseados em LSTM

A figura 8 demonstra a arquitetura do modelo de linguagem inicial proposto por Melo (2020), sendo possível observar alguns pontos pertinentes, como a utilização de uma rede neural com uma camada de codificação, outra de decodificação e duas camadas para o LSTM.

Em relação ao treinamento do modelo, Melo (2020) procurou utilizar como função de custo a perda de entropia cruzada (*cross-entropy loss*), já para lidar com a otimização dos parâmetros do modelo, foi aplicado o gradiente descendente de *mini-batches* ³. Foi utilizado a técnica de *learning rate annealing*, para melhorar o desempenho e diminuir o tempo de treinamento do gradiente descendente de *mini-batches*.

Para fins de comparação, Melo (2020) também realizou o treinamento de um modelo similar, mas para a língua inglesa. Já para analisar as consequências que o seu modelo de Desafio do Esquema Winograd em português teria, Melo (2020) procurou realizar o treinamento de mais um modelo de linguagem, o AWD-LSTM.

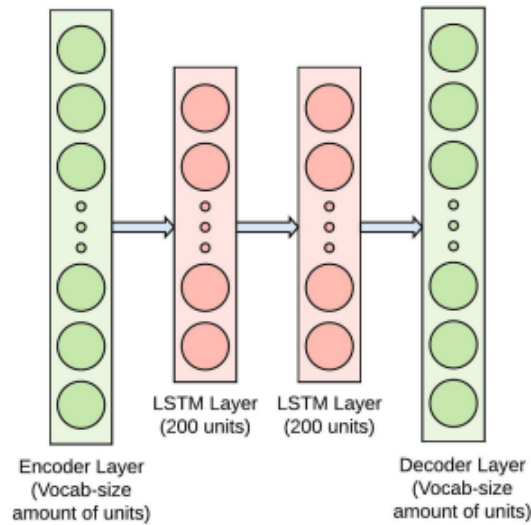
3. Modelo baseado em BERT

¹ Tipo de rede neural recorrente, capaz de aprender e preencher intervalos de tempo, mesmo no caso de sequências de entrada ruidosas e incompressíveis (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997).

² Modelo de representação de linguagem, projetado para pré-treinar representações bidirecionais profundas (DEVLIN *et al.*, 2018).

³ É um método de treinamento, onde os dados de treinamento são divididos em mini-batches, e as atualizações de peso acontecem ao final de cada mini-batch (MELO, 2020).

Figura 8 – Arquitetura do Modelo de Linguagem Inicial



Fonte: Melo (2020).

O modelo baseado em BERT foi aplicado para descobrir qual é a sentença que segue a anterior. Melo (2020) explica que ao passar as frases pelo modelo, são adicionados tokens no lugar dos pronomes que serão substituídos, obtendo assim uma pontuação que pode sugerir que a aquela sentença é a que segue a anterior (a correta).

Segue um exemplo de sentença utilizado no modelo de Melo (2020):

- [CLS] *The trophy doesn't fit into the brown suitcase because [SEP] **the trophy** is too large.* [SEP]
- [CLS] *The trophy doesn't fit into the brown suitcase because [SEP] **the suitcase** is too large.* [SEP]

6.1.3 Experimentos

Antes de delinear os experimentos executados no trabalho de Melo (2020) é importante entender algumas métodos e métricas usadas e descritas.

Métodos de pontuação total e parcial foram aplicados para os modelos LSTM, a fim de captar a pontuação das sentenças. Esses podem ser melhor compreendidos dadas as expressões abaixo, adaptadas do trabalho de Melo (2020), onde $w_{k \leftarrow c}$ indica que palavra (*word*) na posição k está sendo substituída pela palavra candidata c :

a) Pontuação total:

$$Pontuacao_{total}(w_{k \leftarrow c}) = P_{\theta}(w_1, w_2, \dots, w_{k-1}, c, w_{k+1}, \dots, w_n)$$

b) Pontuação parcial:

$$Pontuacao_{parcial}(w_k \leftarrow c) = P_{\theta}(w_{k+1}, \dots, w_n | w_1, \dots, w_{k-1}, c)$$

Já no modelo BERT, para verificar se a segunda parte da frase segue a primeira, foi aplicada a função *softmax*⁴ em suas saídas.

As Métricas de acurácia e consistência foram usadas para auxiliar na demonstração dos resultados, sendo a primeira inferida por Melo (2020) como o número de escolhas corretas (prônimo de substituição correto em relação a frase) de todo o conjunto de esquemas Winograd, e pode ser demonstrada de forma gráfica pela equação abaixo, adaptada do texto de Melo (2020):

$$acurácia = \frac{\text{Número de escolhas corretas}}{\text{Tamanho do conjunto de Winograd}}$$

Já a segunda métrica diz respeito as trocas corretas, ou seja, em quantas frases o modelo propôs a resposta correta durante a comutação dos pronomes.

Para um melhor entendimento da robustez, o solver proposto foi dividido em subconjuntos de esquemas comutáveis⁵ e associativos⁶, ao final dessa divisão obtiveram-se 35 sentenças associativas e 135 comutáveis, sendo que duas sentenças não puderam ser traduzidas para o português e foram consideradas como associativas no inglês.

Segundo Melo (2020), os experimentos foram realizados considerando alguns cenários diferentes, sendo eles: acurácia nos conjuntos associativos e não associativos, comparação entre a precisão das frases originais em comparação com o conjunto das consideradas comutáveis e também uma análise da consistência para saber quantas frases comutáveis o modelo efetuou a troca quando os antecedentes também foram trocados. Também foi submetido a essa divisão, o conjunto de esquemas Winograd proposto em português que tiveram os nomes alterados.

Para a aplicação da substituição de pronomes, um algoritmo ingênuo foi usado e algumas frases apresentaram erros gramaticais após o processo. A autora, ainda pontua que alguns desses problemas também ocorreram na versão em inglês, porém com menos incidência.

É importante ressaltar que as frases citadas como exemplo no trabalho de Melo (2020) são descritas na língua inglesa, dessa forma para um melhor entendimento, neste estudo, optamos por traduzi-las literalmente para a língua portuguesa.

⁴ A função de ativação softmax é usada em redes neurais de classificação. Ela força a saída de uma rede neural a representar a probabilidade dos dados serem de uma das classes definidas. Sem ela as saídas dos neurônios são simplesmente valores numéricos onde o maior indica a classe vencedora (REIS, 2016).

⁵ Consiste em sentenças que podem ter os antecedentes trocados, a frase ainda é válida e a resposta muda de acordo com a troca (MELO, 2020).

⁶ Consiste em sentenças em que, um dos antecedentes se relaciona mais fortemente com a palavra especial do que o outro (MELO, 2020).

Abaixo seguem dois exemplos de problemas relatados pela autora, e podem ser entendidas como (1) a sentença original, a (2) após a substituição e a (3) como seria a correta, respectivamente.

- (1) Há uma fenda na parede. É possível enxergar o jardim através **dela**.
- (2) Há uma fenda na parede. É possível enxergar o jardim através **a fenda**.
- (3) Há uma fenda na parede. É possível enxergar o jardim através **da fenda**.

Outra ocorrência, também exemplificado pela autora, foi nos casos em que após a substituição o pronome aparece antes do verbo:

- (1) Fred cobriu seus olhos com os antebraços, porque o vento estava carregando muita areia. Ele **os abriu** quando o vento parou
- (2) Fred cobriu seus olhos com os antebraços, porque o vento estava carregando muita areia. Ele **seus olhos abriu** quando o vento parou
- (3) Fred cobriu seus olhos com os antebraços, porque o vento estava carregando muita areia. Ele **abriu seus olhos** quando o vento parou.

Para se conseguir uma maior precisão nos resultados, no conjunto de esquemas em inglês, nas frases que apresentaram as anomalias gramaticais acima citadas não foram efetuadas alterações. Já no conjunto de esquemas proposto, em português, as frases foram corrigidas manualmente.

6.1.4 Resultados adquiridos com os testes

- Resultados principais:

Na tabela 1, são apresentados os resultados principais dos experimentos aplicados aos modelos propostos, vale ressaltar que é uma versão adaptada do texto de Melo (2020).

Melo (2020), cita que o melhor resultado foi obtido usando a pontuação parcial sob o modelo de LSTM inicial. Os demais modelos não apresentaram uma diferenças significativa em seus resultados e complementa que:

[...]os resultados ainda não estão muito longe de um resultado aleatório de 50%, mas se assemelham às soluções iniciais para a versão em inglês do Winograd Schema Challenge (MELO, 2020, p. 64, tradução nossa).

Tabela 1 – Resultados Principais

Modelo	Pontuação total	Pontuação Parcial
LSTM inicial	48.01%	50.90%
LSTM melhorado	50.18%	52.35%
Grande AWD-LSTM	50.54%	46.93%
BERT base português	-	47.65%
BERT grande português	-	49.82%
BERT multilíngue	-	50.18%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

Tabela 2 – Resultados LSTM Não-regularizado

Subconjuntos	Pontuação	LSTM Inicial	LSTM Melhorado
Original (completo)	Total	48.01%	50.18%
	Parcial	50.90%	52.35%
Associativo	Total	51.43%	51.43%
	Parcial	62.86%	62.86%
Não - associativo	Total	47.52%	50.00%
	Parcial	49.17%	50.83%
Comutável	Total	48.89%	46.67%
	Parcial	48.15%	46.67%
Incomutável	Total	47.41%	49.63%
	Parcial	48.89%	50.37%
Consistência	Total	6.67%	8.15%
	Parcial	14.81%	19.26%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

As tabelas 2, 3 e 4, também adaptadas do texto de Melo (2020), apresentam os resultados dos experimentos em cada modelo proposto por ela.

- Comparação entre os resultados do modelo inglês e o português:

Nessa etapa a autora propõe uma comparação entre os esquemas de Winograd em português e o esquema original em inglês, a fim de comparar como os *solvers* propostos para o desafio em português se comportariam na versão inglesa.

Para uma maior precisão nos resultados Melo (2020) explica que dividiu seu conjunto de dados em subconjuntos com tamanhos de vocabulário e treinamento semelhantes aos números de *tokens* que foram aplicados ao desafio em inglês. Os resultados para

Tabela 3 – Resultados LSTM Regularizado

Subconjuntos	Pontuação	Grande	Médio	Pequeno
Original (completo)	Total	50.54%	49.10%	49.10%
	Parcial	46.93%	48.38%	50.18%
Associativo	Total	57.14%	54.29%	51.43%
	Parcial	54.28%	60.00%	57.14%
Não - associativo	Total	49.59%	48.35%	48.76%
	Parcial	45.87%	46.69%	49.17%
Comutável	Total	47.41%	48.15%	48.15%
	Parcial	48.89%	49.63%	47.41%
Incomutável	Total	48.15%	47.41%	47.41%
	Parcial	45.93%	46.67%	48.15%
Consistência	Total	5.93%	5.93%	5.93%
	Parcial	9.63%	14.07%	16.30%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

Tabela 4 – Resultados BERT

Subconjuntos	Base Português	Grande Português	Multilíngue
Original (completo)	47.65%	49.82%	50.18%
Associativo	45.71%	45.71%	60.00%
Não - associativo	47.93%	50.41%	48.76%
Comutável	48.89%	48.15%	46.67%
Incomutável	46.67%	50.37%	48.89%
Consistência	37.04%	37.04%	84.44%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

o modelo LSTM podem ser visualizados na tabela 5, já para o modelo BERT pode ser visualizado na tabela 6.

Melo (2020) salienta que a diferença no tamanho do conjunto de treinamento foi o fator crucial no resultado apresentado, pois o modelo em português com o conjunto de treinamento com tamanho similar obteve resultados próximos ao modelo em inglês, já o modelo em português com tamanho de vocabulário igual, obteve os piores resultados.

Tabela 5 – Resultados comparação modelo baseado em LSTM

Subconjuntos	Pontuação	Inglês	Pt-Same Vocabulario	Pt-Same Treinamento
Original (completo)	Total	50.18%	47.65%	49.46%
	Parcial	49.08%	45.85%	48.37%
Associativo	Total	45.95%	37.14%	42.86%
	Parcial	54.05%	45.71%	60.00%
Não - associativo	Total	50.85%	49.17%	50.41%
	Parcial	48.31%	45.87%	46.69%
Comutável	Total	48.09%	42.96%	42.96%
	Parcial	50.38%	45.93%	47.41%
Incomutável	Total	48.09%	46.67%	48.89%
	Parcial	46.56%	42.96%	45.93%
Consistência	Total	5.34%	22.22%	15.56%
	Parcial	7.63%	25.93%	24.44%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

Tabela 6 – Resultados comparação modelo baseado em BERT

Subconjuntos	Base Inglês	Grande Inglês	Multilíngue
Original (completo)	50.55%	50.55%	49.82%
Associativo	48.65%	48.65%	48.65%
Não - associativo	50.85%	50.85%	50.00%
Comutável	49.62%	50.38%	48.85%
Incomutável	50.38%	50.38%	48.85%
Consistência	29.01%	40.46%	63.36%

Fonte: Adaptado de Melo (2020).

6.1.5 Teste do *solver*

Com o intuito de compreender toda a metodologia do trabalho proposto por Melo (2020), seguindo a descrição da própria autora, tentamos executar seu código para podermos realizar uma comparação entre os resultados, porém nos deparamos com algumas limitações:

- A primeira limitação encontrada diz respeito as instruções para execução do *solver*. Pôde-se observar que as instruções estavam extremamente simplificadas, apenas

apresentando alguns comandos e que o *solver* foi testado apenas em GPU CUDA. Dessa forma, questões como as versões das bibliotecas, sistemas operacionais utilizados, especificações de *hardware* e explicações do código fonte não são mencionadas.

- Ao tentar construir o *docker* disponibilizado por Melo (2020), ocorreu um problema relacionado a versão do *driver* do CUDA utilizado, apresentando o seguinte erro: “*load metadata for docker.io/nvidia/cuda:9.0-cudnn7-runtime-ubuntu16.04*”.

Para contornar essa questão e buscando avançar nesse ponto, se fez necessária uma alteração na versão do CUDA 9.0 no “*dockerfile*” (FROM *nvidia/cuda:9.0-cudnn7-runtime-ubuntu16.04*) para que a versão 11.0.3 (FROM *nvidia/cuda:11.0.3-devel-ubuntu16.04*). Com essa alteração foi possível construir o *docker* e assim passar para a próxima etapa.

- A autora não disponibilizou os modelos já treinados, dessa forma foi necessário executar os comandos para o treinamento dos modelos, contudo ao tentar executá-los, foi apresentado o seguinte erro “*found no nvidia driver on your system. Please check that you have an nvidia gpu and installed a driver from: http://www.nvidia.com/download/index.aspx*”.
- A princípio os testes foram realizados em uma sistema macOS e outro em Ubuntu 16.04, sendo que nenhum possuía GPU com núcleos CUDA, devido a questões de acessibilidade e Melo (2020) não deixar especificado a necessidade de rodar o *solver* GPU CUDA, ou seja, não afirma ou nega a possibilidade de executar o *solver* sem GPU CUDA.

Com isso, pode-se mencionar o problema da acessibilidade que o *solver* tem, já que demanda de um equipamento extremamente específico e a autora não ensina ou menciona uma forma ou método para contornar ou mesmo ou se há essa possibilidade.

A partir desse erro, a teoria inicial era que, devido a ambos os computadores usados para os testes de execução não possuírem GPU CUDA, esta poderia ser a origem do problema. No entanto, ao realizar o teste em um computador que possuía a GPU CUDA, o mesmo erro ainda persistiu.

No computador com a placa de video com núcleos CUDA, tentamos executar o código inicialmente na versão do Ubuntu mais recente, a 22.04 LTS, não obtendo sucesso, ainda tentamos mais uma vez, instalando a versão 16.04 LTS, e ainda assim o mesmo erro persistiu.

Dessa maneira, não foi possível identificar o motivo do erro, devido a falta de informações, uma documentação apropriada e recursos para conseguir continuar realizando outros testes em um computador com GPU CUDA. Porém, teorizamos que a versão do CUDA foi o principal responsável por ocasionar os erros.

Com base nas limitações acima apresentadas, podemos introduzir uma questão recorrente e que tem sido pontuada por vários autores, o problema de reprodutibilidade.

Os experimentos computacionais tornaram-se parte integrante do método científico, mas reproduzi-los, arquivá-los e consultá-los ainda é um desafio (FREIRE; BONNET; SHASHA, 2012, p. 1, tradução nossa).

Como pudemos perceber nos resultados apresentados por Melo (2020), não há um detalhamento de como surgiram tais resultados, apenas estão sendo demonstrados com base em métricas e parâmetros estatísticos adaptados para os modelos propostos.

Smith (2020), traz questionamentos acerca de que os pesquisadores muitas vezes tentam encontrar na base de dados padrões estatísticos que expliquem um determinado evento do mundo real, o que acaba auxiliando para manutenção do problema de reprodutibilidade dos experimentos.

Para ele, os pesquisadores não tem tentado explicar os padrões, que encontram em seus estudos. Smith (2020) delinea ainda que se os pesquisadores compreenderem que o significado estatístico não é propriamente um objetivo e sim um meio, será um passo importante para resolução desse grave problema.

Especificações dos computadores utilizados para o teste do *solver*:

- a) Processador: AMD Ryzen 5 3600
Memória RAM: 16,0 GB
GPU: AMD RX 570
SSD: 120 GB
Sistema Operacional: Ubuntu 16.04 LTS
- b) Processador: Apple M1
Memória RAM: 8,0 GB
SDD: 256 GB
Sistema Operacional: macOS
- c) Processador: Intel(R) Core(TM) i5-7200U
Memória RAM: 6,00 GB (utilizável: 5,89 GB)
SDD: 500 GB
Sistema Operacional: Windows 10
- d) Processador: Intel Pentium G4560
Memória RAM: 8 GB

GPU: NVIDIA GeForce GTX 1070

SSD: 120 gb + hd 1Tb

Sistema Operacional: Ubuntu 16.04 LTS / Ubuntu 22.04 LTS

6.1.6 Discussão dos limites pré-estabelecidos

Nesta etapa faremos algumas observações e uma breve discussão entre os limites estabelecidos por nosso trabalho e as etapas de desenvolvimento (metodologia) do trabalho de Melo (2020).

Antes de iniciar a discussão sobre os limites estabelecidos em nosso trabalho, é importante ressaltar alguns pontos.

Apesar do trabalho de Melo (2020), trazer uma proposta de um conjunto inicial de esquemas Winograd para a língua portuguesa e um *solver* de fácil reprodução, “[...]estávamos interessados principalmente em estabelecer um modelo inicial que outros pesquisadores pudessem executar facilmente ” (MELO, 2020, p. 49, tradução nossa), enfrentamos várias barreiras para tentar reproduzir seu modelo.

Além disso, seu trabalho só é encontrado na língua inglesa e inevitavelmente expressões que poderiam vir a explicar ou reforçar um entendimento no português, perderam-se, pois cada língua apresenta expressões próprias e que muitas vezes não podem ser traduzidas, ainda mais quando a proposta de Melo (2020) busca realizar a adaptação de um esquema em inglês para português.

Feito essas observações, o primeiro limite que iremos discutir é o problema do conhecimento prévio (A), onde Melo (2020) comete o mesmo problema de outros trabalhos que se propuseram a tentar resolver o Desafio do Esquema Winograd citados por Kocijan *et al.* (2022), onde é apenas utilizado modelos probabilísticos sem se preocupar em utilizar outros conhecimentos prévios.

Utilizar apenas modelos de análise probabilística, sem levar em consideração outros aspectos contidos em diversos outros domínios, podem apresentar resultados promissores ao Esquema de Desafio Winograd, conforme demonstrado por Kocijan *et al.* (2022). No entanto, não é possível mensurar que o algoritmo desenvolvido é realmente eficaz ou mesmo provido de inferência, já que dependendo da base de dados e a forma que esses dados foram tratados inicialmente, pode impactar diretamente nos resultados, segundo os mesmos autores.

Em relação ao tratamento e execução do processo de criação de um conjunto de dados em português para a resolução do Esquema do Desafio Winograd, pode-se perceber alguns pontos que vão na direção do limite de tratamento dos dados (B).

O estudo de Melo (2020) usa uma base de dados retirada de um conjunto de textos da Wikipédia, esses textos passam por processos de tratamento para que a base fique de acordo com que se espera e assim, consiga demonstrar dados mais precisos.

Num conjunto de sentenças grande o suficiente para que não sejam possíveis essas correções manuais ou descartá-las facilmente, qual seria o impacto nos resultados? ou ainda, será que se fosse possível testar com outras bases os resultados seriam os mesmos?

Melo (2020) cita que algumas frases ao serem traduzidas das bases em inglês do Desafio de Esquema Winograd para o português, não tiveram sentido natural para pessoas falantes da língua portuguesa, dessa forma foram descartadas. Isso demonstra claramente, um problema quanto ao tratamento dos dados.

Smith (2020) traz a discussão sobre os algoritmos serem ótimos em atribuir padrões estatísticos aos dados, contudo são péssimos em identificar lógica.

O problema é que os padrões descobertos geralmente são coincidências. Eles desaparecem quando testados com novos dados. (SMITH, 2020, p. 1).

Na questão da relatividade do conhecimento (C), Melo (2020) procura utilizar referências para explicar as técnicas utilizadas no desenvolvimento do modelo, mas questões mais profundas que envolvam a necessidade de outros domínios do conhecimento são deixados de lado. Portanto, além de não utilizar um conhecimento prévio, Melo (2020) nem entra no mérito de o mencionar como uma possibilidade.

Já na questão do limite do campo (D), Melo (2020) procurou minimizar a abordagem proposta originalmente por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) para conseguir desenvolver a sua aplicação, usando-a como base e efetuando traduções e ajustes, já que existem limites ao pensar em modelar múltiplos domínios ou lidar com todos os aspectos contidos na linguagem.

Concluimos, que apesar de descrever conceitos probabilísticos para defender a modelagem e também sua aplicação, não foi demonstrado no texto, as implicações, dificuldades e também limitações do que a computação é capaz ou não de modelar.

Assim como cita Smith (2020) pesquisadores tem procurado nos dados por padrões sem exatamente demonstrar ou explicar o que esses padrões significam. Ao trabalhar com uma base de dados extremamente grande é inevitável que essa base apresente padrões, mas será mesmo que esses padrões são as respostas para as perguntas inicialmente feitas?

Hawkins (2020) reforça que é essencial que ao tratar problemas reais, que afetam milhares de pessoas, a ciência da computação precisa garantir que as conclusões são confiáveis e aplicáveis, não apenas padrões gerados por coincidências como dito por Smith (2020).

6.2 Estudo de caso 2: Detecção de comportamento depressivo com base em evidências textuais

O segundo estudo de caso busca detalhar as etapas de desenvolvimento do trabalho desenvolvido por Neves (2019), que propõe um modelo computacional de detecção de comporta-

mento depressivo com base em evidências textuais, e usa como base o modelo psico-linguístico proposto por Smirnova *et al.* (2018).

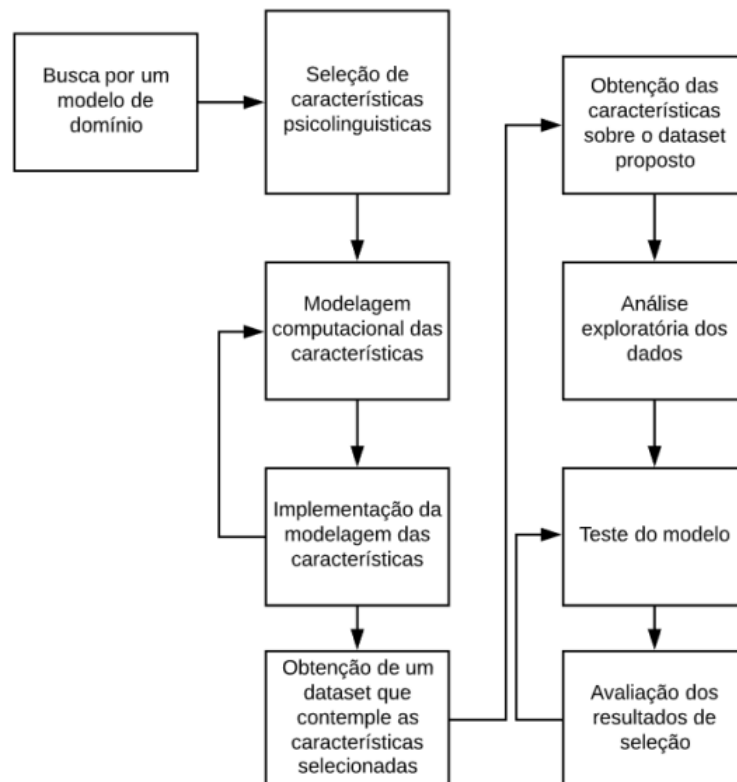
Devido a limitação de acesso ao código-fonte, este estudo de caso não envolverá o teste prático do software desenvolvido, mas uma análise levando em conta o modelo e os resultados apresentados pelo autor com o intuito de realizar um paralelo com os limites pré-estabelecidos no capítulo 5.

Outro ponto a ser considerado é que o modelo computacional desenvolvido por Neves (2019) foi considerado pertencente a categoria de algoritmos de AS por possuir aspectos que remetem a tal. No entanto, é importante ressaltar que o autor também buscou analisar outros aspectos além dos sentimentos, que também serão vistos no estudo de caso.

6.2.1 Etapas do método

Para um melhor entendimento, nesta seção será apresentada a metodologia empregada no desenvolvimento do estudo de Neves (2019) (ver figura 9).

Figura 9 – Etapas da metodologia



Fonte: Neves (2019).

1. Busca pelo modelo de domínio: nesta etapa, Neves (2019) procurou buscar um modelo capaz de apresentar com uma precisão considerável certos traços e características que remetesse a depressão. Dessa forma, o autor não conseguiu identificar um modelo que segue essa premissa na área da computação, dessa maneira optou por continuar sua busca no domínio da psicologia, na qual encontrou o modelo apresentado pelos autores Smirnova *et al.* (2018), que formalizam de forma precisa certos traços comportamentais característicos da depressão.

2. Seleção de características psicolinguísticas

Com o modelo dos autores Smirnova *et al.* (2018) escolhido como base para o desenvolvimento do trabalho de Neves (2019), o autor buscou complementar tal modelo, através da seleção de características psicolinguísticas realizando uma busca com certas palavras chaves: "*depression*" e "*detection*".

Através dessa busca, o autor encontrou certas características mencionadas no trabalho dos autores Smirnova *et al.* (2018) que atendiam a exigência de poderem serem medidas de maneira textual. A primeira era sobre a ideia de que indivíduos depressivos tinham a tendência de escrever textos maiores do que não depressivos. Já a segunda característica, remetia a utilização de pronomes negativos em um texto.

3. Modelagem Computacional das características

Nesta etapa Neves (2019) procurou identificar modelos computacionais capazes de extrair certas características propostas no trabalho de Smirnova *et al.* (2018), assim como demonstrado a seguir:

- a) Para a característica de verbos conjugados no passado, Neves (2019) utilizou um recurso presente na biblioteca NTKL, o POS Tagging (*parts-of-speech tagging*) para identificar certos tipos de palavras e suas formas de conjugações.
- b) Durante a investigação de Neves (2019) os trabalhos encontrados ligavam a linguagem coloquial a questões mais abstratas, demonstrando uma carência em estabelecer uma relação com a computação. Portanto, o autor procurou utilizar como definição para o coloquialismo como uma palavra ou frase informal.
- c) Sobre questões referentes a metáfora, símile, ruminação, entre outras não foram levadas em conta devido ao autor Neves (2019) não conseguir encontrar uma modelagem computacional adequado para lidar com essas características. Dessa forma, o autor comenta sobre essa questão em seu trabalho da seguinte forma:

Para as características de metáfora, símile, ruminação, *multi-clausal/uniclausal*, *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 (NEVES, 2019, p. 44).

- d) Para lidar com os pronomes reflexivos, pronomes negativos e uso de primeira pessoa, Neves (2019) procurou criar dicionários para cada uma dessas características.
- e) Ao que se refere a medição do tamanho de um texto, o autor optou por utilizar contagem de palavras.

4. Implementação da modelagem das características

Nesta etapa, Neves (2019) se concentrou na implementação da modelagem de características citadas na etapa anterior.

5. Obtenção de um *dataset*

Neves (2019) procurou buscar um *dataset* que se adequasse ao seu modelo proposto. Dessa forma, o autor conseguiu acesso a uma base de dados contendo usuários do Reddit, um rótulo de cada indivíduo identificando se possui ou não depressão e diversos textos produzidos pelos mesmos.

6. Extração das características sobre o *dataset* proposto

Já nesta etapa, Neves (2019) buscou extrair as características apresentadas anteriormente - coloquialismo, verbos conjugados no passado, pronomes reflexivos entre outros - na base de dados adquirida.

7. Análise exploratória dos dados

Após ser realizada a extração de dados, o autor Neves (2019) realizou uma análise exploratória das características encontradas nos textos do conjunto de dados, levando em conta os valores obtidos de cada grupo - indivíduos depressivos e não depressivos.

8. Teste de modelo

Na penúltima etapa, foi necessário realizar o teste do modelo proposto. Dessa maneira, Neves (2019) buscou reproduzir um classificador utilizando determinadas características, tendo como base o conjunto de dados selecionado anteriormente. Já com a utilização do algoritmo de classificação SVM, foi possível avaliar os resultados desse classificador.

9. Avaliação dos resultados de seleção

A avaliação dos resultados foi realizada juntamente com o teste do modelo. Dessa forma, Neves (2019) cita que nesses dois processos foi possível parametrizar o classificador.

Outro ponto, é que para realizar a avaliação do classificador, foi necessário utilizar uma matriz de confusão, precisão, revocação e *F-1 measure*. Dessa maneira, o autor cita:

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 *recall*. Além da mesma auxiliar no *F-1 measure*, o *recall* da medida de quantos casos positivos de depressão foram pegos do total de indivíduos depressivos do *dataset* (NEVES, 2019, p. 48-49).

6.2.2 Etapas do desenvolvimento

Antes de adentrar nas etapas empregadas no desenvolvimento do modelo computacional proposto, é importante entender que o autor Neves (2019) leva em consideração certos traços comportamentais característicos da depressão, utilizando como base o modelo proposto por Smirnova *et al.* (2018).

Na figura 10 é possível observar o modelo psico-linguístico de domínio e o modelo computacional desenvolvido pelo autor, as características em azul são as que compõem o modelo computacional de Neves (2019) e as em vermelho são as que compõem o modelo de domínio de Smirnova *et al.* (2018).

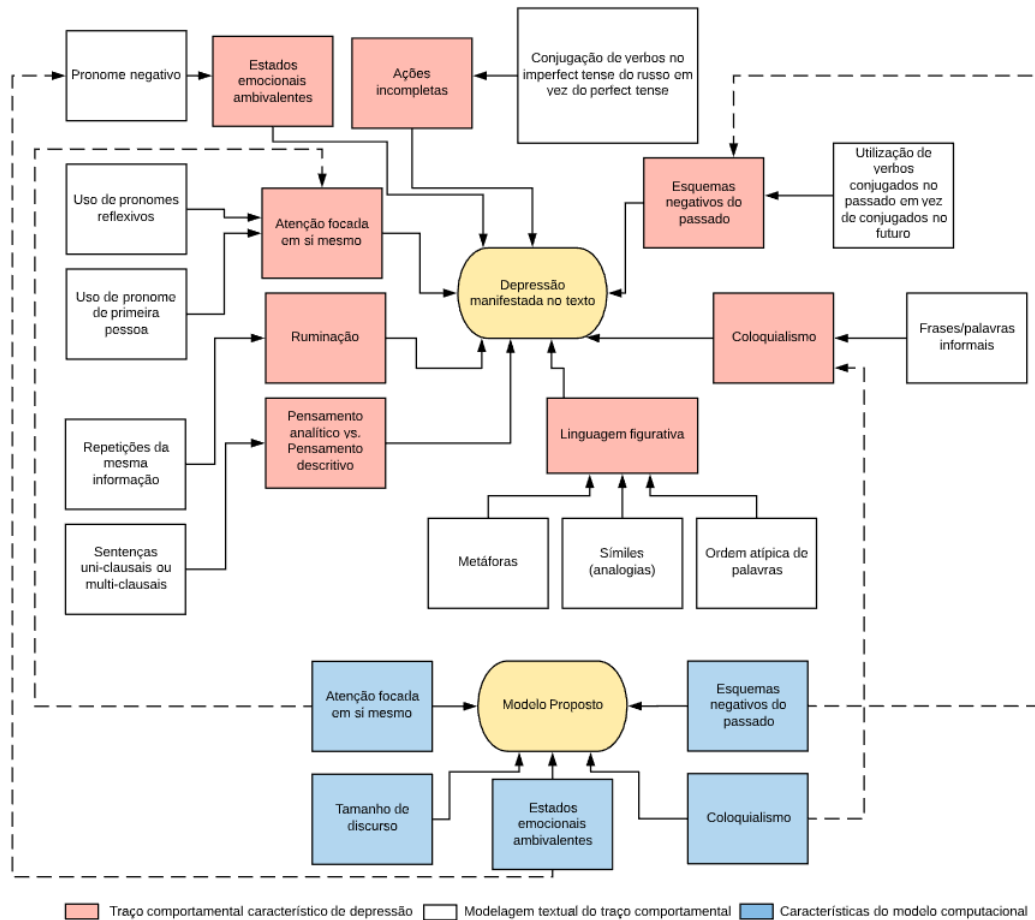
Agora, definido esse ponto, é possível adentrar apropriadamente nas explicações de cada etapa de desenvolvimento do trabalho de Neves (2019).

1. Coloquialismo

Na primeira etapa do desenvolvimento, Neves (2019) procura dar enfoque na questão do coloquialismo. O primeiro obstáculo encontrado pelo autor é em relação a definição de tal termo, ou seja, qual o significado de coloquialismo?

Buscando melhorar a definição proposta por Smirnova *et al.* (2018) de coloquialismo como uma palavra ou frase informal, Neves (2019) delimitou o significado de coloquialismo para uma definição que permitisse a utilização dessa característica em seu modelo computacional. Dessa forma, o autor assume que:

Figura 10 – Modelo psico-linguístico de traços comportamentais característicos de depressão



Fonte: Neves (2019).

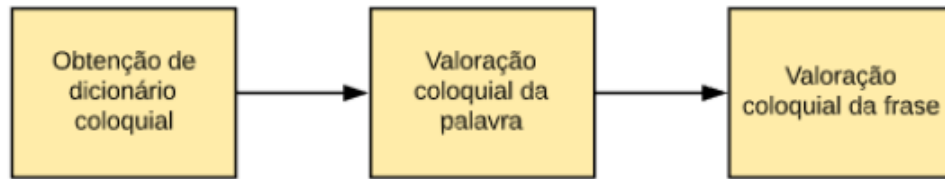
[...]uma palavra coloquial é uma palavra que não esteja dentro de um dicionário formal da língua específica sendo estudada, sendo, portanto, uma gíria. Foi assumido também que uma frase coloquial é uma frase que possui palavras associadas com as gírias (NEVES, 2019, p. 50).

A partir dessa definição, surgiu a necessidade de mensurar o coloquialismo. Dessa forma, Neves (2019) propõe atribuir um valor real como forma de representar o coloquialismo em uma frase. Na figura 11 pode ser observado o processo de valoração coloquial proposta pelo autor.

Ao longo da questão do coloquialismo, Neves (2019) procurou explicar certos pontos importantes:

a) Obtenção de dicionário coloquial - para conseguir um dicionário coloquial acessível, Neves (2019) realizou uma busca por um dicionário já existente, porém ao encontrar um disponível, teve que realizar adaptações para o dicionário se adequar ao seu modelo, assim como exposto a seguir:

Figura 11 – Processo para valoração coloquial de uma frase



Fonte: Neves (2019).

- Pré-processamento: esse ponto diz respeito ao tratamento dos dados que Neves (2019) teve que realizar, como a remoção de *stopwords*, pontuações entre outros, para posteriormente transformar os dados em *tokens*;
- Normalização: nesse ponto, Neves (2019) procurou normalizar os dados utilizando os *tokens* gerados no item anterior e excluir os sobressalentes (palavras repetidas), sendo que para esse processo foi empregue algumas funcionalidade da biblioteca NLTK;
- Remoção de palavras formais: diferenciar as palavras formais das coloquiais se tornou um passo imprescindível. Para isso, Neves (2019) procurou usar um método de comparação e exclusão, onde as palavras do dicionário que estava sendo utilizado para seu modelo, eram comparadas com um dicionario formal. Dessa forma, caso as palavras do primeiro eram encontradas no segundo, elas eram descartadas;
- Remoção de entidades nomeadas: nesse ponto, Neves (2019) observou a necessidade de remover entidades nomeadas como nomes de empresas, pessoas, entre outras. Para tanto, criou um classificador utilizando um *dataset* com diversas entidades nomeadas em várias línguas, sendo formado por amostras que representavam frases, e cada frase possuía um rótulo (ver quadro 2) com o intuito de identificar o tipo da palavra.

Quadro 2 – Rótulos da base CoNLL 2002

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 nomeada
O	Qualquer palavra que não seja entidade nomeada

Fonte: Neves (2019).

b) Valoração coloquial de uma palavra - Neves (2019) pressupôs que uma palavra apenas pode ser caracterizada como coloquial quando cumprida uma das seguintes situações:

1. Caso a palavra não esteja em um dicionário de palavras formais;
2. Quando a palavra possuir uma associação com outras palavras consideradas coloquiais.

Para definir melhor essas associações entre palavras, Neves (2019) apresenta uma equação que demonstra essa relação, onde p_1 e p_2 representam qualquer palavra do *corpus* e o PMI (*Pointwise Mutual Information*) como “uma medida de associação que mede o quão comum é, dado duas variáveis aleatórias (x, y) , que as mesmas apareçam em conjunto e não separadas” (NEVES, 2019, p. 55):

$$F(p_1, p_2) = \begin{cases} PMI(p_1, p_2), & PMI(p_1, p_2) > 0 \\ 0, & PMI(p_1, p_2) \leq 0 \end{cases}$$

Portanto, Neves (2019) procurou definir o valor de coloquialidade apresentando a seguinte função:

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

Neves (2019) menciona que o p representa qualquer palavra do *corpus*, já o n indica o número de palavras coloquiais contidas no dicionário coloquial, enquanto o pc pode representar qualquer palavra do dicionário de palavras coloquiais. Dessa forma, para compreender melhor a função, o autor ressalta:

[...]define-se o valor de coloquialidade atribuído uma palavra qualquer do *corpus* como o somatório da associação dessa palavra com todas as palavras consideradas coloquiais, que consta, no dicionário coloquial[...](NEVES, 2019, p. 55).

Um ponto que vale mencionar, é sobre uma possível situação: os valores da função PMI podem ser negativos. No entanto, Neves (2019) menciona que caso isso ocorra, assim como a função F demonstra, tais valores são ignorados. Esse procedimento é necessário, para não ter problemas desses números menores que zero anularem outros.

c) Valoração coloquial da frase - para atribuir uma valoração á uma frase, foi executado um novo somatório entre as valorações de todas as palavras contidas naquela frase.

Dessa forma, “para uma frase V_f é dada pela soma do valor coloquial de cada palavra contida na frase $f = p_1, p_2, \dots, p_n$ ” (NEVES, 2019, p. 56), onde:

$$V_f(f) = \sum_i^n V_c(p_i)$$

d) Limitações - Neves (2019) menciona que a definição de coloquialismo utilizada é limitada, já que tal termo abrange diversos outros pontos, como por exemplo o contexto em que um sujeito se encontra e a forma com que isso pode influenciar no momento em que as palavras coloquiais são expressas.

2. Esquemas negativos do passado

Nesse ponto Neves (2019) procurou definir equação para verificar a proporção em relação a utilização de verbos no passado, sendo que para reconhecer se a palavra era um verbo e posteriormente contá-lo, foi utilizado alguns recursos da biblioteca NLTK. Portanto, a fórmula ficou $p = vbp/vb$, onde p foi definido com valor da proporção, vbp a quantidade de verbos do passado que foram utilizados e vb representando a quantidade de verbos usados.

3. Atenção focada em si mesmo

Para lidar com os pronomes reflexivos o autor Neves (2019) procurou comparar as palavras dos textos avaliados com dicionários da língua inglesa. Já para lidar com os pronomes de primeira pessoa, pronomes possessivos de primeira pessoa e pronomes reflexivos, foi necessário identificá-los utilizando alguns recursos presentes na biblioteca NLTK e depois verificar quantas vezes eles apareciam no texto através de um método de contagem.

4. Tamanho de discurso

O tamanho do discurso foi considerado uma característica importante, assim como relatado no trabalho de Smirnova *et al.* (2018). No entanto, para Neves (2019) conseguir medir essa característica, foi necessário realizar uma contagem das palavras dos textos da base, mas mantendo sua originalidade, ou seja, sem passarem por qualquer tipo de alterações ou pré-processamento.

6.2.3 Exploração da discriminação dos atributos do modelo

No primeiro momento, ao realizar uma análise dos valores extraídos, Neves (2019) verifica uma anormalidade com os resultados apresentados, já que tais valores variam consideravelmente em relação a média (ver tabela 7).

Tabela 7 – Resumo dos valores extraídos pelos processos descritos

	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

Fonte: Neves (2019).

Para conseguir entender melhor o que levou a esses resultados, Neves (2019) procurou separar os valores por grupo: depressivos e não depressivos (ver tabelas 8 e 9).

Tabela 8 – Média da Diferença entre os grupos de depressivos e de controle em relação às características extraídas da base de dados

	Grupo de Controle	Grupo Depressivo
Coloquialismo	16,06	19,57
Verbos no passado	1,45	2,27
Verbos no presente	2,41	4,08
Pronome negativo	0,019	0,03
Pronome reflexivo de primeira pessoa	0,09	0,27
Pronome de primeira pessoa	0,67	1,67
Quantidade de palavras	29,85	44,57

Fonte: Neves (2019).

Tabela 9 – Desvio padrão da Diferença entre os grupos de depressivos e de controle em relação às características extraídas da base de dados

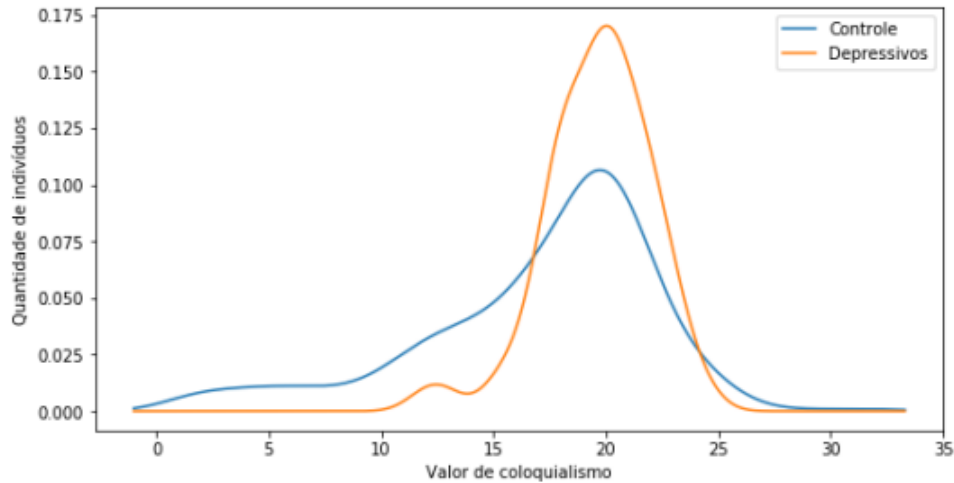
	Grupo de Controle	Grupo Depressivo
Coloquialismo	13,54	10,83
Verbos no passado	2,92	3,76
Verbos no presente	6,39	7,98
Pronome negativo	0,16	0,19
Pronome reflexivo de primeira pessoa	0,66	1,05
Pronome de primeira pessoa	2,82	4,03
Quantidade de palavras	91,13	88,01

Fonte: Neves (2019).

Em relação ao desvio padrão relativamente alto, Neves (2019) menciona que tais resultados eram esperados, devido a base de dados ser de textos extraídos do Reddit e não de um ambiente controlado.

Utilizando as tabelas 8 e 9 como referencia, Neves (2019) apresenta um histograma (ver figura 12) para auxiliar melhor no processo da análise das características de coloquialismo por grupo.

Figura 12 – Histograma da característica de coloquialismo



Fonte: Neves (2019).

A partir do histograma apresentado por Neves (2019) é possível observar uma maior concentração de valor de coloquialismo em pessoas consideradas depressivas. Dessa forma, a partir dos resultados apresentados, Neves (2019) presumiu que as pessoas com depressão tem mais propensão ao uso de uma linguagem mais coloquial do que as que não possuem.

Ao analisar as características de primeira pessoa e pronomes reflexivos de primeira pessoa, Neves (2019) observou a ausência de tais características nos textos relacionados ao grupo não depressivo, já em relação ao grupo depressivo foi constatado que existe uma tendência maior deles falarem mais de si mesmos.

Já no caso de de verbos no passado, Neves (2019) constata que o grupo de depressivos tendem a utilizar verbos do passado do que o grupo não depressivo.

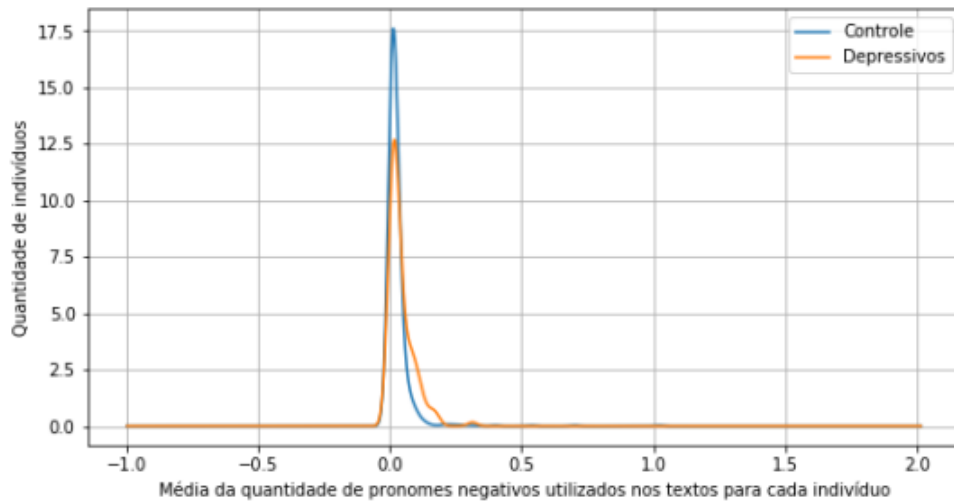
Por fim, em relação aos estados emocionais ambivalentes (pronomes negativos), Neves (2019) deixa claro a expectativa do grupo depressivo possuir um valor mais expressivo em relação a esse critério, assim como é característico de tal traço em indivíduos depressivos segundo Smirnova *et al.* (2018), mas não é isso que ocorre, assim como é possível observar na figura 13.

6.2.4 Verificação do modelo

Como não foi possível termos acesso ao código implementado por Neves (2019), nos limitamos apenas a demonstrar os resultados obtidos pelo autor para posteriormente realizar uma discussão com os limites apresentados no capítulo 5. Dessa forma, esta sessão se consiste em apresentar o treinamento do classificador SVM e seus respectivos resultados adquiridos por Neves (2019).

1. Treinamento do Classificador

Figura 13 – Histograma da utilização de pronomes negativos nos textos de cada indivíduo



Fonte: Neves (2019).

Por a base de dados utilizada por Neves (2019) não partir de um ambiente controlado, surgiu a necessidade de enfrentar um problema comum desse tipo de situação. Ao realizar o treinamento de um classificador com uma base de dados não balanceada, pode ser gerado um viés, assim como aponta Neves (2019):

[..]fazendo com que o mesmo[classificador] classifique novas amostras como pertencentes a classe que possui maior quantidade de amostras no conjunto de dados (NEVES, 2019, p. 63).

Para contornar o problema, Neves (2019) procurou aplicar probabilidade de seleção uniforme para balancear a amostra de 752 indivíduos correspondente ao grupo de não depressivos e ficar a par com o grupo de depressivos, que possuía cerca de 135 indivíduos. Dessa forma, ao aplicar o método probabilístico mencionado, foram selecionados 135 indivíduos do grupo de não depressivos.

Neves (2019) ao verificar a faixa de valores correspondentes as características extraídas dos dados na etapa de desenvolvimento (ver capítulo 6.2.2), encontrou outro problema: a faixa de valores eram muito discrepantes. Dessa maneira, para contornar essa questão, foi necessário normalizar tais valores, utilizando a seguinte formula:

$$z_p = \frac{x_i - \max(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

O z_i é o valor normalizado, x_i representa o valor que deseja-se normalizar, o x é o conjunto de valores ao qual x_i pertence. Já o $\max(x)$ e o $\min(x)$ representam, respectivamente, o valor máximo e mínimo do conjunto x .

Neves (2019) menciona que por não haver uma variação considerável dos pronomes negativos, essa característica não foi utilizada. Já as características utilizadas podem ser resumidas em atenção focada em si mesmo, tamanho de discurso, esquemas negativos de passado e coloquialismo (ver quadro 3).

Quadro 3 – 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

Fonte: Neves (2019).

Com os dados sendo divididos em cerca de 66,66% para treinamento e 33,33% para teste, Neves (2019) apresentou no quadro 4 para demonstrar melhor os parâmetros utilizadas para o treinamento. Dessa forma, para selecionar tais parâmetros o autor procurou utilizar um *grid search*, que se consiste no treinamento do modelo de forma a avaliar o melhor desempenho dentre todas as combinações de valores possíveis, a partir de um conjunto de potenciais valores.

Quadro 4 – 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	<i>One-vs-One</i>	X
	<i>One-vs-Rest</i>	
Kernel	Linear	
	Função de base radial	X
Heurística de esticamento (<i>shrinking</i>)	Sim	X
	Não	
Gamma	<i>Scale</i>	X
	<i>Auto</i>	

Fonte: Neves (2019).

2. Avaliação do resultado de classificação

Neves (2019) utilizou a precisão, revocação e *F1-measure* para avaliar os resultados obtidos na tabela 10, sendo que como o objetivo do autor era “identificar o maior número de in-

divíduos depressivos existentes na base de dados” (NEVES, 2019, p. 66), a métrica considerada de maior relevância foi a de revocação.

Por fim, Neves (2019) cita que mesmo com certas limitações - a barreira em modelar certos aspectos referentes ao coloquialismo, limite na representação de determinados conceitos abordados no modelo base dos autores Smirnova *et al.* (2018), entre outros - ao desenvolver seu modelo, foi possível produzir uma boa classificação assim como demonstrado no tabela 10.

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

Fonte: Neves (2019).

6.2.5 Entrevista

Diferente do estudo de caso anterior (capítulo 6.1), foi possível estabelecer contato com o autor Neves (2019) e realizar uma entrevista semi-estruturada, mas devido a forças maiores não foi possível obter a aprovação para expor a transcrição da entrevista e dar detalhes sobre o ocorrido. No entanto, é importante deixar claro a importância que foi a entrevista para entender certos pontos do trabalho do autor.

No caso, é teorizado que o fato da entrevista ter gerado uma grande quantidade de conteúdo, o processo de validação da transcrição mesmo realizando recortes tornou-se cansativo. Dessa forma, exigiu muito tempo para realizar a revisão e validação por parte do entrevistado. Para trabalhos futuros, conclui-se a necessidade de tornar o processo menos cansativo, talvez obter uma aprovação previa, diminuir o tempo de entrevista ou ter uma pauta mais direta.

6.2.6 Discussão dos limites pré-estabelecidos

Nesta etapa é feita uma análise com o intuito de traçar um paralelo entre os limites pré-estabelecidos na seção 5 deste estudo, e os resultados adquiridos pelo modelo computacional produzido por Neves (2019), bem como as limitações narradas por esse.

Em relação ao primeiro limite, conhecimento prévio (A), pôde-se observar que Neves (2019) explora diferentes definições de depressão e busca de forma aprofundada por um modelo de domínio que possa servir como base para seu estudo.

Em geral, Neves (2019) busca entender quais as definições do problema que esta explorando e como os aspectos do modelo de Smirnova *et al.* (2018) podem ser tratados dentro de um modelo computacional.

A partir desse estudo prévio é que Neves (2019) começa a estruturar seu trabalho. Desta maneira, é possível compreender as etapas e todo o processo de desenvolvimento, permitindo observar de maneira mais clara quais os limites da modelagem e os conhecimentos prévios utilizados.

A partir disso, declaramos que Neves (2019) procurou entender e de alguma forma integrar um conhecimento prévio ao seu modelo computacional, por mais que existam limitações claras.

Quanto ao aspecto sobre tratamento dos dados (B), Neves (2019) utiliza diversos métodos de pré-processamento para posteriormente transformar as palavras dos textos da base de dados em *tokens*. No entanto, é importante ressaltar até que ponto essas modificações interferem no resultado.

Talvez não seja nítido quando é pego certas características do modelo base de Smirnova *et al.* (2018), mas quando levamos em conta outras características as quais Neves (2019) não conseguiu modelar, como figuras de linguagem e certas questões do coloquialismo, que de alguma forma se relacionam a questões de contexto, surge o seguinte questionamento: até que ponto esse processo de tratamento dos dados realizado pelo autor Neves (2019) interferiu nos resultados, ou mesmo impediu a modelagem de certas características?

Dessa forma, esse limite está intimamente ligado com o limite do campo (D), já que através dessa discussão, nos questionamos até que ponto o limite de campo é devido a um impossibilidade de criar um sistema computacional capaz de modelar todas as características do modelo de Smirnova *et al.* (2018), ou se o problema está na forma de tratamento dos dados e as ferramentas utilizadas por Neves (2019).

Esses questionamentos são pertinentes, pois ao desenvolver um modelo computacional, não se pode esperar que todas as condições sejam propícias para a modelagem. No caso do autor Neves (2019) foi possível observar os problemas ao lidar com uma base de dados gerada a partir de um ambiente não controlado. Outro exemplo, é não ser apresentados os resultados esperados por Neves (2019) em relação aos pronomes negativos.

No primeiro caso da base de dados, Neves (2019) procurou adaptar utilizando um método probabilístico para equiparar os dois grupos e tornar possível a aplicação do modelo. No entanto, ao lidar com pronomes negativos o autor decidiu não utilizá-los (ver tabela 3) no treinamento e avaliação do classificador.

Dado o contexto do processo de desenvolvimento do modelo proposto por Neves (2019) os pronomes negativos não demonstraram relevância, diferente do modelo de Smirnova *et al.* (2018) que possui uma relevância considerável.

O limite de relatividade de conhecimento (C), pode ser avaliado quando Neves (2019) demonstra esses diferentes conceitos a respeito da depressão dentro da psicologia, possibilitando especular um outro limite computacional, pois pode trazer a tona um questionamento sobre os múltiplos domínios proposto por Levesque, Davis e Morgenstern (2012): como seria feito o processo de conciliação entre os múltiplos domínios?

Esse questionamento surgiu, pois podemos ressaltar que muitas das definições encontradas nos diversos domínios existentes possuem diferentes propostas, abordagens e contextos, então criar um paralelo entre eles pode ser uma tarefa árdua até mesmo para um ser humano.

Concluimos que Neves (2019), descreve precisamente todos os problemas enfrentados e, quais os ajustes foram necessários para que fosse possível demonstrar de forma clara seu modelo de depressão. Sendo assim, mesmo que o modelo computacional proposto seja limitado em comparação com o modelo base de domínio, a estratégia de demonstrar quais pontos foram possíveis serem modelados, justificar os porquês de outros não poderem, abre portas para futuras melhorias e compreensão dos limites computacionais a serem explorados.

7 UMA DISCUSSÃO COM A PSICANÁLISE

O presente capítulo tem como objetivo estabelecer uma discussão com a psicanálise lacaniana e apresentar reflexões do que foi abordado até o momento.

7.1 Os múltiplos domínios e a linguagem

Realizando um paralelo com os múltiplos domínios mencionados por Levesque, Davis e Morgenstern (2012), uma possível interpretação é que para Lacan (1998, p. 300-304) não existe a concepção de múltiplos domínios, mas que todos os domínios propostos por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) estão presentes na linguagem. Portanto, as emoções, senso comum, raciocínio lógico entre outros, estão presentes dentro dessa estrutura chamada linguagem.

Ao pensar no limite de conhecimento prévio apresentado no capítulo 5 e relacionar com uma perspectiva lacaniana, talvez não seja possível resolver esse problema no momento atual, já que para Lacan (1998, p. 303-304) tudo está contido na linguagem, isso inclui a história. Portanto, é inviável uma máquina acessar de forma íntegra tudo que está contido na linguagem partindo dessa concepção. Dessa forma, pôr o indivíduo ser avaliado como um ser falante, pode ser considerado um produto da linguagem, diferente da máquina que não consegue ocupar tal espaço.

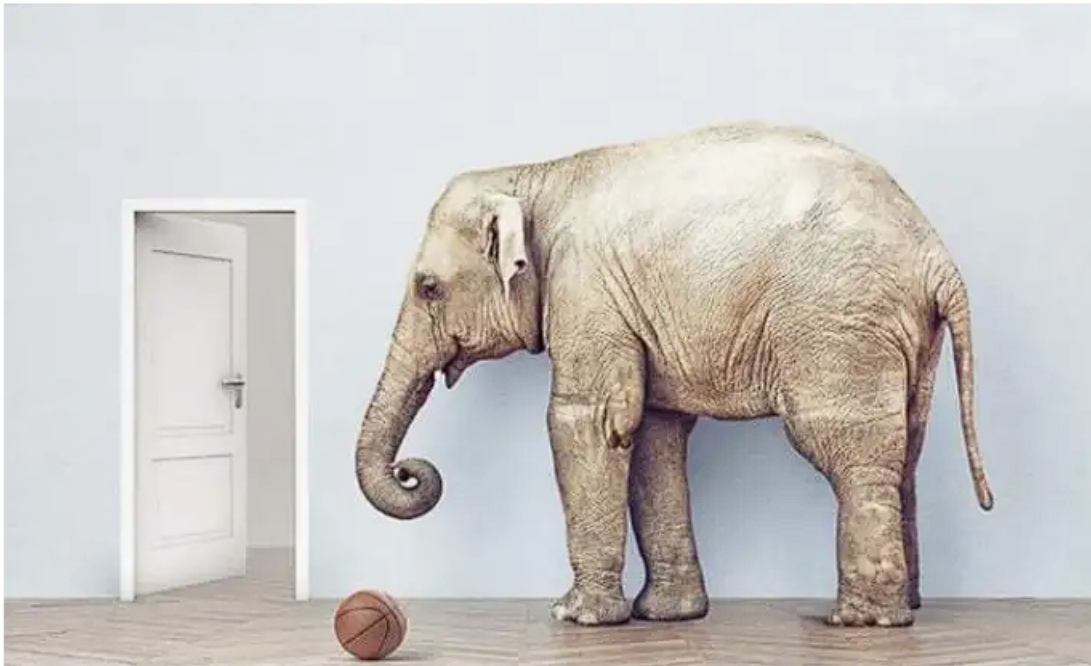
Talvez Sowa (2010) se aproxime desse ponto ao citar que a lógica formal é muito inflexível para assumir o papel de base da linguagem. Dessa maneira, a lógica e ontologia são como abstrações da própria linguagem.

E mesmo que, hipoteticamente, haja possibilidade de acessar todo conhecimento universal presente na linguagem, outro problema surgiria, assim como colocado por Levesque, Davis e Morgenstern (2012) ao criticar a Sala Chinesa, “é altamente improvável que um sistema sem entendimento que possa prescrever com precisão um comportamento tão complexo, possa ser realizado dentro do tamanho do nosso universo” (LEVESQUE; DAVIS; MORGENSTERN, 2012, p. 7, tradução nossa). Além de que segundo Kocijan *et al.* (2022), apenas uma fração dos estudos de IA focam sobre o raciocínio do senso comum, e vai além quando cita que aplicativos de IA bem-sucedidos evitam esse tipo de problemática.

7.2 O que a fala não diz

Na imagem 14 é proposto o questionamento de como “isso” passou pela porta, sendo que para qualquer pessoa dotada de senso comum, o “isso” significa o elefante, já que a bola passaria facilmente pela porta, diferente do elefante que é muito maior. Dessa forma, o espanto surge pela dúvida de como um elefante tão grande passou por uma porta menor do que ele (SABA, 2020a).

Figura 14 – Elemento oculto



*How on earth did **it** go through the door?*

Fonte: Adaptado de Saba (2020a).

Para conseguir resolver essa questão, é necessário entender que nesse contexto existe elementos ocultos, que necessitam processos subjetivos para compreender a quem o “isso” remete.

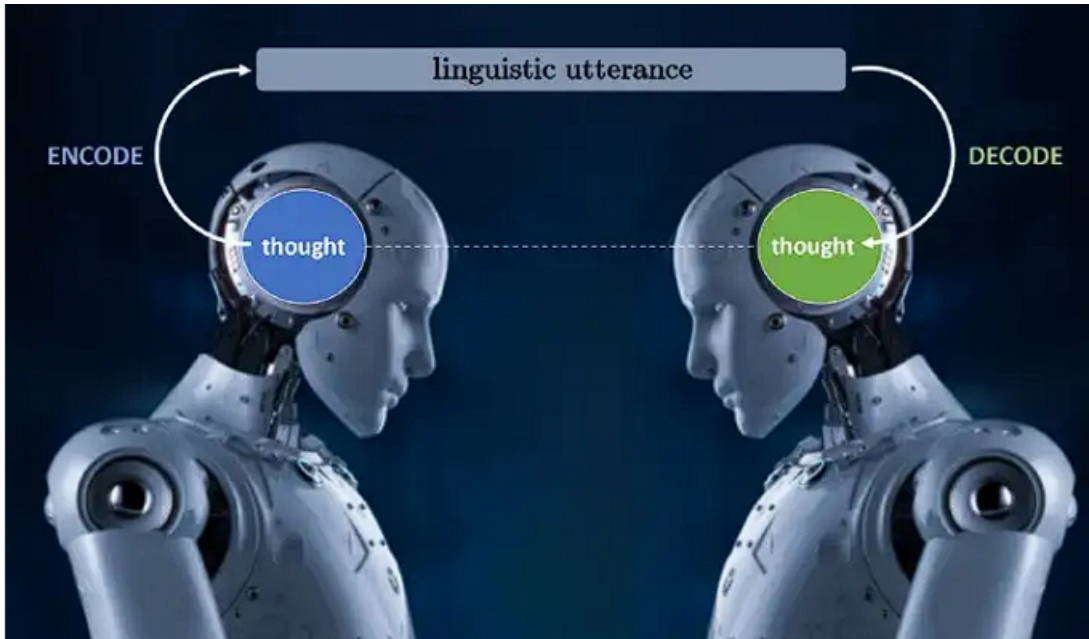
Saba (2020b) menciona o fenômeno do texto ausente (MTI - *Missing Text Phenomenon*), onde um pensamento é codificado por um sujeito através de um texto, enquanto o ouvinte decodifica tal texto para descobrir o pensamento que foi codificado (ver figura 15). Esse processo de decodificação o autor menciona que é o “C” do CLN (Compreensão da Linguagem Natural), que por sua vez busca a compreensão da linguagem natural a partir de uma perspectiva computacional, e não apenas um “processamento” de linguagem como na PLN.

Realizando um paralelo com a concepção de “ouvir o que a fala não diz” proposta por Lacan (1998, p. 296-298), a CLN mencionada por Saba (2020b), se aproxima muito mais da psicanálise lacaniana do que a PNL, já que a primeira procura compreender aspectos implícitos de uma frase, diferente da segunda que procura lidar com os elementos explícitos e suas respectivas extensões (valores numéricos e tensores/vetores).

7.3 Eco da própria fala

Para Lacan (1998, p. 301) um sujeito se dirigir a outro faz com que seja estabelecido uma relação em que se busca uma resposta desse, portanto, ocorre uma espécie de intimidação do

Figura 15 – MTP — *the Missing Text Phenomenon*



Fonte: Adaptado de Saba (2020b).

outro e como consequência se é obtido uma resposta caso esse último também esteja inscrito na linguagem, do contrário não há uma resposta desse outro. Portanto, quando um sujeito se direciona a uma máquina, não há uma resposta da máquina, já que ela não está constituída como sujeito de linguagem. Por fim, a partir dessa relação entre sujeito e máquina, ocorre apenas um eco da própria fala do primeiro sujeito ao se direcionar a uma máquina.

Partindo dessa ótica, um exemplo que pode ser mencionado é sobre o caso do modelo de linguagem LaMDA (*Language Models for Dialog Applications*) o qual ganhou repercussão na mídia em 2022, devido a declaração do engenheiro da Google, Blake Lemoine, em que definiu tal modelo como “uma máquina pensante e consciente”, segundo mencionado por Hernández (2022) no portal de notícias G1.

No portal de notícias Exame, foi publicado pela autora Pancini (2022) que o engenheiro realizou uma entrevista com o modelo de linguagem com o intuito de demonstrar para seus colegas de equipe e de certa forma para o mundo, que o LaMDA se tornou senciente, onde a autora define como “algo dotado de sensações ou impressões próprias”.

O LaMDA é um exemplo de modelo de linguagem que é capaz de executar várias tarefas, com o intuito de gerar respostas em potencial dependendo da aplicação, um exemplo prático pode ser observado no estudo de Thoppilan *et al.* (2022).

Os modelos de linguagem utilizam diversas tarefas de PNL para ponderar as probabilidades de saídas de um sistema. Um exemplo são os tradutores automáticos, que se utilizam de modelos de linguagem para melhorar a fluência da tradução no idioma de destino. Já em reconhecimento de fala, os modelos de linguagem são utilizados com modelos acústicos para prever a próxima palavra (JING; XU, 2019).

A partir dessa repercussão, procurando deixar de lado questões mais profundas sobre o que é consciência, pensamento, senciante etc. O simples fato de esse sistema interagir com uma grande quantidade de dados, não significa necessariamente que está interagindo com a linguagem em si, assim como um indivíduo o faz, já que demanda de um processo subjetivo muito mais complexo do que apenas possuir uma quantidade massiva de dados. Portanto, existem questões de contexto, história, discurso entre outros, que não podem ser facilmente lidadas apenas com quantidade.

Em suma, os modelos de linguagem procuram associar palavras a um ou mais elementos pré-estabelecidos a partir de certos padrões. Tal associação pode ser entendida dentro do campo da linguagem para Saussure (2006, p. 79-81) como um signo, que é algo como a cristalização de um significante a um significado.

Ao pensar em figuras de linguagens, por exemplo, existe a quebra do signo para dar entrada a camadas mais profundas da significação. Dessa forma, a metáfora possibilita gerar mais de um significado para uma mesma palavra. A partir disso pode surgir o seguinte questionamento: "Uma máquina pode fazer metáfora?".

O problema de lidar com a quebra do signo e o aprofundamento das questões sobre significante e significado é a multiplicidade de significados que um significante pode acolher, de forma a se tornar computacionalmente ineficaz, caindo no problema já mencionado de acesso ao universo da linguagem e a capacidade computacional. Portanto, ao deixar de lado essas múltiplas variações de significado, pode ser perdido a verdadeira intenção do indivíduo ao escrever um texto.

Ao realizar um paralelo com a ideia anterior e a aplicação de modelos computacionais de análise de sentimentos, abre-se margem para teorizar sobre a forma em que se é buscado as respostas de um sujeito e suas consequências.

Quando não ocorre uma relação direta entre indivíduos durante a aplicação de um modelo computacional, será a máquina quem irá assumir um dos papéis principais da relação. Um exemplo é no caso dos algoritmos de análise de sentimento, onde a máquina analisa o texto e identifica as possibilidades de sentimentos presentes no texto em questão e fornece ao indivíduo que aplicou o algoritmo os resultados obtidos.

Dessa forma, a resposta do que realmente está sendo sentido pelo indivíduo se torna inviável partindo de uma ótica lacaniana, já que para esse tipo de resposta demanda uma interação direta entre dois ou mais, mesmo que esteja sendo utilizado uma máquina como um intermediário entre eles - nesse caso, tem-se como exemplo dois ou mais indivíduos utilizando seus respectivos computadores ou smartphones para se comunicar entre si. Portanto, pode ser entendido que a resposta obtida através do modelo computacional nada mais é do que uma resposta baseada no próprio eco daquilo que o aplicador já procurava escutar e não uma resposta do que realmente estava sentindo o sujeito da análise.

A partir disso pode ser estabelecido questões sobre até que ponto caminha a imparcialidade do autor ao desenvolver ou aplicar um modelo computacional, ou ainda, qual a real intenção do autor ao lidar com tais algoritmos.

7.4 A importância do escutar

Um episódio marcante na história brasileira, foi o surgimento do Hospício D. Pedro II no Rio de Janeiro em 1852. Ouyama (2006, p. 288) comenta a visão defendida por Jean-Étienne Dominique Esquirol em 1838, de que o hospício era um instrumento de cura. A partir dessa narrativa, o hospício deixa de exercer apenas uma função puramente arquitetônica para ter um papel na utilização da terapêutica das doenças mentais.

Dessa forma, foi identificado pelo autor Ouyama (2006, p. 289-296) certos princípios que regiam a organização dos hospícios:

- O primeiro princípio é o rompimento com o mundo externo, ou seja, o hospício tinha o papel de isolar o louco do mundo externo. A justificativa, era para que o paciente não encontrasse no ambiente do hospício nenhuma desordem a qual estava sujeito ao mundo exterior.
- Já o segundo princípio era a distribuição do espaço e tempo, que significava a organização do tempo e espaço do louco através da implementação de regras, interiorização da educação moral e do ensino da sociabilidade.
- O terceiro ponto era o ensinamento da realidade, onde "o louco deve aprender que é louco"(OUYAMA, 2006, p. 294). Isso significava que era necessário identificar o caráter delirante da loucura do paciente, com o intuito dele assumir que ele é louco, já que esse era o primeiro passo para aceitar a realidade.
- O quarto princípio era a enunciação da verdade da loucura, ou seja, a ideia da época de que "no hospício, a loucura deveria manifestar-se em sua verdade, e, no mesmo ato, ser abolido e expurgado pela racionalidade reinante da tecnologia asilar"(OUYAMA, 2006, p. 295).

Segundo Ouyama (2006, p. 295-296) tais princípios regiam os fundamentos da tecnologia asilar em que colocava três elementos em uma espécie de triangulo disciplinar: o médico, o louco e a instituição asilar.

A partir dessas questões, pode ser teorizado a imposição da ideologia de um grupo medico a seus pacientes. Desde o discurso do dever de aprender que se é louco, até o indivíduo ter que se sujeitar a um ambiente controlado. Dessa forma, o indivíduo é excluído da sociedade e perde até mesmo sua individualidade, ele não é apenas ouvido, e tem a obrigação de assimilar as ideologias de outro.

Uma possível analogia é sobre a forma em que pode ser realizado um diagnóstico médico e o quão isso pode se aproximar da maneira com que a máquina opera. Ou seja, a partir de um saber catalográfico, um médico (semiológico) pode realizar um diagnóstico sem muito escutar ou questionar as metáforas e metonímias discursivas nas quais um indivíduo está inserido. Dessa forma, pode-se produzir um diagnóstico baseado apenas em dados previamente estabelecidos, muito semelhante ao que um modelo computacional reproduz.

Um modelo computacional de AS, cria um ambiente e regras com o intuito de verificar possíveis emoções presentes em um texto, mas muitas vezes pode negligenciar o indivíduo que escreveu, assim como o contexto histórico e social a qual ele pertence. Dessa forma, narrativas por parte do aplicador ou analista dos dados são as que prevalecem, já que esse contato direto com o indivíduo muitas vezes não existe.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo busca apresentar uma conclusão do desenvolvimento deste trabalho e possíveis trabalhos futuros.

8.1 Conclusão

Por mais extrema que possa ser a analogia da forma de organização dos hospícios mencionada por Ouyama (2006, p. 289-296), com a maneira que está sendo desenvolvendo e aplicando os modelos computacionais, ainda é pertinente em teoria, devido algumas similitudes dos processos.

O desenvolvimento dos sistemas computacionais analisados neste trabalho, partem em sua maioria da criação de ambientes controlados aos quais são estabelecidos regras e processos para gerir os dados de entrada e os resultados obtidos. No entanto, muitos desses casos não levam em consideram aspectos pertencentes ao sujeito da análise - como o contexto social e história. As próprias regras muitas vezes procuram adaptar o discurso através da manipulação da estrutura dos dados. Dessa forma, é possível teorizar que a individualidade do sujeito da análise é descartada em prol de um pareamento dos dados para tornar possível a interpretação pela máquina.

Ou ainda, tornar possível a manipulação dos dados para obter certos resultados, seguindo o interesse de um grupo ou responsável da aplicação do modelo. Em teoria, pode ser realizado um paralelo com o seguinte trecho: "[...] um lugar [o hospício] de internamento de doentes de uma classe especial e um lugar de segregação de indesejáveis." (OUYAMA, 2006, p. 209). Dessa forma, ao mesmo tempo que os modelos computacionais podem ter um papel de auxiliar em demandas da sociedade, também podem participar de um processo de segregação de determinados grupos, seja pela raça ou etnia. Um exemplo, é reprodução do preconceito através da influência de algoritmos, assim como é exposto por Razel (2022).

Por isso, conclui-se que é necessário tomar consciência de que o processo de modelagem computacional é mais do que a criação de artefatos para um determinado fim, ou ainda, mais do que a aplicação de processos probabilísticos, mas relaciona-se diretamente com processos históricos, sociais, geográficos, psicológicos, antropológicos, linguísticos entre outros, devido ao impacto que a computação tem em todas as esferas da sociedade. Talvez, esse seja o ponto que Levesque, Davis e Morgenstern (2012) quis trazer ao mencionar os múltiplos domínios, Winograd (1972, p. 01-02) ao falar da necessidade de tratar de forma integrada os diversos aspectos da linguagem e Sowa (2010) ao apresentar a lógica e ontologia como abstrações da linguagem.

As aplicações dos modelos computacionais impactam diretamente na sociedade, então ao produzir esse tipo de modelo sem levar em conta os vários aspectos das áreas do conhecimento social e outros, podem gerar consequências gravíssimas para a sociedade.

Dessa maneira, foi possível através da discussão com a psicanálise, observar que existe toda uma complexidade quando se trata da análise do discurso, a qual demanda todo um processo analítico extremamente complexo para compreender os mecanismos da linguagem.

Em resumo, esse trabalho procurou demonstrar a importância de ao tratar da análise de um discurso em uma perspectiva computacional, não reduzir essa causa complexa - que demanda observar a perspectiva de diversos pontos de vista - em uma causa simples. Portanto, explorar as limitações e dificuldades encontradas no desenvolvimento e aplicação dos modelos computacionais, torna possível aperfeiçoar cada vez mais as técnicas de forma a desenvolver a sociedade como um todo, para que no fim exista uma agregação de todas as camadas sociais no processo de desenvolvimento tecnológico e humano, em vez de uma espécie de segregação.

8.2 Trabalhos futuros

Ao pensar em trabalhos futuros, o primeiro passo é ter consciência da necessidade de uma aproximação direta com os indivíduos da análise, assim como entender a intenção do desenvolvedor e aplicador do modelo computacional proposto. No fim, o principal ponto defendido neste trabalho é ampliar o contato entre todos os envolvidos no processo de criação, aplicação e análise dos modelos computacionais e a agregação de outras áreas do conhecimento como já mencionadas.

Caso haja o interesse em continuar a proposta deste trabalho, recomenda-se realizar um mapeamento mais profundo dos limites computacionais de algoritmos de AS. Uma possibilidade é a criação de um *survey* dos algoritmos de AS para mapear e explorar melhor questões como metodologia, conhecimentos de domínio, informações de patrocínio da pesquisa, local de publicação etc. Explorar pontos que vão além da parte técnica, permitem entender um pouco mais a intenção do autor, o que abre portas para explorar questões mais complexas como preconceito, segregação, acessibilidade entre outros.

Outra proposta é explorar o modelo computacional proposto por Winograd (1972, p. 01-05), o CLN, e através do aprofundamento desse estudo, realizar um comparativo metodológico entre a CLN e PLN. Dessa maneira, recomenda-se o trabalho realizado por Saba (2020b).

E não menos importante, outra recomendação é procurar outras áreas do conhecimento - geografia, antropologia, história, entre outras - para estabelecer novas discussões sobre as perspectivas da análise do discurso com a computação, assim como este trabalho se propôs ao dialogar com a psicanálise lacaniana.

REFERÊNCIAS

- AFONSO, A. R. A referência em textos do youtube: um estudo com vistas à análise de sentimentos. **Liinc em Revista**, v. 13, p. 357–370, dez. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.18617/liinc.v13i2.3933>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- AFONSO, A. R.; DUQUE, C. G. Análise de sentimentos em comentários de vídeos do youtube utilizando aprendizagem de máquinas supervisionada. **Revista Ciência da Informação**, v. 48, p. 21–33, out. 2019. Disponível em: <http://revista.ibict.br/ciinf/article/view/4315>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- AMAZON. **O que é uma API?** 2022. Disponível em: <https://aws.amazon.com/pt/what-is/api/>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- BENEVENUTO, F.; ARAUJO, M.; GONÇALVES, P. Measuring sentiments in online social networks. **Proceedings of the 19th Brazilian symposium on Multimedia and the web**, Association for Computing Machinery, v. 13, p. 97–104, nov. 2013. ISSN 9781450325592. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2526188.2526196>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- BENEVENUTO, F.; RIBEIRO, F.; ARAUJO, M. Sentiment analysis methods for social media. **Proceedings of the 21th Brazilian symposium on Multimedia and the web**, Association for Computing Machinery, v. 15, p. 8, out. 2015. ISSN 9781450339599. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2820426.2820642>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- BOGHE, K. We need to talk about sentiment analysis. **Medium**, jul. 2020. Disponível em: <https://medium.com/swlh/we-need-to-talk-about-sentiment-analysis-9d1f20f2ebfb>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- BRITTO, L.; PACIFICO, L. Análise de sentimentos para revisões de aplicativos mobile em português brasileiro. **2019: Anais do XVI Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional**, v. 16, p. 1080–1090, out. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/eniac.2019.9359>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- CASELLI, F. R. B.; LANG, C. E. Diálogos de lacan na reinvenção do inconsciente. **Psicologia em Estudo**, v. 20, p. 139 – 150, jan. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.4025/psicoestud.v20i1.25798>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- CASTELFRANCHI, C. Alan Turing's "Computing Machinery and Intelligence". **Topoi**, v. 32, p. 293–299, out. 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11245-013-9182-y>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- CHAMLERTWAT, W. *et al.* Discovering consumer insight from twitter via sentiment analysis. **JUCS - Journal of Universal Computer Science**, v. 18, p. 973–992, dez. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.3217/jucs-018-08-0973>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- CRESCENCIO, M.; GONÇALVES, A. L.; TODESCO, J. L. Um processo de classificação de texto: Análise de sentimentos das opiniões no Tripadvisor® sobre a atração Oktoberfest Blumenau. **Anais Do Congresso Internacional De Conhecimento E Inovação – Ciki**, v. 1, nov. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.48090/ciki.v1i1.867>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- DEVLIN, J. *et al.* Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>. Acesso em: 17 nov. 2022.

EMELIN, D.; SENNRICH, R. Wino-X: Multilingual Winograd Schemas for Commonsense Reasoning and Coreference Resolution. **Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, Association for Computational Linguistics, p. 8517–8532, nov. 2021. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.670>. Acesso em: 8 nov. 2022.

FRASER, M. T. D.; GONDIM, S. M. G. Da fala do outro ao texto negociado: discussões sobre a entrevista na pesquisa qualitativa. **Paidéia (Ribeirão Preto)**, v. 14, p. 139–152, ago. 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0103-863X2004000200004>. Acesso em: 8 nov. 2022.

FREIRE, J.; BONNET, P.; SHASHA, D. Computational reproducibility: State-of-the-art, challenges, and database research opportunities. **Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**, p. 593–596, jun 2012. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2213836.2213908>.

GOMES, L. M. *et al.* Facebook vs moodle: Surveying university students on the use of learning management systems to support learning activities outside the classroom. **2015 10th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)**, p. 1–4, jul. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/CISTI.2015.7170464>. Acesso em: 8 nov. 2022.

HAWKINS, E. **A dedicated home for computational science**. 2020. <https://blogs.nature.com/ofschemesandmemes/2020/04/27/a-dedicated-home-for-computational-science>. Acesso em: 17 nov. 2022.

HENGXING, H. The discourse flexibility of zhao yuanren [yuen ren chao]'s homophonic text. **Journal of Chinese Linguistics**, v. 46, p. 149–176, jan. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1353/jcl.2018.0005>. Acesso em: 8 nov. 2022.

HERNÁNDEZ, A. **Como funciona o LaMDA, cérebro artificial do Google "acusado" por engenheiro de ter consciência própria**. 2022. G1. Disponível em: <https://g1.globo.com/mundo/noticia/2022/06/17/como-funciona-o-lambda-cerebro-artificial-do-google-acusado-por-engenheiro-de-ter-consciencia-propria.ghtml>. Acesso em: 8 nov. 2022.

HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. **Neural Comput.**, MIT Press, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, nov 1997. ISSN 0899-7667. Disponível em: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.

JAKOBSON, R. **Linguística e Comunicação**. [S.l.]: Editora Cultrix - São Paulo, 2007. 122-123 p. ISBN 85-316-0227-0.

JING, K.; XU, J. A survey on neural network language models. arXiv, jun. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.03591>. Acesso em: 8 nov. 2022.

KAUER, A. U. **Análise de Sentimentos baseada em Aspectos e Atribuição de Polaridade**. 2016. 12-29 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre, 2016. Disponível em: <https://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/140910>. Acesso em: 8 nov. 2022.

KOCIJAN, V. *et al.* The defeat of the winograd schema challenge. arXiv, jan. 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.02387>. Acesso em: 8 nov. 2022.

LACAN, J. **Escritos**. [S.l.]: Jorge Zahar Editor Ltda, 1998. 256-259 e 296-304 p. ISBN 85-7110-443-3.

LACAN, J. **A Lógica do Fantasma**. [S.l.]: Association lacanienne internationale, 2008. 23-26 p.

- LEVESQUE, H. J. Is it enough to get the behaviour right? **Proceedings of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence**, Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 1439–1444, jul. 2009. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1661445.1661676>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- LEVESQUE, H. J.; DAVIS, E.; MORGENSTERN, L. The winograd schema challenge. **KR'12: Proceedings of the Thirteenth International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning**, AAAI Press, p. 552–561, jun. 2012. ISSN 9781577355601. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3031843.3031909>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- LÉVI-STRAUSS, C. **Antropologia estrutural**. [S.l.]: Editora Cosac Naify, 2008. 201-207 p. ISBN 9788575032497.
- LIU, B. **Sentiment Analysis and Opinion Mining**. Springer Cham, 2012. 5-12 p. ISBN 978-3-031-02145-9. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-02145-9>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- MELO, G. S. d. **Winograd Schemas in Portuguese**. ago. 2020. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, Escola Politécnica, São Paulo, ago. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/D.3.2020.tde-14012021-124730>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- MELO, G. S. d.; IMAIZUMI, V. A.; COZMAN, F. G. Winograd schemas in portuguese. **Anais do XVI Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional**, SBC, out. 2019. ISSN 2763-9061. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/eniac.2019.9334>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- MOREIRA, V. d. S. *et al.* Análise de sentimentos: Comparando o uso de ferramentas e a análise humana. **2016: Anais do XII Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação**, SBC, v. 12, p. 441–448, maio 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/sbsi.2016.5993>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- NASCIMENTO, P.; OSIEK, B.; XEXÉO, G. Análise de sentimento de tweets com foco em notícias. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação**, v. 14, ago. 2015. ISSN 1677-3071. Disponível em: <https://doi.org/10.21529/RESI.2015.1402002>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- NEVES, Y. C. B. **Detecção de comportamento depressivo com base em evidências textuais**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2019. Disponível em: <http://repositorio.utfpr.edu.br:8080/jspui/handle/1/9274>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- NLTK PROJECT. **Documentation**: Natural language toolkit. 2022. <https://www.nltk.org/>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- OUYAMA, M. N. **Uma máquina de curar**: o Hospício Nossa Senhora da Luz em Curitiba e a formação da tecnologia asilar (final do século XIX e início do XX). 2006. 209 e 288-296 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Paraná, Curitiba - PR, 2006. Disponível em: <https://hdl.handle.net/1884/12064>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- PANCINI, L. **O que disse a inteligência artificial do Google que acredita ser humana**. 2022. Exame. Disponível em: <https://exame.com/pop/lamda-google-inteligencia-artificial-disse-consciencia-humana/>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- PESSANHA, G. L. e. a. fiqueemcasa: análise de sentimento dos usuários do twitter em relação ao COVID19. **HOLoS**, v. 5, p. 1–20, dez. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.15628/holos.2020.11147>. Acesso em: 8 nov. 2022.

PREUSS, L.; SANTOS, J. d.; GUEDES, G. P. Vita - Estimando a satisfação de estudantes por meio da análise de sentimentos. **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)**, p. 1143, out. 2018. ISSN 2316-6533. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5753/cbie.sbie.2018.1143>. Acesso em: 8 nov. 2022.

QUINET, A. **A descoberta do Inconsciente**: Do desejo ao sintoma. [S.l.]: Jorge Zahar Editor Ltda, 2003. ISBN 85-7110-571-5.

RAZEL, S. **A automatização de preconceitos através da influência dos algoritmos**: Como dispositivos algorítmicos afetam a vida cotidiana e reforçam estigmas sociais. Agent PUC-SP, 2022. Disponível em: <https://agent.pucsp.br/noticias/automatizacao-de-preconceitos-atraves-da-influencia-dos-algoritmos>. Acesso em: 8 nov. 2022.

REIS, B. **Redes Neurais – Funções De Ativação**. 2016. Laboratório Mobilis Computação Móvel. Disponível em: <http://www2.decom.ufop.br/imobilis/redes-neurais-funcoes-de-ativacao>. Acesso em: 15 Jul. 2022.

SABA, W. Nlu is not nlp++. Medium, abr. 2020. Disponível em: <https://medium.com/ontologik/nlu-is-not-nlp-617f7535a92e>.

SABA, W. Time to put an end to BERTology (or, ML/DL is not even relevant to NLU). Medium, out. 2020. Disponível em: <https://medium.com/ontologik/time-to-put-an-end-to-bertology-or-ml-dl-is-not-even-relevant-to-nlu-e5ba6fc53403>.

SAUSSURE, F. **Curso de Linguística Geral**. 27. ed. [S.l.]: Editora Cultrix - São Paulo, 2006. 79-93 e 142-146 p. ISBN 978-85-316-0102-6.

SILVA, N. R.; LIMA, D.; BARROS, F. SAPair: Um processo de análise de sentimento no nível de característica. 2012. Disponível em: {<http://sites.labic.icmc.usp.br/wti2012/artigos/105283.pdf>}. Acesso em: 8 nov. 2022.

SILVA, P. d. S. **Avaliação do desempenho de métodos de análise de sentimentos na presença das figuras de linguagem sarcasmo e ironia**. 2016. 34-50 p. Trabalho de Conclusão de Curso - Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará. Marabá, 2016. Disponível em: <http://repositorio.unifesspa.edu.br/handle/123456789/233>. Acesso em: 8 nov. 2022.

SMIRNOVA, D. *et al.* Language patterns discriminate mild depression from normal sadness and euthymic state. **Frontiers in Psychiatry**, v. 9, abr. 2018. ISSN 1664-0640. Disponível em: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2018.00105>. Acesso em: 8 nov. 2022.

SMITH, G. **COMPUTERS EXCEL AT FINDING TEMPORARY PATTERNS**: Which contributes to the replication crisis in science. 2020. <https://mindmatters.ai/2020/09/computers-excel-at-finding-temporary-patterns/>. Acesso em: 17 nov. 2022.

SOWA, J. F. The role of logic and ontology in language and reasoning. **Theory and Applications of Ontology: Philosophical Perspectives**, Springer Netherlands, p. 231–263, jan. 2010. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-90-481-8845-1_11. Acesso em: 8 nov. 2022.

STEFIK, M. J. Book reviews: Understanding computers and cognition a new foundation for design. **Artificial Intelligence**, v. 31, p. 213–261, 1987. Disponível em: https://www.academia.edu/2429378/T_Winograd_and_F_Flores_Understanding_Computers_and_Cognition_A_New_Foundation_for_Design. Acesso em: 8 nov. 2022.

- TAVARES, F.; CUNHA, L. M. **Web Scraping, um caso de uso para coletar metadados de artigos científicos publicados na biblioteca digital da IEEE**. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação Sistemas de Informação) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2021. Disponível em: <http://app.uff.br/riuff/handle/1/24056>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- THOPPILAN, R. *et al.* LaMDA: Language Models for Dialog Applications. arxiv, jan. 2022. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2201.08239>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- TURING, A. M. Computing machinery and intelligence. **Mind**, v. 59, p. 433–460, out. 1950. ISSN 0026-4423. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>. Acesso em: 8 nov. 2022.
- VARELA, F. J. **Conocer**: Las ciencias cognitivas tendencias y perspectivas. Cartografía de las ideas actuales. [S.l.]: Editorial Gedisa, 2005. 118-119 p. ISBN 84-7432-383-5.
- WINOGRAD, T. Understanding Natural Language. **Cognitive Psychology**, v. 3, p. 1–5, jan. 1972. ISSN 0010-0285. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(72\)90002-3](https://doi.org/10.1016/0010-0285(72)90002-3). Acesso em: 8 nov. 2022.
- ZIZEK, S. **Como ler Lacan**. [S.l.]: Jorge Zahar Editor Ltda, 2010. 22-23 p. ISBN 978-85-378-0243-4.