



Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática - CIn
Programa de Pós-graduação Profissional em Ciência da Computação (PPGP-CC)

Ailton José Rodrigues

V-LIBRASIL: Uma base de dados com sinais na Língua Brasileira de Sinais (Libras).

Recife
2021

Ailton José Rodrigues

V-LIBRASIL: Uma base de dados com sinais na Língua Brasileira de Sinais (Libras).

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação Profissional em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre Profissional.

Área de Concentração: Sistemas de Informação

Orientador: Professor Dr. Cleber Zanchettin

Recife
2021

Catálogo na fonte
Bibliotecária Monick Raquel Silvestre da S. Portes, CRB4-1217

R696v Rodrigues, Ailton José
 V-LIBRASIL: uma base de dados com sinais na língua brasileira de sinais
 (Libras)./ Ailton José Rodrigues. – 2021.
 161 f.: il., fig., tab.

 Orientador: Cleber Zanchettin.
 Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CIn,
 Ciência da Computação, Recife, 2021.
 Inclui referências, apêndices e anexo.

 1. Sistemas de informação. 2. Inteligência computacional. I. Zanchettin,
 Cleber (orientador). II. Título.

 681.3 CDD (23. ed.) UFPE - CCEN 2022 – 11

Ailton José Rodrigues

“V-LIBRASIL: Uma base de dados com sinais na Língua Brasileira de Sinais (Libras)”

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação Profissional em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre Profissional. Área de concentração: Sistemas de Informação.

Aprovado em 02 de agosto de 2021.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Leandro Maciel Almeida
Centro de Informática / UFPE

Profa. Mariângela Estelita Barros
Universidade Federal de Goiás

Prof. Cleber Zanchettin
Centro de Informática / UFPE
(Orientador)

Dedico este trabalho a minha família e minha esposa, Isabel dos Santos Lima, que foram porto seguro perante as dificuldades enfrentadas durante este percurso, que não foram fáceis, mas sempre batalhando para tornar o difícil mais simples e inteligível e assim chegar ao ápice.

AGRADECIMENTOS

A conclusão deste trabalho não seria possível sem a participação de pessoas fundamentais que fazem parte da minha vida, que por meio de manifestações de apoio, carinho e compreensão, serviram de motivação para concluir esta etapa importante em minha vida. Assim, expresso toda minha gratidão: Primeiramente a Deus, pelo dom da vida, pela a proteção divina e por sempre ouvir as minhas preces, minhas súplicas e me guiar para que eu possa alcançar os meus objetivos. A minha esposa, Isabel dos Santos Lima, que sempre me fez acreditar, motivar e me impulsionar para alcançar voos mais longes, sem ela não seria possível galgar o sucesso. *In memoriam*, a minha mãe, Maria do Remédio de Sousa e Silva, que desde criança orientou-me no caminho dos estudos e não mediu esforços para fomentar recursos a serem empregados na minha formação acadêmica. Além disso, sua forte fé em Deus e religiosidade sempre foi referência e serviu de acalento para os momentos de dificuldades surgidos na empreitada dos estudos. Cheguei onde cheguei e ainda estou a chegar, principalmente, devido a estas pessoas que Deus colocou no meu caminho, Dona Remédio e minha querida esposa, Isabel, que são as mulheres que me impulsionam a subir mais alto. Ao meu pai, José Rodrigues da Silva, que sempre me estimulou na área de exatas, principalmente quando recebi dele a minha primeira tabuada, meus agradecimentos a ele, além disso meus dois irmãos, Alex Fernando Rodrigues pelo apoio e confiança dados; minha irmã - Silvana Maria de Sousa e Silva - pelo jeito meigo de ser e preocupada sempre com minha saúde, agradeço de coração. Aos demais familiares e colegas, os quais eu não poderia nomear aqui pois são muitos, por todo o incentivo e pelas palavras de motivação. Ao Professor, Amigo, Conselheiro e Orientador - doutor Cleber Zanchettin - por acreditar nesta pesquisa, pela compreensão, apoio, segurança, puxão de orelha, atenção e disponibilidade que sempre prestou durante todo o processo de orientação guiando-me no caminho que um cientista deve trilhar. Aos demais professores do CIn-UFPE, por todo o conhecimento compartilhado, em especial aos da área de Inteligência Artificial (IA), que com as aulas fizeram eu me apaixonar e gostar dos assuntos que permeiam a IA.

"Ninguém baterá tão forte quanto a vida. Porém, não se trata de quão forte pode bater, se trata de quão forte pode ser atingido e continuar seguindo em frente. É assim que a vitória é conquistada"(ROCKY..., 2015).

RESUMO

A língua de sinais é um instrumento de comunicação visual que permite que indivíduos com diferentes tipos de deficiência auditiva e surdez se comuniquem. É a língua e o símbolo de identificação usada, no dia a dia, pelas pessoas com este tipo de deficiência. A grande maioria das pessoas com essa deficiência não têm contato com a língua oficial falada e escrita, e com isso enfrentam severas barreiras de comunicação, tendo enormes dificuldades de acesso a informações básicas e a serviços públicos. Língua Brasileira de Sinais (Libras), é a língua oficial de sinais do Brasil sendo usada por milhões de brasileiros surdos e também ouvintes. É sabido que, apesar dos esforços de inclusão social e laboral, ainda é pequeno o número de ouvintes habilitados a se comunicar por meio de Libras. Essa barreira invisível interfere na comunicação entre esses dois grupos e não promove autonomia do cidadão surdo nas atividades rotineiras de trabalho e de cidadania. Nesse sentido, a Inteligência Artificial têm sido usada como uma ferramenta para facilitar esta comunicação e promover a inclusão sócio-digital de surdos, oferecendo modelos baseados em aprendizagem de máquina que podem reconhecer e traduzir sinais de uma língua para a outra. Apesar do sucesso dos modelos de aprendizagem de máquina em diferentes tarefas, seu desempenho em reconhecimento de sinais ainda é limitado pela dificuldade de obtenção de dados para treinamento; já que existem poucas e limitadas bases de dados disponíveis nas línguas de sinais e menor ainda é a quantidade de sinais e dados rotulados em Libras. Este trabalho propõe a criação de uma base de dados rotulada de vídeos com intérpretes nativos e tradutores profissionais sinalizando palavras e expressões em Libras. Para a construção desta base foi criada uma metodologia baseada em estudos relacionados, no suporte da equipe de sinalizadores e nas bases existentes na literatura. Outro ponto considerado foi utilizar sinais que permitam fazer uma correlação com uma das principais bases de dados de sinais utilizada na literatura, a base de Sinais Americana (em inglês, *American Sign Language Video Dataset - ASLVD*), de forma a viabilizar uma associação entre os sinais em Libras e os sinais em ASL a fim de fomentar o desenvolvimento de sistemas de reconhecimento e tradução entre as duas línguas de sinais. A base de dados V-LIBRASIL é constituída de uma compilação paralela Português-Libras. A partição em Português é formada por 1364 termos extraídos e traduzidos da parte em Inglês da base de dados ASLVD. Esses termos foram sinalizados na Língua Brasileira de Sinais por 3 articuladores perfazendo 4089 sinais que integram a parte Libras. Ademais, para oferecer uma cobertura a diferentes planos de fundo, os sinalizadores foram filmados em um ambiente *chroma key*, o qual permite adicionar diferentes cenários de fundo após a gravação dos sinais, possibilitando o treinamento de modelos computacionais mais robustos a ruídos e condições adversas. A base de dados está disponibilizada em um portal estruturado *V-LIBRASIL Vídeo Dataset*, o qual permite a pesquisa por sinais e também o *download* dos dados para impulsionar o desenvolvimento de novos modelos e sistemas na área de reconhecimento de língua de sinais.

Palavras-chaves: língua brasileira de sinais; Libras; Asl; reconhecimento de sinais.

ABSTRACT

Sign language is a visual communication tool that allows individuals with different types of hearing impairment and deafness to communicate. It is the language and the identification symbol used, on a daily basis, by people with this type of disability. The vast majority of people with this disability have no contact with the official spoken and written language, and thus face severe communication barriers, having enormous difficulties in accessing basic information and public services. Libras, is the official sign language of Brazil and is used by millions of deaf and hearing Brazilians. It is known that, despite the efforts of social and labor inclusion, the number of listeners qualified to communicate through Libras is still small. This invisible barrier interferes with communication between these two groups and does not promote autonomy for the deaf citizen in routine work and citizenship activities. In this sense, Artificial Intelligence has been used as a tool to facilitate this communication and promote the socio-digital inclusion of the deaf, offering models based on machine learning that can recognize and translate signals from one language to another. Despite the success of machine learning models in different tasks, their performance in signal recognition is still limited by the difficulty of obtaining data for training; since there are few and limited databases available in sign languages and even less is the amount of signs and data labeled in Libras. This work proposes the creation of a database labeled with videos with native interpreters and professional translators signaling words and expressions in Libras. For the construction of this base a methodology was created based on related studies, on the support of the signaling team and on the existing bases in the literature. Another point considered was to use signals that allow a correlation with one of the main signal databases used in the literature, the American Signals database (in English, *American Sign Language Video Dataset - ASLVD*), in order to make it possible an association between the signs in Libras and the signs in *ASL* in order to foster the development of recognition and translation systems between the two sign languages. This dataset V-LIBRASIL consists of a parallel compilation Portuguese-Libras. The Portuguese part contains 1364 records that were extracted and translated from the English corpus of ASLVD. The Libras part contains signs representing the part in Portuguese, signaled by up to 3 articulators, making up 4.089 signs. In addition, to provide coverage for different backgrounds, the volunteers were filmed in a *chroma key* environment, which allows adding different background scenarios after recording the signals, enabling the training of more robust computational models to noise and adverse conditions. The database is available on a structured portal V-LIBRASIL, which allows searching for signals and also the *download* of the data for encourage the development of new models and systems in the area of sign language recognition.

Keywords: brazilian sign language; Libras; *Asl*; sign recognition.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sistema Auditivo Humano	19
Figura 2 – Alfabeto manual de Libras	21
Figura 3 – Números em Libras	22
Figura 4 – 64 configurações de mãos possíveis	23
Figura 5 – Abordagem de captura de mão usando visão computacional	27
Figura 6 – Abordagem de captura de mão usando usando uma luva	27
Figura 7 – Ilustração das etapas típicas de um processo de aprendizagem de máquina	32
Figura 8 – Etapas do Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL)	39
Figura 9 – Etapa de planejamento do MSL	40
Figura 10 – Etapa de Execução do MSL -	43
Figura 11 – Artigos obtidos por fonte de dados	44
Figura 12 – Quantidade de artigos avaliados por ano e base	45
Figura 13 – Quantidade de artigos (avaliados) por ano e fonte de dados	46
Figura 14 – Quantidade de artigos resultantes do processo de refinamento	47
Figura 15 – Avaliação final dos artigos	47
Figura 16 – Quantidade de publicações por ano	48
Figura 17 – Levantamento das Línguas de Sinais abordadas nos artigos	49
Figura 18 – Sequência de etapas para a construção da base de dados proposta nesta dissertação	52
Figura 19 – Lista de Projetos de Pesquisa	53
Figura 20 – Lista de Apreciação do Projeto	53
Figura 21 – Sinalizador em processo de articulação de sinais	56
Figura 22 – Tela principal da plataforma <i>Web</i> da base de dados V-LIBRASIL	58
Figura 23 – Forma de busca no <i>site</i> da base V-LIBRASIL	59
Figura 24 – Estúdio de Gravação	61
Figura 25 – Termo Abandonar	62
Figura 26 – Termo Acima	62
Figura 27 – Quantidade de Classes Gramaticais da Base Proposta	64
Figura 28 – Quantidade de Classes Gramaticais da Base Proposta - Top 5	64
Figura 29 – Gravação de vídeo usando Chroma Key	65
Figura 30 – Variação de Chroma Key	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – <i>Strings</i> de busca utilizadas no MSL	41
Tabela 2 – Critérios de Inclusão/Exclusão	42
Tabela 3 – As cinco primeiras Línguas de Sinais com mais publicações	49
Tabela 4 – Amostra da correlação <i>ASLLVD</i> e V-LIBRASIL	63
Tabela 5 – Bases de dados de línguas de sinais	92
Tabela 6 – Correlação de Termos <i>ASLLVD</i> e V-LIBRASIL	120

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AM	Aprendizado de Máquina
ASL	Língua Americana de Sinais
CATCE	Campus Teresina Central
CEP	Comitê de Ética e Pesquisa
CIn	Centro de Informática
DSV	<i>Dataset</i> de Vídeo
IA	Inteligência Artificial
IFPI	Instituto Federal do Piauí
LEA	Levantamento do Estado da Arte
Libras	Língua Brasileira de Sinais
LS	Língua de Sinais
MSL	Mapeamento Sistemático da Literatura
NAPNE	Núcleo de Assistência ao Portador de Necessidades Especiais
OMS	Organização Mundial da Saúde
QPP	Questão de Pesquisa Principal
QPS	Questão de Pesquisa Secundária
TILS	Tradutor(es) e Intérprete(s) de Libras
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
VPN	Rede Virtual Privada

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	MOTIVAÇÃO	14
1.2	OBJETIVOS	16
1.2.1	Geral	16
1.2.2	Específicos	16
1.3	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	17
2	CONCEITOS FUNDAMENTAIS	18
2.1	LINGUAGEM, LÍNGUA E COMUNICAÇÃO	18
2.2	SURDEZ	18
2.3	LÍNGUAS DE SINAIS	19
2.4	A LÍNGUA BRASILEIRA DE SINAIS (LIBRAS)	20
2.4.1	Legislação	24
2.5	MÉTODOS DE AQUISIÇÃO DE SINAIS	26
2.6	APRENDIZAGEM DE MÁQUINA	28
2.6.1	Introdução	28
2.6.2	Conceito	28
2.6.3	Essência	28
2.6.4	Tarefas	29
2.6.5	Terminologia e definições	30
2.6.6	Cenários	32
2.7	BASE DE DADOS	33
2.7.1	Definição	33
2.7.2	Relevância	34
2.8	RECONHECIMENTO DE SINAIS	35
2.9	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	37
3	TRABALHOS RELACIONADOS	38
3.1	INTRODUÇÃO	38
3.2	MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA (MSL)	38
3.2.1	Introdução	38
3.2.2	Planejamento	40
3.2.3	Execução	42
3.2.4	Sumarização	43
3.3	RESULTADOS	44
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	50
4	METODOLOGIA DO TRABALHO	51
4.1	INTRODUÇÃO	51
4.2	MÉTODO	51

4.2.1	Submissão ao Comitê de Ética e Pesquisa (CEP)	52
4.2.2	Seleção de Voluntários	53
4.2.3	Treinamento dos sinalizadores e captura de sinais	54
4.2.4	Protocolo de Gravação	55
4.2.5	Edição, transformação e rotulação	56
4.2.6	A Base de Sinais	57
4.2.7	Disponibilização da base de sinais	57
4.2.8	Considerações Finais do Capítulo	59
5	BASE DE DADOS V-LIBRASIL	60
5.1	INTRODUÇÃO	60
5.2	COLETA DE DADOS	60
5.3	RECURSOS DISPONIBILIZADOS	64
5.3.1	Dados de Vídeo	65
5.3.2	Marcação e pré-processamento	66
5.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	67
6	CONCLUSÃO	68
6.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	68
6.2	CONTRIBUIÇÕES	70
6.3	LIMITAÇÕES E TRABALHOS FUTUROS	71
	REFERÊNCIAS	72
	APÊNDICE A – FORMULÁRIO DE EXTRAÇÃO DE DADOS . . .	91
	APÊNDICE B – BASES DE DADOS DE LÍNGUAS DE SINAIS	
	DO MSL	92
	APÊNDICE C – ANALOGIA ASLLVD E V-LIBRASIL	120
	ANEXO A – PARECER CEP	158

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

As línguas de sinais permitem a expressão e comunicação entre indivíduos com diferentes tipos de deficiência auditiva. É a usada pela maioria das pessoas surdas no seu dia a dia e, além disso, é o símbolo de identificação entre os membros daquela comunidade e a principal força que os une. As línguas de sinais têm uma relação muito próxima com a cultura do país ou mesmo das regiões e, por esse motivo, cada nação tem sua própria (PEREIRA et al., 2011).

Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), o número de pessoas surdas é de cerca de 466 milhões, e a organização estima que até 2050 esse número exceda 900 milhões, o que equivale a uma previsão de 1 em cada 10 indivíduos em todo o mundo (RETS, 2020).

No Brasil, um estudo feito em conjunto pelo Instituto Locomotiva e a Semana da Acessibilidade Surda revela a existência, de 10,7 milhões de pessoas com deficiência auditiva. Desse total, 2,3 milhões têm deficiência severa. A surdez atinge 54% de homens e 46% de mulheres. A predominância é na faixa de 60 anos de idade ou mais (57%). Nove por cento das pessoas com deficiência auditiva nasceram com essa condição e 91% adquiriram ao longo da vida, sendo que metade foi antes dos 50 anos. Entre os que apresentam deficiência auditiva severa, 15% já nasceram surdos. Do total pesquisado, 87% não usam aparelhos auditivos (BRASIL, 2019).

Esses surdos utilizam as línguas de sinais como a principal forma de comunicação com outras pessoas. É sabido que eles têm um certo grau de dificuldade no processo de alfabetização que os impede de progredir no fluxo de sua escolarização. Isso devido a ausência de contato com a língua falada e escrita, pois, no Brasil, a Libras é a primeira que eles têm contato e que vem ganhando notoriedade cada vez maior nos últimos anos.

Apesar disso, ainda há um pequeno número de pessoas ouvintes capazes que se comunicam por meio das línguas de sinais. Isso acaba caracterizando uma barreira invisível que interfere na comunicação entre surdos e ouvintes, impossibilitando uma integração mais efetiva entre esses indivíduos (PERES et al., 2006). Nesse contexto, é essencial o desenvolvimento de ferramentas que possam preencher essa lacuna, promovendo a integração entre a população. Uma das ferramentas que se propõe a fazer isso é o uso de Inteligência Artificial no reconhecimento de sinais para auxiliar no processo de comunicação, entre as pessoas com alguma deficiência auditiva ou de fala com pessoas sem este tipo de deficiência, ou ainda, entre pessoas com deficiência, mas que se comunicam usando diferentes línguas de sinais. Para isso se concretizar, além de ferramentas, precisamos de dados suficientes para que possamos criar modelos computacionais capazes de traduzir e interpretar sinais de diversas Língua de Sinais (LS), independente de país.

Reconhecer sinais dessas línguas é fornecer um mecanismo eficiente e preciso para traduzi-los em texto ou fala. E isso já pode ser viabilizado por meio da Inteligência artificial (IA), que

de acordo com (NORVIG; RUSSELL, 2013), faz com que máquinas (computadores) executem tarefas tão bem ou melhor que os seres humanos, através da compreensão e construção de entidades inteligentes por meio de algoritmos computacionais. Dessa forma, as máquinas podem reconhecer sinais de forma eficiente e com alta precisão.

Ademais, o reconhecimento de línguas de sinais é um elo de comunicação entre as pessoas com deficiência auditiva, de fala e ouvintes. Desenvolver tecnologias para esse fim tem um potencial enorme de ser aplicada em diversos campos. Pesquisas relacionadas ao reconhecimento de sinais são desenvolvidas desde a década de 1990, e é possível verificar avanços significativos (LIM; TAN; TAN, 2016),(L.ZHENG; B.LIANG; A.JIANG, 2017). Nesses trabalhos, os autores propõe várias abordagens para o reconhecimento de línguas de sinais; o primeiro preconiza um histograma pra gerar a representação da mão, o último traz uma visão geral e completa das metodologias baseadas em aprendizagem profunda para reconhecer sinais. Isso evidencia o quão avançado está as pesquisas relacionadas ao desenvolvimento de técnicas, metodologias e algoritmos de Inteligência artificial na área de reconhecimento de línguas de sinais.

Nessa área, os principais desafios estão relacionados principalmente à consideração dos aspectos dinâmicos das línguas de sinais , como movimentos, articulações entre partes do corpo e expressões não manuais, em vez de apenas reconhecer sinais estáticos ou posições isoladas das mãos. Além disso, as línguas de sinais possui milhares de sinais, que às vezes diferem apenas por mudanças sutis no movimento, forma ou posição das mãos e envolvem sobreposições significativas de dedos e oclusões. Quando combinado com diferenças no estilo de assinatura por indivíduos distintos e as variações decorrentes de sua não universalidade e regionalismos, esse campo de pesquisa pode se tornar desafiador para os algoritmos atuais de Inteligência Artificial (KONSTANTINIDIS; DIMITROPOULOS; DARAS, 2018).

É sabido que o processo de aprendizagem de máquina faz uso de dados a serem utilizados para treinar modelos computacionais a fim de inferir quais classes um determinado padrão de consulta pertence. Sendo assim, atualmente, com o acelerado crescimento do volume de dados e da disponibilidade deles na *WEB*, esses modelos passaram a ser treinados com maior número de dados possíveis e como consequência disso, obtiveram taxas de acurácia surpreendentes; tornando assim viáveis na solução de diversos problemas existentes no mundo real. Em relação ao problema de reconhecimento de sinais em Inteligência Artificial, uma das dificuldades encontradas é a escassez de bases de dados - que tenham qualidade, escopo e quantidade - que permitam validar diferentes metodologias; visto que a maioria das bases disponíveis, na literatura, está em outras LS, como, por exemplo, a *Língua Americana de Sinais (ASL)*.

Nesse sentido, este trabalho se propõe a criação de uma base de dados em Libras como forma de contribuir com o estado da arte na área de reconhecimento de sinais subsidiando o desenvolvimento de metodologias/métodos automatizados para a conversão em Libras fomentando o maior acesso de todos a diferentes recursos, informações, pessoas, lugares e etc. Ademais, o êxito de trabalhos como este abrem possibilidades para que aplicações, que se baseiam em sinais, promovam a inclusão sócio-digital de surdos no seio da sociedade, além de

ser viável, é altamente aplicável e tem uma enorme relevância social.

1.2 OBJETIVOS

Nesta seção são definidos o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho.

1.2.1 Geral

Esta pesquisa tem como objetivo geral criar uma base de dados de vídeo - de pessoas sinalizando, uma compilação de palavras, termos e expressões - em Libras. Esses sinais serão capturados por câmeras em um estúdio profissional de gravação, com diversidade de sinais e qualidade na expressão; subsidiando o desenvolvimento de metodologias/métodos automatizados para a conversão em Libras a fim de facilitar/fomentar o acesso (inclusão socio-tecnológica) de todos a diferentes recursos, informações, pessoas e lugares.

1.2.2 Específicos

Os objetivos específicos dessa pesquisa são:

- Realizar o MSL a fim de conhecer o que existe de atual, no estado da arte, relacionada a área de reconhecimento de de sinais, focando principalmente nas bases de dados usadas nos trabalhos mapeados.
- Verificar através do mapeamento realizado como se deu o processo de gênese das bases de de dados usados nos trabalhos mapeados. Dessa forma, busca-se obter o conhecimento necessário sobre o processo de criação de *datasets* em línguas de sinais.
- Analisar os trabalhos evidenciados, pelo MSL, em Libras de forma a verificar as características desses *datasets*.
- Mostrar, graficamente, as evidências encontradas no MSL de forma a se ter um mapa do panorama dos trabalhos publicados em reconhecimento de línguas de sinais.
- Construir a base de sinais de vídeo;
- Construir o repositório *Web* (site) para consulta da base criada;
- Disponibilizar as instâncias da base para *download*;
- Fazer as correspondências, na relação de 1 para 1, das palavras, expressões e sintagmas colhidas da base de referência *ASL* para a base em Libras a ser criada com a finalidade de permitir traduções.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação, além deste capítulo, é estruturada como segue:

- No Capítulo 2 são apresentados os conceitos fundamentais que servirão de base para entendimento desta dissertação.
- No Capítulo 3 é realizado um MSL, em que é realizado um mapeamento dos trabalhos relacionados a esta dissertação.
- O Capítulo 4 trata da metodologia de criação da base *V-LIBRASIL*; expondo todo o protocolo em detalhes.
- O Capítulo 5 apresenta a base de dados proposta nesta dissertação com seus pormenores; e
- O Capítulo 6 corresponde às conclusões da dissertação, contribuições, limitações e trabalhos futuros que poderão ser realizados a partir dela.
- Por fim, são listadas as referências bibliográficas - utilizadas como base para elaboração deste trabalho - seguido de apêndices e anexos.

2 CONCEITOS FUNDAMENTAIS

Este capítulo apresenta conceitos, definições e outras informações sobre o processo de desenvolvimento da base de dados proposta. Todas as informações relacionadas a esses assuntos servem de base conceitual para o entendimento deste trabalho.

2.1 LINGUAGEM, LÍNGUA E COMUNICAÇÃO

A linguagem pode ser definida como um sistema de comunicação, tanto natural quanto artificial, visto que o conceito de língua é bem mais restrito.

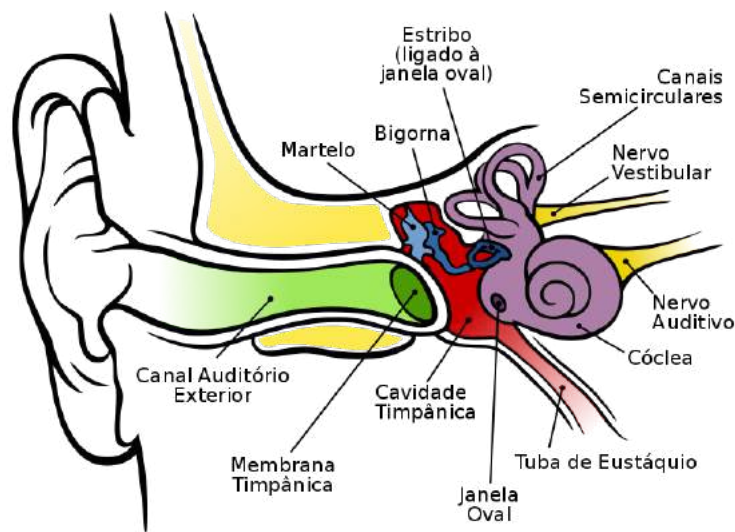
Dessa forma, a língua é um tipo de linguagem e dessa forma pode ser conceituada como um sistema abstrato de regras gramaticais. Além do mais, o conceito de língua pode ser visto simplesmente como um meio de comunicação, porém, um dos principais instrumentos de desenvolvimento dos processos cognitivos utilizados pelo ser humano e, conseqüentemente, na estruturação de seu pensamento.(SOUZA et al., 2019).

2.2 SURDEZ

A surdez pode ser caracterizada como uma diminuição da acuidade e da percepção auditivas, que por sua vez podem dificultar a aquisição da linguagem oral. Essa baixa acuidade, num conceito biomédico, pode ser entendida como a perda da sensibilidade auditiva, com redução da percepção sonora, sendo classificada em dois grupos principais: a surdez de condução e a surdez neurossensorial. Em relação a de condução é considerada menos comum e afeta o ouvido externo ou médio, acontecendo no momento em que as ondas do fenômeno acústico não são bem conduzidas do ouvido externo para o ouvido interno. Já em relação a neurossensorial que é a mais comum e ocorre quando a cóclea não consegue converter corretamente a energia mecânica da vibração do som em energia elétrica, que será transmitida ao cérebro. (SOUZA et al., 2019).

A Figura 1 a seguir traz uma ilustração do sistema auditivo com suas respectivas partes

Figura 1 – Sistema Auditivo Humano



Fonte: (Wikipedia. . . ,)

A maior parte do aparelho auditivo está concentrada no interior da cabeça. Nossos ouvidos são subdivididos em três partes: I. Ouvido externo – onde está o canal auditivo, II. Ouvido médio ou cavidade timpânica – onde se encontram o tímpano, a bigorna, o martelo e o estribo, III. Ouvido interno – onde se concentram o estribo, o nervo auditivo e o caracol (também conhecido por cóclea).

Outro aspecto relevante em relação a surdez é sua formalização através de leis e decretos. Nesse sentido, o segundo artigo do decreto 5.626 de 22 de dezembro de 2005 - que regulamentou a lei 10.436/2002 e o artigo 18 da lei 10.098/2000 - versa sobre a definição de surdez e deficiência auditiva da seguinte forma:

“considera-se pessoa surda aquela que, por ter perda auditiva, compreende e interage com o mundo por meio de experiências visuais, manifestando sua cultura principalmente pelo uso da Língua Brasileira de Sinais - Libras. Parágrafo único. Considera-se deficiência auditiva a perda bilateral, parcial ou total, de quarenta e um decibéis (dB) ou mais, aferida por audiograma nas frequências de 500Hz, 1.000Hz, 2.000Hz e 3.000Hz” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2005; SOUZA et al., 2019)

2.3 LÍNGUAS DE SINAIS

São meios de comunicação visual-motora que permitem a comunicação da comunidade surda com os ouvintes, permitindo uma melhor integração entre eles. Assim como

as línguas orais, as línguas de sinais são ímpares para cada cultura, apresentando estruturas gramaticais próprias.

Além disso, é uma língua viso-espacial que se apresenta em uma modalidade diferente da língua oral, uma vez que utiliza a visão e o espaço, e não o canal oral-auditivo, ou seja, a fala.

As línguas de sinais fazem uso de movimentos e expressões corporais e faciais que são percebidos pela visão sendo que cada nação possui sua própria língua que, assim como as outras línguas ditas oficiais, tem uma carga cultura nacional enorme. Muitas delas possuem expressões que diferem de local pra local, devido ao regionalismo. Podem até existir semelhanças entre línguas de sinais devido a sua raiz, como ocorre em Libras e *ASL*, ambas com forte influência da língua de sinais francesa.

A Língua de Sinais não é universal, cada país possui sua própria língua, como as línguas orais, pois cada país possui sua cultura. Não existe um “rótulo” para ser colocado e utilizado de maneira uniforme por todas as sociedades surdas. Podemos dizer que a questão da universalidade fica por conta do impulso, dos indivíduos para se comunicarem (FRIZONI PAULA;FONSECA DE SOUSA, 2012).

2.4 A LÍNGUA BRASILEIRA DE SINAIS (LIBRAS)

No Brasil, a língua de sinais materna dos surdos brasileiros é conhecida como Libras e foi assim denominada durante a Assembleia convocada pela FENEIS, Federação Nacional de Educação e Integração dos Surdos, em outubro de 1993(EDUCAÇÃO, 2019). Ela tem sua raiz na Língua Francesa de Sinais (LSF) e foi sendo alterada com o tempo devido a influência cultural nacional, tendo como o pioneiro na educação de surdos o professor francês *Ernest Huet*, que se mudou para o Brasil em 1855 a convite do imperador D. Pedro II e foi o responsável pela criação da primeira escola voltada para a educação de surdos, o chamado Imperial Instituto de Surdos-Mudos, hoje INES, Instituto Nacional para a Educação de Surdos. Esse instituto foi criado por meio da Lei nº 839, de 26 de setembro de 1857, e recebia, em regime de internato, apenas alunos do sexo masculino; o professor além de ser surdo, lecionava e ocupava a direção da escola. Assim, no ano de 1861, *Huet* abandonou a direção do instituto e foi para o México. Foi por meio dele que a Língua de Sinais Francesa foi trazida para o Brasil e foi por meio dela que se estabeleceram as bases para a formulação de uma língua de sinais própria do Brasil.

A Libras foi consolidada a partir de sinais que já eram utilizados no Brasil, juntamente à influência da Língua de Sinais Francesa e aos sinais criados por *L'Épée*, chamados de “sinais metódicos” (ESCOLA, 2019). Ela, diferentemente da mímica, se constitui como uma

língua natural, possuindo estrutura gramatical própria em seus níveis fonológico, morfológico, sintático, semântico e sendo capaz de transmitir conceitos concretos e abstratos por meio de canal essencialmente visual (TA, 2009; RM, 2004; RM., 2012).

Ademais, possui um alfabeto manual, que é um recurso das línguas de sinais que utiliza as mãos para representar o alfabeto das línguas orais, também é conhecido como Alfabeto Digital, Datilologia ou Dactilologia. Cada letra ou número são representadas por configurações de mãos específicas.

A comunicação em línguas de sinais ocorre por meio de sinais e não apenas por meio do alfabeto manual. Para a maioria das palavras existe um sinal específico em Libras. Isso significa que não é necessário utilizar o alfabeto manual para soletrar todas as palavras. Utilizar apenas o alfabeto manual em uma conversação seria além de cansativo, extremamente demorado e difícil para compreender. O alfabeto manual é um recurso utilizado para escrever palavras que não tenham um sinal específico em Libras. Ele é considerado, portanto, um empréstimo linguístico da língua portuguesa. A Figura 2 a seguir mostra o alfabeto manual de Libras.

Figura 2 – Alfabeto manual de Libras



Fonte: (BLOGLIBRAS, 2011)

Além das configurações de mãos representando o alfabeto expresso na figura anterior, temos um conjunto de sinais representando os números ordinais. A Figura 3 a seguir mostra esses sinais.

Figura 3 – Números em Libras



Fonte:(PROFESSORUESLEIPATERN, 2018)

Os sinais são formados a partir da combinação de cinco parâmetros: (a) configuração de mão; (b) ponto de articulação; (c) movimento (STOKOE WILLIAM C., 2005); (d) orientação/direção; e (e) expressões não manuais (KLIMA E.; BELLUGI, 1979).

A configuração de mão é a forma que a mão assume durante a execução de um determinado sinal, podendo ser igual durante toda a execução do sinal ou variar para outra configuração, ou seja, existem sinais que são compostos por mais de uma configuração de mão. Não há uma concordância sobre quantas e quais configurações de mão são mais adequadas para a descrição das línguas de sinais.

No trabalho de (FERREIRA, 2011), observamos que há de 46 a 73 configurações de mãos possíveis. Para ilustrar, na figura 4 mostramos as 64 configurações de mãos presentes no trabalho de (FELIPE TANYA AMARAL;MONTEIRO, 2007, pg. 21).

Figura 4 – 64 configurações de mãos possíveis



Felipe, Tanya. Dicionário da Libras,
Versão 2.0 - 2005.

Fonte:(FELIPE TANYA AMARAL;MONTEIRO, 2007, pg. 21)

O ponto de articulação representa a região onde o sinal é realizado, podendo ser em pontos do corpo ou no espaço (STOKOE WILLIAM C., 2005).

Alguns sinais são estáticos em um local, outros contêm algum movimento. Dessa forma, podemos entender que o parâmetro de movimento refere-se ao modo como as mãos se movimentam (movimento linear, em movimento da forma de seta arqueada, circular, simultânea ou alternada com ambas as mãos, etc.) e para onde estão movimentando (para a frente, em direção à direita, esquerda, etc...).(LIBRAS.COM.BR, 2018).

A orientação é a direção para a qual a palma da mão aponta durante a execução de um sinal, podendo ser para cima ou para baixo, para frente ou para trás e para os lados (direita e esquerda) (KLIMA E.; BELLUGI, 1979).

Segundo (FERREIRA-BRITO, 1995) as expressões não-manuais (ENM) utilizadas em

Libras são materializadas no rosto, na cabeça e no tronco.

2.4.1 Legislação

No parágrafo único da Lei N° 10.436, de 24 de abril de 2002, a Língua Brasileira de Sinais - Libras é a forma de comunicação e expressão, em que o sistema linguístico de natureza visual-motora, com estrutura gramatical própria, constituem um sistema linguístico de transmissão de ideias e fatos, oriundos de comunidades de pessoas surdas do Brasil. Ela traz à ideia de que o surdo precisa ser incluído na educação. O primeiro artigo dessa lei versa sobre a legalidade da língua oficial dos surdos brasileiros desta forma:

“É reconhecida como meio legal de comunicação e expressão a Língua Brasileira de Sinais - Libras e outros recursos de expressão a ela associados” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2002; SOUZA et al., 2019)

No artigo quarto, cita que :

“O sistema educacional federal e os sistemas educacionais estaduais, municipais e do Distrito Federal devem garantir a inclusão nos cursos de formação de Educação Especial, de Fonoaudiologia e de Magistério, em seus níveis médio e superior, do ensino da Língua Brasileira de Sinais - Libras, como parte integrante dos Parâmetros Curriculares Nacionais - PCNs, conforme legislação vigente” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2002; SOUZA et al., 2019)

Devido a sua importância, essa lei é considerada um dos marcos mais significativos para a comunidade surda.

Outro decreto que versa sobre as pessoas surdas, o 5.626/2005, em seus artigos 4° e 22° trazem uma abordagem sobre o processo de formação de docentes e inclusão dos alunos surdos no sistema de ensino. Segundo o artigo 4° a formação dos docentes para o ensino da língua de sinais nas séries finais do ensino fundamental, no ensino médio e também na educação superior deve ser realizada em nível superior de ensino, especificamente em curso de graduação de licenciatura plena em Letras: Libras ou em Letras: Libras/Língua Portuguesa como segunda língua. Já o artigo 22° dispõe que as instituições de ensino federais que são responsáveis pela educação básica devem garantir a inclusão de alunos surdos ou com deficiência auditiva, por meio da organização de (SOUZA et al., 2019):

“I - escolas e classes de educação bilíngue, abertas a alunos surdos e ouvintes, com professores bilíngues, na educação infantil e nos anos iniciais do ensino fundamental; II - escolas bilíngues ou escolas comuns da rede regular de ensino, abertas a alunos surdos e ouvintes, para os anos finais do ensino fundamental, ensino médio ou educação profissional, com docentes das diferentes áreas do conhecimento, cientes da singularidade linguística dos alunos surdos, bem como com a presença de tradutores e intérpretes de Libras - Língua Portuguesa” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2005; SOUZA et al., 2019)

Em última análise do decreto sobre a temática da inclusão do surdo, o artigo 25º diz que a partir de um ano de sua publicação o Sistema Único de Saúde (SUS) e as empresas que detêm concessão ou permissão de serviços públicos de assistência à saúde, devem garantir, prioritariamente aos alunos matriculados nas redes de ensino da educação básica, a atenção integral à sua saúde, nos diversos níveis de complexidade e especialidades médicas (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2005; SOUZA et al., 2019).

Outrossim, a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (Lei 9.394/1996) (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 1996) no Capítulo V que trata da Educação Especial traz o seguinte texto:

“Entende-se por educação especial, para os efeitos desta Lei, a modalidade de educação escolar, oferecida preferencialmente na rede regular de ensino, para educandos portadores de necessidades especiais. § 1º Haverá, quando necessário, serviços de apoio especializado, na escola regular, para atender às peculiaridades da clientela de educação especial.”

Ademais, estabelecendo normas gerais e critérios básicos para a promoção da acessibilidade das pessoas portadoras de deficiência ou com mobilidade reduzida, em 19 de dezembro de 2000 foi promulgada a Lei 10.098. No artigo 2º trata especificamente das barreiras enfrentadas nos processos de comunicação e informação, trazendo o seguinte conceito:

“Barreiras nas comunicações e na informação: qualquer entrave, obstáculo, atitude ou comportamento que dificulte ou impossibilite a expressão ou o recebimento de mensagens e de informações por intermédio de sistemas de comunicação e de tecnologia da informação” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2000)

A referida lei traz ainda o conceito de pessoa deficiente:

“Pessoa com deficiência: aquela que tem impedimento de longo prazo de natureza física, mental, intelectual ou sensorial, o qual, em interação com uma ou mais barreiras, pode obstruir sua participação plena e efetiva na sociedade em igualdade de condições com as demais pessoas” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2000; SOUZA et al., 2019)

Finalizando a perspectiva legal da abordagem ao surdo e à Libras, a Lei 12.319 de 2010 regulamenta a profissão de Tradutor e Intérprete de Libras. De acordo com a lei o profissional terá competência para realizar a interpretação das 02 (duas) línguas de maneira simultânea ou consecutiva e deverá ter proficiência em tradução e interpretação da Libras e da Língua Portuguesa. A formação profissional do tradutor e intérprete de Libras / Língua Portuguesa, realizada em nível médio, deve ser realizada por meio de (SOUZA et al., 2019):

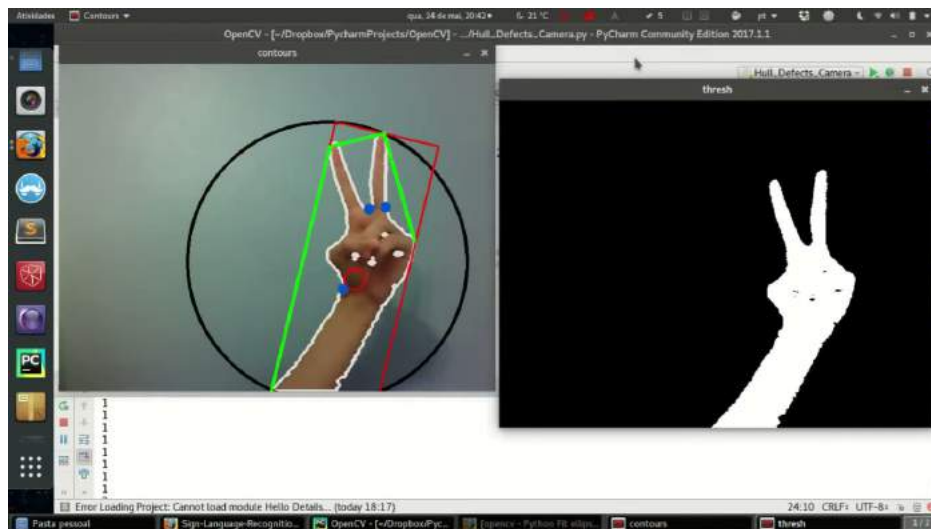
“I - cursos de educação profissional reconhecidos pelo Sistema que os credenciou; II - cursos de extensão universitária; e III - cursos de formação continuada promovidos por instituições de ensino superior e instituições credenciadas por Secretarias de Educação” (Casa Civil da Presidência da República do Brasil, 2010)

2.5 MÉTODOS DE AQUISIÇÃO DE SINAIS

Atualmente, as principais abordagens na área de reconhecimento de língua de sinais para obtenção de sinais são: a abordagem que faz uso de visão computacional (RAUTARAY; AGRAWAL, 2010; CHEN; FU; HUANG, 2003; YEO; LEE; LIM, 2015); e a abordagem baseada em dispositivos eletromecânicos, como luvas de dados e sensores (YAZADI, 2009; GROBEL; ASSAN, 1997; HIENZ; GROBEL; OFFNER, 1996).

A primeira abordagem é mais adequada para ser aplicada no dia a dia, sendo mais conveniente para o usuário por ser um método não invasivo, por não exigir acessórios acoplados ao corpo e gastos adicionais; mas exige um pré-processamento mais delicado e complexo. Para ilustrar isso, A Figura 5 exibe uma captação da mão usando uma câmera.

Figura 5 – Abordagem de captura de mão usando visão computacional



Fonte:(CAPTURA...,)

Esta dissertação faz uso da abordagem que usa visão computacional, exigindo um tempo considerado na parte de tratamento dos dados. Já em relação a segunda abordagem existem desconfortos e limitações para o usuário utilizar uma luva de dados e/ou sensores, além de ter um custo mais elevado, porém esta abordagem facilita o reconhecimento, evitando problemas enfrentados na primeira abordagem, como o de segmentação e rastreamento das mãos. Sendo assim, com o intuito de diminuir a complexidade do pré-processamento das imagens obtidas por meio da abordagem visual, muitos trabalhos utilizam ambientes controlados e/ou luvas coloridas na gravação dos vídeos (HIENZ; GROBEL; OFFNER, 1996), que facilitam o reconhecimento dos sinais. Para ilustrar essa abordagem, a Figura 6 exibe uma captação usando uma luva acoplada a mão.

Figura 6 – Abordagem de captura de mão usando usando uma luva



Fonte:(LUVA,)

2.6 APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

2.6.1 Introdução

Esta subsecção apresenta uma introdução preliminar às técnicas de aprendizagem de máquina, incluindo uma visão geral de algumas das principais tarefas e aplicações, além de definições básicas e terminologias. Aprendizagem de máquina pode ser usada no processo de reconhecimento de língua de sinais a fim de prever qual classe determinado sinal pertence. Para isso, modelos computacionais de Aprendizado de Máquina (AM) precisam de bases de dados com escopo, qualidade e quantidade a fim de serem treinados para prever - com um bom nível de acurácia - o rótulo de classe de cada sinal. Nessa perspectiva, este trabalho cria uma base de dados de sinais em Libras a fim de servir de insumo para trabalhos que façam uso de modelos de AM.

2.6.2 Conceito

Pode ser amplamente definido como métodos computacionais que usam a experiência para melhorar o desempenho ou fazer previsões precisas. Experiência diz respeito a informações do passado que estão disponíveis - através de bases de dados - e que são usadas para o aprendizado. Para isso, essas bases precisam ter qualidade e tamanho para o sucesso das previsões realizadas pelos modelos (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018).

Os principais objetivos práticos do aprendizado de máquina consistem em gerar previsões para itens não vistos e de criação de algoritmos eficientes e robustos para produzir essas previsões. (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018).

2.6.3 Essência

Nem todos os problemas podem ser solucionáveis através de AM. Para que um determinado problema possa ser resolvido é necessário que as condições a seguir sejam satisfeitas: (i) existência de uma padrão; (ii) não exista uma função matemática que resolva o problema e (iii) que dados estejam disponíveis. Isso é que chamamos da essência de AM (DARMITON, 2019).

Neste trabalho, atacamos o item (iii), no que tange a disponibilização de dados de

sinais em Libras, pois é sabido que sem dados é impossível treinar um modelo computacional e nessa língua de sinais há uma escassez de dados robustos o suficiente para o treinamento de modelos computacionais inteligentes.

Um exemplo de problema, é prever o rótulo de um documento, também conhecido como classificação de documento, não significa a única tarefa de aprendizagem. O aprendizado de máquina admite um conjunto muito amplo de aplicações práticas que incluem : (i) classificação de documento ou texto - inclui problemas como atribuição de um tópico a um texto ou documento, ou determinar automaticamente se o conteúdo de uma página *Web* é inadequado ou não; também inclui detecção de *spam*, detecção de *fake news*; (ii) processamento de linguagem natural - reconhecer o contexto de um dado texto, extrair informações, analisar sentimentos; (iii) aplicações de processamento de fala - isso inclui reconhecimento de fala, síntese de fala, dentre outros; (iv) aplicações de visão computacional - isso inclui reconhecimento de objeto, reconhecimento de língua de sinais, identificação de objeto, detecção de rosto e (v) Aplicações de biologia computacional- isso inclui a análise de redes de genes e proteínas; além de muitos outros problemas(MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018).

2.6.4 Tarefas

A obra de (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018) apresenta algumas tarefas de aprendizado de máquina que foram extensivamente estudadas, as principais são :

- **Classificação:** este é o problema de atribuir uma categoria a cada item. Por exemplo, a classificação de documentos consiste em atribuir uma categoria, como política, negócios, esportes ou clima para cada documento, enquanto a classificação de imagens consiste de atribuir a cada imagem uma categoria, como carro, trem ou avião;
- **Regressão:** este é o problema de prever um valor real para cada item. Exemplos de regressão incluem a previsão dos valores das ações ou de variações econômicas variáveis. Na regressão, a penalidade para uma previsão incorreta depende do magnitude da diferença entre os valores verdadeiros e previstos, em contraste com o problema de classificação;
- **Ranking:** este é o problema de aprender a ordenar os itens de acordo com algum critério. A pesquisa na *web*, por exemplo, retorna páginas relevantes para uma consulta de pesquisa;
- **Agrupamento:** este é o problema de particionar um conjunto de itens em subconjuntos. O agrupamento é frequentemente usado para analisar conjuntos de dados muito grandes.

Por exemplo, em um contexto da análise de rede social, algoritmos de agrupamento tentam identificar comunidades naturais dentro de grandes grupos de pessoas’

Das secções 2.6.3 e 2.6.4, depreende-se que: alguns problemas encontram uma solução apropriada no AM e que cada um pode ser enquadrado no conjunto de tarefas de AM padrão já consolidado na literatura. Dessa forma, o pesquisador deve ter a perspicácia para entender o problema que se quer resolver com aprendizado de máquina e utilizar as técnicas já consolidadas no estado da arte para solucioná-lo.

2.6.5 Terminologia e definições

Na publicação de (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018) ele trata desse assunto partindo do problema de *spam* como um exemplo em tela para ilustrar algumas definições básicas e descrever o uso e avaliação da máquina e algoritmos de aprendizagem na prática, incluindo diversos estágios. A detecção de *spam* é o problema de aprender a classificar mensagens de *e-mail* automaticamente como *spam* ou não *spam*. A seguir está uma lista de definições e terminologias comumente usadas em aprendizado de máquina:

- **Classificação:** este é o problema de atribuir uma categoria a cada item. Por exemplo, a classificação de documentos consiste em atribuir uma categoria, como política, negócios, esportes ou clima para cada documento, enquanto a classificação de imagens consiste de atribuir a cada imagem uma categoria, como carro, trem ou avião;
- **Exemplos:** Itens ou instâncias de dados usados para aprendizagem ou avaliação. Em nosso problema de spam, esses exemplos correspondem à coleção de mensagens de *e-mail* que iremos usar para aprendizagem e teste.
- **Características:** O conjunto de atributos, muitas vezes representado como um vetor, associado a um exemplo. No caso de mensagens de *e-mail*, algumas características relevantes podem incluir o comprimento da mensagem, o nome do remetente, várias características do cabeçalho, a presença de certas palavras-chave no corpo da mensagem e assim por diante;
- **Rótulos:** Valores ou categorias atribuídos a exemplos. Em problemas de classificação, exemplos são atribuídos a categorias específicas, por exemplo, *spam* e *não spam* categorias em nosso problema de classificação binária. Na regressão, os itens são atribuídos rótulos de valor real;
- **Hiperparâmetros:** Parâmetros livres que não são determinados pelo algoritmo de aprendizado, mas sim especificados como entradas para o algoritmo de aprendizado;

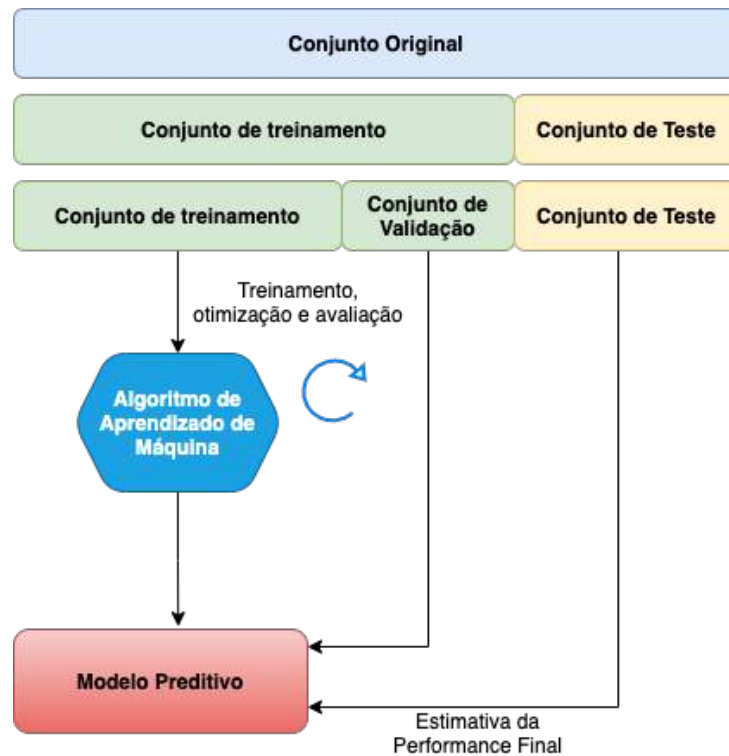
- **Exemplo de treinamento:** Exemplos usados para treinar um algoritmo de aprendizagem. No problema de *spam*, o exemplo de treinamento consiste em um conjunto de exemplos de *e-mail* junto com seus rótulos associados;
- **Exemplo de validação:** Exemplos usados para ajustar os parâmetros de um algoritmo de aprendizagem ao trabalhar com dados rotulados. A amostra de validação é usada para selecionar os valores apropriados para os parâmetros livres do algoritmo de aprendizagem (hiperparâmetros);
- **Exemplo de teste:** Exemplos usados para avaliar o desempenho de um algoritmo de aprendizagem. A amostra de teste é separada dos dados de treinamento e validação e não é disponível na fase de aprendizagem. No problema de *spam*, a amostra de teste consiste em um coleção de exemplos de *e-mail* para os quais o algoritmo de aprendizagem deve prever rótulos com base em características. Essas previsões são então comparadas com os rótulos do amostra de teste para medir o desempenho do algoritmo;
- **Função de perda:** Uma função que mede a diferença, ou perda, entre os valores de rótulo de treinamento e a previsão feita pelo modelo.

A aprendizagem de máquina é um ramo de destaque da Inteligência Artificial que permite que a máquina faça predições a partir de dados. Sem eles outros meios devem ser buscados para realizar o processo de AM. Existem 3 técnicas de AM que são : aprendizado supervisionado, não supervisionado e por reforço. Na secção 2.6.6 aprofundamos essas técnicas.

Dessa forma, a fim de ilustrar a técnica mais comum - aprendizado supervisionado- a Figura 7 apresenta as etapas típicas desse processo. Nota-se nessa figura que partindo de uma coleção de exemplos rotulados (conjunto original), primeiro particiona-se os dados aleatoriamente em uma amostra de treinamento (conjunto de treinamento) e teste (conjunto de teste). Da amostra de treinamento particiona parte em treinamento e outra em validação. Por exemplo, o quantidade de dados reservados para validação depende do número de hiperparâmetros do algoritmo.

Ademais, observa-se que a etapa de treinamento é imprescindível não só para preparar a máquina (treinar o algoritmo escolhido) como para aprimorar suas habilidades de previsibilidade. Já a etapa de validação permite testar o modelo com novas informações não usadas no treinamento; isso é importante para verificar se a máquina realmente foi capaz de aprender, e não apenas de memorizar respostas anteriores. Além disso, a etapa de testes permite a aferição da performance final do estimador avaliado.

Figura 7 – Ilustração das etapas típicas de um processo de aprendizagem de máquina



Fonte: Adaptado de (WU, 2017)

2.6.6 Cenários

(MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018) em seu livro descreve alguns cenários comuns de aprendizado de máquina. Esses cenários diferem nos tipos de dados de treinamento disponíveis para aprendizagem, a ordem e o método pelos quais os dados de treinamento são recebidos e os dados de teste usados para avaliar o aprendizado algoritmo. O autor conceitua esses cenários da seguinte forma:

- **Aprendizado supervisionado:** a partir de um conjunto de exemplos rotulados como treinamento se faz previsões para todos os pontos não vistos. Este é o cenário mais comum associado a problemas de classificação, regressão e classificação. O *spam* problema de detecção discutido na seção anterior é uma instância desse tipo de aprendizado;
- **Aprendizado não supervisionado:** a partir de dados de treinamento não rotulados, se faz previsões para todos os pontos invisíveis. Como em geral não há exemplo rotulado disponível nesse cenário, pode ser difícil avaliar quantitativamente o desempenho de um processo de aprendizagem. Agrupamento e redução de dimensionalidade são exemplos de problemas de aprendizagem não supervisionados.

- **Aprendizado semi supervisionado:** a partir de uma amostra de treinamento que consiste em dados rotulados e não rotulados se faz previsões para todos os pontos não vistos. A aprendizagem semi supervisionada é comum em ambientes onde dados não rotulados são facilmente acessíveis, mas os rotulados são caros para obter;
- **Inferência transdutiva:** Como no cenário semi supervisionado, se tem uma amostra de treinamento rotulada junto com um conjunto de pontos de teste não rotulados. No entanto, o objetivo da inferência transdutiva é prever rótulos apenas para estes pontos de teste.
- **Aprendizado *on-line*:** Em contraste com os cenários anteriores, esse cenário envolve várias rodadas em que as fases de treinamento e teste são misturadas. Em a cada rodada, para cada instância de treinamento sem rótulo, há uma previsão, recebe o rótulo verdadeiro e sofre uma perda. O objetivo no ambiente *on-line* é minimizar a perda cumulativa ao longo de todas as rodadas. Ao contrário das configurações anteriores que acabamos de discutir, nenhuma suposição de distribuição é feita na aprendizagem *on-line*.
- **Aprendizado por reforço:** é o treinamento de modelos de aprendizado de máquina para tomar uma sequência de decisões. O agente aprende a atingir uma meta em um ambiente incerto e potencialmente complexo. No aprendizado por reforço, o sistema de inteligência artificial enfrenta uma situação. O computador utiliza tentativa e erro para encontrar uma solução para o problema. Para que a máquina faça o que o programador deseja, a inteligência artificial recebe recompensas ou penalidades pelas ações que executa. Seu objetivo é maximizar a recompensa total.
- **Aprendizado ativo:** O aprendiz coleta de forma adaptativa ou interativa exemplos de treinamento, normalmente consultando um oráculo para solicitar rótulos para novos pontos. O objetivo em aprendizagem ativa é alcançar um desempenho comparável ao cenário supervisionado, mas com menos exemplos rotulados. O aprendizado ativo é frequentemente usado em aplicações em que os rótulos são caros para obter, por exemplo, aplicações de biologia computacional.

2.7 BASE DE DADOS

2.7.1 Definição

O termo base de dados significa uma coleção de dados, em outras palavras, um conjunto de dados correspondente ao conteúdo de uma única tabela de banco de dados, ou

uma única matriz de dados estatísticos, no qual cada coluna da tabela representa uma variável particular, e cada linha corresponde a um determinado membro do conjunto de dados em questão. Existem diversos tipos de base de dados, de vídeos (como exemplo, a base de referência *ASLLVD*), de imagens (como exemplo, as bases de dados do repositório *kaggle*), enfim temos uma miríade de conjunto de dados que exploraram diversos contextos. Em reconhecimento de sinais, por exemplo, temos bases de dados contendo sinais que expressam palavras, números e expressões em diferentes línguas de sinais de acordo com a região e cultura do país. Nos *EUA*, a língua de sinais oficial é conhecida por língua de sinais americana, em inglês: *American Sign Language (ASL)*, no Brasil, a língua brasileira de sinais conhecida como Libras é a língua oficial de sinais. Todas elas possuem na literatura bases de dados de sinais que são úteis para que modelos computacionais possam ser treinados a fim de reconhecerem, de forma automática, novos sinais que são postos para a inferência do modelo. Para que esse modelo atinja um nível aceitável de acertos, o qual depende de cada tarefa e contexto de aplicação, é mister ter uma amostragem de dados com quantidade, escopo e qualidade requisitos fundamentais para que um *dataset* possa ser utilizado em projetos de AM.

Nesses projetos, existem vários conjuntos de dados importantes para o treinamento dos modelos, os mais comuns são os conjuntos: treinamento, teste e validação explanados na subsecção 2.6.4

2.7.2 Relevância

Projetos que envolvam aprendizado de máquina dependem muito de dados, sem eles, é impossível para uma Inteligência Artificial (IA) aprender. É o aspecto mais crucial que torna possível o treinamento de algoritmo. Não importa o quão grande seja sua equipe de IA ou o tamanho de sua base de dados, se seu dados não forem bons o suficiente, todo o seu projeto de IA falhará. Destarte, as bases de dados têm uma relevância enorme para as tarefas de aprendizagem de máquina.

Em relação a isso, esta dissertação mapeou no capítulo 3, item 3.1.1, as bases de dados existentes em reconhecimento de língua de sinais e evidenciou que em determinadas línguas de sinais existem bases de dados robustas (tanto em escopo, qualidade e quantidade de instâncias) e em outras, o número é pequeno, quase escasso. Isso gera impacto no número de artigos publicados, pois línguas, como, a língua de sinais americana, desponta em primeiro lugar porque existem bases de dados robustas para validar as diversas metodologias de reconhecimento de sinais; diferentemente de Libras que apresenta um pequeno número de trabalhos devido a escassez de bases de dados.

2.8 RECONHECIMENTO DE SINAIS

Diversos estudos a respeito de reconhecimento de sinais podem ser encontrados (BILAL et al., 2011; KIM et al., 2015; XU et al., 2016; MOHANDES, 2012; AMATANON et al., 2014). De acordo com (KHAN; IBRAHEEM, 2012), esses estudos podem ser classificados de duas maneiras: de acordo com o tipo de gesto utilizado para o reconhecimento; ou de acordo com a técnica utilizada para captura dos dados (KHAN; IBRAHEEM, 2012). Nessa linha, o trabalho de (??) faz uma revisão da literatura levantando um conjunto de trabalhos com soluções para reconhecimento de gestos em contexto móvel, bem como reconhecimento facial em línguas de sinais. Isso se justifica pelo crescente avanço da tecnologia móvel, aliado a novas formas de interação com o usuário que propiciam o processo de inclusão social com a popularização de *smartphones*. Nesse contexto, (RAO; KISHORE, 2018b) faz uso do *selfie* pra capturar sinais articulados na língua de sinais Indiana em que a extração de características das mãos é feita usando transformada discreta. Seguindo o contexto *mobile* (Vintimilla et al., 2016) desenvolveu um aplicativo pra plataforma *Android* que permite a interação de surdos. Ele reconhece sinais de letras ou números usando redes neurais artificiais.

Quanto à técnica empregada na captura dos dados, é possível estabelecer três principais categorias: (1) trabalhos que utilizam câmeras, sensores e técnicas computacionais para a captura e processamento de imagens dos gestos obtidos (ALVARENGA MATHEUS LIN TRUGLIO; CORREA; OSÓRIO, 2011; OSZUST; WYSOCKI, 2013), (2) trabalhos que fazem a utilização luvas especiais com sensores capazes de detectar a posição dos dedos (KIM et al., 2015; MOHANDES, 2012; PARVINI et al., 2009) e (3) trabalhos que utilizam eletromiografia (EMG) (XU et al., 2016; BOYALI; HASHIMOTO; MATSUMOTO, 2015) capaz de obter dados com o monitoramento de atividades elétricas dos músculos.

(OSZUST; WYSOCKI, 2013) apresentam em seu estudo uma proposta para o reconhecimento de gestos baseada em sequências visuais do esqueleto corporal e das posições das mãos, capturadas utilizando o sensor *Kinect* e classificando os dados obtidos aplicando o algoritmo *KNN* (do inglês *K Nearest Neighbors* - K vizinhos mais próximos) (OSZUST; WYSOCKI, 2013).

(ALVARENGA MATHEUS LIN TRUGLIO; CORREA; OSÓRIO, 2011) utilizam o sensor *Kinect* em seu estudo para o reconhecimento de três gestos simples e de forma livre, para o aprendizado e classificação utilizando uma Rede Neural (ALVARENGA MATHEUS LIN TRUGLIO; CORREA; OSÓRIO, 2011).

(MOHANDES, 2012) utiliza um dispositivo do tipo *Data Glove* denominado *Cyber-Glove* para a captura dos dados nos quais os gestos capturados são reproduzidos utilizando as duas mãos e compõe a Língua Unificada Árábica de Sinais. Para a classificação são utilizados

vinete exemplos de cada sinal, nos quais quinze são utilizados como conjunto de treino para uma *SVM* (do inglês *Support Vector Machine* - Máquina de vetores de suporte) e os outros cinco sinais capturados são utilizados como conjunto de teste (MOHANDES, 2012)

(WEISSMANN; SALOMON, 1999) em seu estudo, utilizam um dispositivo do tipo *Data Glove*, que possui a capacidade de medir dezoito valores de diferentes ângulos das articulações dos dedos para a captura dos dados. Além disso, foram também definidos três gestos distintos para o reconhecimento e os dados capturados são aplicados em diferentes modelos de Rede Neural para que sejam realizadas comparações dos resultados gerados por um modelo de rede neural (WEISSMANN; SALOMON, 1999). Nessa linha, (Devi; Deb, 2017) propôs uma interface de extração de características usando luva com sensor *flex* acoplado. Ao vestir a luva gestos podem ser capturados de forma digital e convertidos em fala ou texto.

Já trabalhos que seguem, especificamente, a linha de reconhecimento de sinais de Libras estão cada vez mais atuais na literatura, pois devido a complexidade da tarefa, problemas pontuais vem sendo atacados de forma progressiva.

(CARNEIRO; CORTEZ; COSTA, 2009), (SANTOS et al., 2015), (GONÇALVES et al., 2016) e (KOROISHI; SILVA, 2015) fizeram estudos baseados na captura de gestos realizados pelas mãos.

(CARNEIRO; CORTEZ; COSTA, 2009) fez o reconhecimento das 26 letras do alfabeto através da segmentação da mão, aplicando os Movimentos Invariantes de *Hu* (HU, 1962) para descrever os objetos das imagens, pré-classificando-os com uma rede *SOM* (Mapas Auto-Organizáveis, do inglês, *Self Organized Maps*) e classificando-os por meio de redes neurais supervisionados (*Perceptron* Simples-PS, do inglês, *Single Perceptron* e *MLP - Perceptron* de Múltiplas Camadas, do inglês, *Multi-Layer Perceptron*). Ambos os classificadores apresentaram taxas de acerto médias acima de 89%.

(GONÇALVES et al., 2016) também utilizou o alfabeto como padrão, mas excluiu as letras "Z" e "J" que exigem movimento. Assim, seu trabalho atuou em detecção de sinais estáticos. Para o reconhecimento foi utilizado uma RNA (Rede Neural Artificial), obtendo uma acurácia de 88%. Ainda nesta vertente, (ESTRELA et al., 2013) trabalharam com a língua americana de sinais e fizeram o reconhecimento do alfabeto manual, também excluindo as letras "Z" e "J", Utilizando o preditor *PLS - Partial Least Squares*, obtiveram 71,51% como melhor resultado de reconhecimento.

Já (SANTOS et al., 2015) alcançou uma taxa média de acerto de 95,70% ao reconhecer 61 configurações de mão. Neste trabalho a mão foi segmentada e um pós-processamento foi aplicado para casos em que as mãos não estavam posicionadas na frente do corpo.

(KOROISHI; SILVA, 2015) tiveram como objeto de interesse a mão direita. Para re-

conhecer a mão, utilizaram-se modelos estruturados em nuvem de pontos e o algoritmo *ICP - Iterative Closest Point*, obtendo 65% de acerto para 48 testes envolvendo 12 sinais dinâmicos diferentes. Utilizando 40 sinais de Libras, dentre letras, números e palavras, (BASTOS, 2015) criou a sua própria base de dados e com os descritores *HOG* (Histograma de Gradientes Orientados, do inglês, *Histogram Oriented Gradients*) e *MIZ* (Momentos Invariantes de Zernike, do inglês, *Invariant Zernike Moments*), alcançou 96,77% aplicando uma rede neural para classificação. Em (FREITAS, 2015) classificaram expressões faciais gramaticais na língua de sinais. Eles criaram sua própria base de dados, capturando as expressões com *Kinect*. Em cada um dos quadros do vídeo capturado, as coordenadas (x,y,z) de 17 pontos da face foram computadas. Com isso, cada vídeo foi representado pela distância e pelos ângulos entre estes pontos e uma técnica de Aprendizagem de Máquina classificou as expressões.

Nos estudos realizados em (ALMEIDA, 2014) a captura dos sinais em Libras foi realizada por meio do sensor *RGB-D Kinect* que forneceu as imagens de intensidade *RGB*, de profundidade e imagens que marcam posições do corpo humano para cada uma das gravações dos sinais.

Neste trabalho, a abordagem utilizada foi a que usa visão computacional, ou seja, uso de câmeras para aquisição dos sinais. Justifica-se por ser um método não invasivo, por não exigir acessórios, acoplados ao corpo - como luvas- e recursos financeiros adicionais. Por outro lado, exige-se um tempo considerado na preparação desses dados a fim de deixá-los aptos pra serem trabalhados em projetos que envolvam aprendizado de máquina.

De forma panorâmica, esses trabalhos tratam a respeito dos diversos dispositivos tecnológicos para aquisição (captura) de imagens ou vídeos de sinais articulados. Assim, alguns trabalhos usam o sensor *Kinect*, outros usam câmeras e luvas. Já em relação as bases de dados, os trabalhos criaram sua própria base, apesar de não ter um quantitativo de instâncias e escopo representativos, tiveram taxas de acurácia significativas pois fizeram uso de técnicas de aprendizado de máquina e de redes neurais. A base de dados V-LIBRASIL focou em ter escopo, quantidade e qualidade a fim de ser insumo necessário para validação de diversas metodologias - que empreguem técnicas de Inteligência Artificial – no processo de reconhecimento de língua de sinais.

2.9 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram descritos os trabalhos existentes na literatura a respeito de reconhecimento de sinais, foi dada a definição de aprendizado de máquina e de base de dados, além de, explicitar os cenários, etapas e tarefas de aprendizado de máquina. O próximo capítulo apresenta os trabalhos existentes na literatura que estão relacionados a esta dissertação.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

3.1 INTRODUÇÃO

O Levantamento do Estado da Arte (LEA) é atividade inevitável na realização de qualquer pesquisa científica de qualidade; seja um projeto de pesquisa, dissertação, tese ou artigo científico. A qualidade de uma pesquisa é diretamente proporcional à qualidade do processo de condução do levantamento do estado da arte porque um “pesquisador não pode realizar uma pesquisa significativa sem entender a literatura da sua área de pesquisa” (BOOTE; BEILE, 2004).

É através do LEA que se reconhece os avanços e limites na produção do conhecimento a respeito de um determinado tema de estudo. É este conhecimento do estado da arte que permite a identificação de problemáticas significativas para a pesquisa e a ampliação dos conhecimentos em um dado campo (PEIXOTO, 2007).

Esta secção aborda um MSL como metodologia para realizar uma revisão bibliográfica da literatura de reconhecimento de língua de sinais.

3.2 MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA (MSL)

3.2.1 Introdução

Conhecer o nível mais alto e atual de desenvolvimento de uma área científica é fundamental pois conhecendo os trabalhos existentes é possível verificar as lacunas que não foram, ainda, exploradas e assim ter um ponto de partida para que se desenvolva uma pesquisa com solidez e confiabilidade.

Para isso, este MSL se propõe a realizar uma revisão bibliográfica da literatura, identificando, selecionando e analisando evidências relacionadas a trabalhos que tratam de reconhecimento de língua de sinais a partir de imagens e/ou vídeos. Este MSL é apoiado pelas diretrizes de (PETERSEN et al., 2008) e (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007) sendo composto por etapas bem delineadas, propiciando uma visão mais abrangente dos estudos de uma determinada área. Além disso, essa metodologia abrange os aspectos quantitativos de estudos que permite identificar as tendências de pesquisas (PETERSEN et al., 2008).

A condução desse mapeamento se deu com o suporte da Ferramenta de Mapeamento

Sistemático *TheEnd* (BRAGA et al., 2016) que oferece um serviço *Web* capaz de auxiliar o planejamento, execução e sumarização dos resultados de um MSL, tornando a pesquisa mais ágil e replicável. A figura 8 mostra as etapas de MSL em que a ferramenta se baseia.

Figura 8 – Etapas do MSL



Fonte: (BRAGA et al., 2016)

As próximas secções detalham as 3 etapas da metodologia usada no processo de revisão da literatura usada neste trabalho.

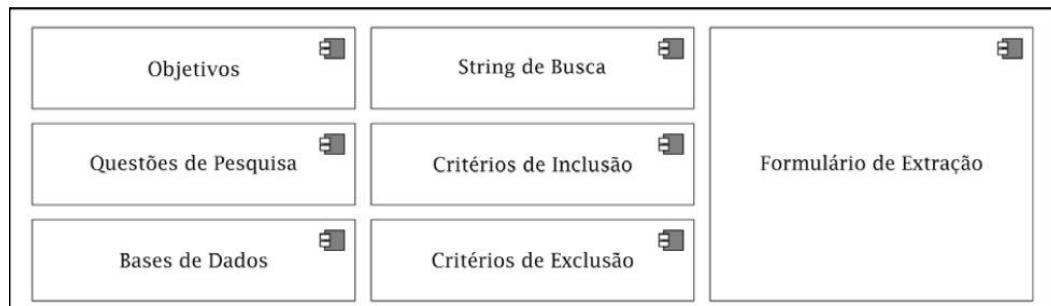
3.2.2 Planejamento

Esta etapa é composta por :

- **Objetivos:** o pesquisador deve especificar o propósito da realização do MSL;
- **Questões de Pesquisa:** o pesquisador deve inserir as questões de pesquisa relacionadas ao trabalho proposto;
- **String de Busca:** representa os termos que serão aplicados nas bases de dados para a busca de estudos primários.;
- **CrITÉrios de Inclusão e Exclusão:** servem para filtrar os trabalhos na fase de refinamento ou seja, trabalhos são aceitos desde que satisfaçam os critérios de inclusão e não satisfaçam os critérios de exclusão;
- **Formulário de extração:** aqui define-se uma listagem com subquestões para extração;

A Figura 9 apresenta os componentes necessários para o planejamento citados anteriormente.

Figura 9 – Etapa de planejamento do MSL



Fonte:(BRAGA et al., 2016)

Na subetapa de objetivos, define-se as metas a serem alcançadas com o mapeamento sistemático. Para isso, foram elaboradas : Questão de Pesquisa Principal (QPP) e Questão de Pesquisa Secundária (QPS). São elas:

- a) **QPP:** Quais as base de dados de sinais existentes na literatura?
- b) **QPS-1:** Quais as características das bases de dados mapeadas? Estão disponíveis ao público ? Qual língua de sinais elas pertencem ?

- c) **QPS-2:** Especificamente, os trabalhos focam no reconhecimento de língua de sinais a partir de vídeos e/ou imagens?.

As *strings* foram submetidas às máquinas de buscas das seguintes bases de pesquisas: *Scopus*, *Web of Science*, *ACM Digital Library* (*The ACM Guide Computing Literature*) e *IEEE*. Foram acessadas usando a Rede Virtual Privada (VPN) do Centro de Informática (CIn) da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). A escolha por essas plataformas é justificada pelo objetivo de coletar o máximo possível de trabalhos com abrangência internacional e privilegiar trabalhos revisados por pares para garantir a qualidade da análise realizada.

Ressalta-se, também, que essas bases de dados de publicações são indexadoras de outras bases, e, com isso, a abrangência é bem considerável.

A Tabela 1 exibe as *strings* de busca, com suas respectivas fontes e condições de filtragem.

Tabela 1 – *Strings* de busca utilizadas no MSL

Fonte	<i>Strings</i> de Busca	Condições de Filtragem
<i>Scopus</i>	(TITLE-ABS-KEY(("sign language" AND recognition)) AND TITLE-ABS-KEY(video OR image) AND TITLE-ABS-KEY(dataset))	Busca avançada com varredura no <i>title</i> , <i>abstract</i> e <i>keywords</i> .
<i>ACM Digital Library</i>	Abstract:("sign language" AND recognition) AND Abstract:(video OR image) AND Abstract:(dataset)	Busca avançada com varredura apenas no campo <i>abstract</i> .
<i>IEEEExplore</i>	((("All Metadata": "sign language recognition") AND ("All Metadata":dataset) AND ("All Metadata":image OR "All Metadata":video))	Busca avançada, em <i>all metadata</i>
<i>Web of Science</i>	(AB=("sign language" AND recognition) AND AB=(video OR image) AND AB=dataset)	Busca avançada com varredura no campo <i>abstract</i> .

Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

Após definidas as *Strings* de busca os critérios de inclusão (I) e exclusão (E) são inseridos na ferramenta de mapeamento. Eles são utilizados para refinar os artigos, filtrando somente àqueles que estão de acordo com o definido nos critérios. A Tabela 2 apresenta esses critérios.

Tabela 2 – Critérios de Inclusão/Exclusão

Critérios	Descrição
I-1	artigos disponíveis na íntegra pra <i>download</i> e .
I-2	artigos (em inglês ou português) publicados e livre pra consulta e <i>download</i> nas bases de dados e
I-3	O artigo trata sobre reconhecimento de língua de sinais a partir de imagens e/ou vídeos digitais e
E-1	O artigo não discorre sobre reconhecimento de língua de sinais a partir de imagens e/ou vídeos digitais ou
E-2	O artigo não está escrito em inglês ou português ou.
E-3	O artigo indisponível pra <i>download</i> ou impressão (estudos não concluídos serão excluídos.).

Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

Logo, após definidos os objetivos, delineadas as questões de pesquisa, elaborados os termos de busca e inseridos os critérios de inclusão/exclusão é produzido um formulário de extração que é composto de perguntas que devem ser respondidas a partir da análise dos artigos selecionados. Esses questionamentos, bem como os resultados sumarizados, estão disponíveis no *link*: <<https://bityli.com/kZYz0>>.

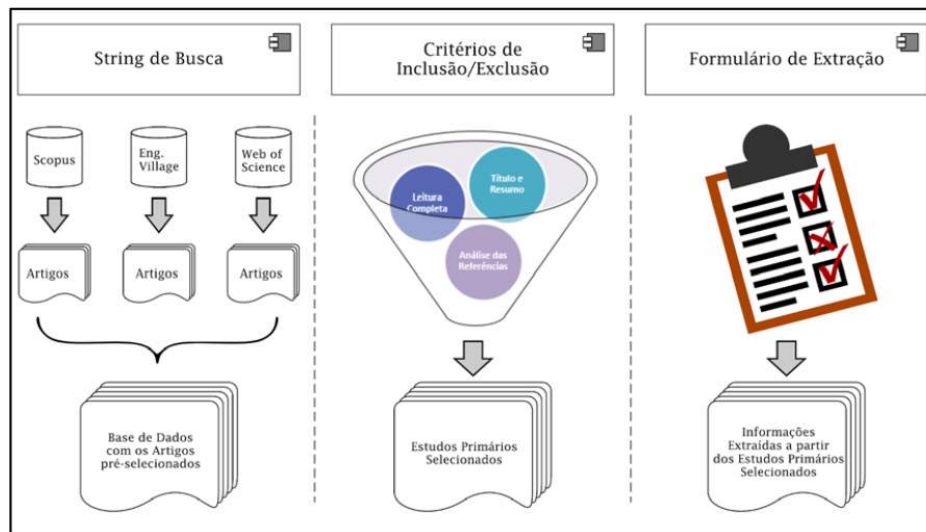
3.2.3 Execução

É nesta etapa em que o pesquisador faz a aplicação do que foi proposto na fase de planejamento. A execução é considerada mais trabalhosa, pois requer análise dos trabalhos individualmente. Esta fase é composta por:

- **Strings de busca:** o pesquisador deve inserir um arquivo *bibitex* resultante da aplicação das *strings* nas bases que contém um conjunto de artigos;
- **Critérios de inclusão/exclusão:** a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão se dá através da leitura do título e resumo dos artigos;
- **Formulário de extração:** extração das informações relevantes de acordo com as sub-questões definidas na etapa de planejamento;

A Figura 10 ilustra as etapas que compõem a fase de execução :

Figura 10 – Etapa de Execução do MSL -



Fonte: (BRAGA et al., 2016)

Na execução, aplica-se as *strings* de busca nas quatro bases de dados escolhidas. Após isso, é gerado um arquivo *bibtex* contendo os artigos para cada base de dados. Como resultado disso, obteve-se 397 artigos pré-selecionados. Cada arquivo (*bibtex*) de cada base é adicionado na ferramenta *The End* (BRAGA et al., 2016) a fim de dar prosseguimento a etapa de seleção de artigos de maneira sistematizada e *on-line*.

Nessa etapa, os critérios de inclusão e de exclusão são aplicados. Para isso foi feita a leitura do título e do resumo dos trabalhos obtidos na busca a fim de analisar os artigos. Como produto disso, 180 artigos refinados. Ressalta-se que essa quantidade, inferior ao número inicial de artigos, coletados nas bases de dados, é coerente, pois também ocorreu a remoção de artigos repetidos e não condizentes com o tema (conforme o protocolo definido anteriormente).

Nessa triagem, os artigos aceitos representam os trabalhos que responderão às questões de pesquisa definidas no protocolo do mapeamento ou seja, usados exclusivamente para preencherem as indagações disponíveis no formulário de extração, compondo assim as informações importantes para a sumarização dos dados apresentada na secção a seguir.

3.2.4 Sumarização

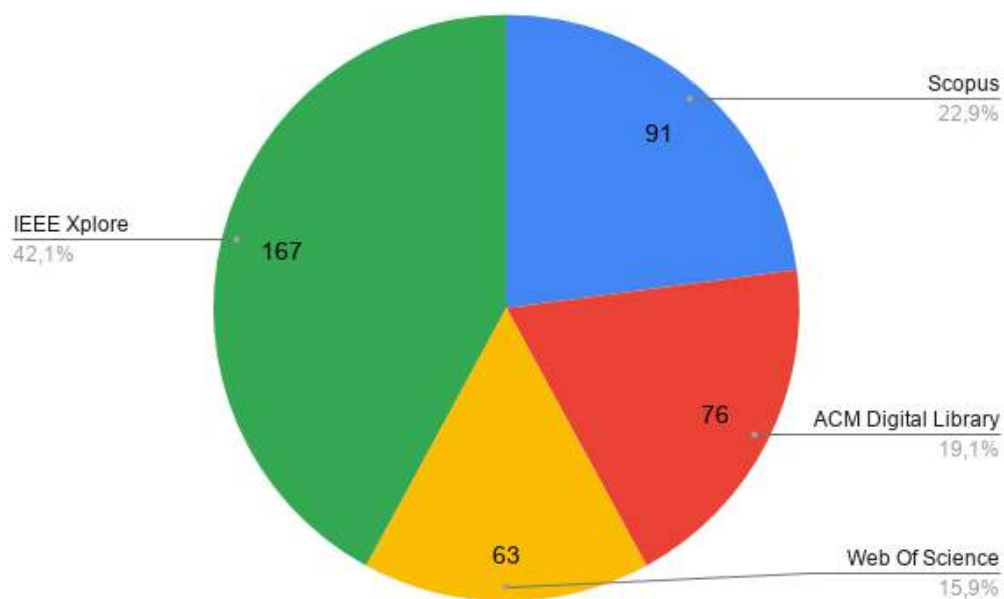
A terceira e última etapa é a sumarização dos resultados. Etapa essa em que são gerados gráficos e/ou tabelas a respeito da pesquisa delineada nesta dissertação. Além disso, evidencia as contribuições do MSL. No *link*: <<https://bityli.com/kZYz0>> está disponibilizado o produto dessa etapa, contendo a listagem dos artigos e detalhes extraídos.

3.3 RESULTADOS

Nessa etapa os resultados alcançados com o MSL são mostrados e discutidos. Para se chegar a isso, foi inserido na ferramenta de mapeamentos os arquivos *bibtex* contendo artigos obtidos nas bases de dados. Depois de pré-selecionados, foram aplicados os critérios de inclusão e exclusão a fim de selecionar os estudos primários que serviram de insumos para a extração de informações. Os gráficos mostrados a seguir mostram o que foi evidenciado pelo MSL realizado neste trabalho.

O gráfico da Figura 11 apresenta o quantitativo de artigos obtidos pela aplicação dos termos de busca nas bases selecionadas. Desse gráfico depreende-se que quase 50% dos artigos foram extraídos da fonte *IEEE* (42,1%) denotando assim o grau de importância que tem, principalmente devido a sua maior visibilidade, credibilidade da indústria, editor mais citado nas novas patentes de tecnologia dos Estados Unidos e da Europa, além de seus artigos serem altamente valorizados na comunidade técnica.

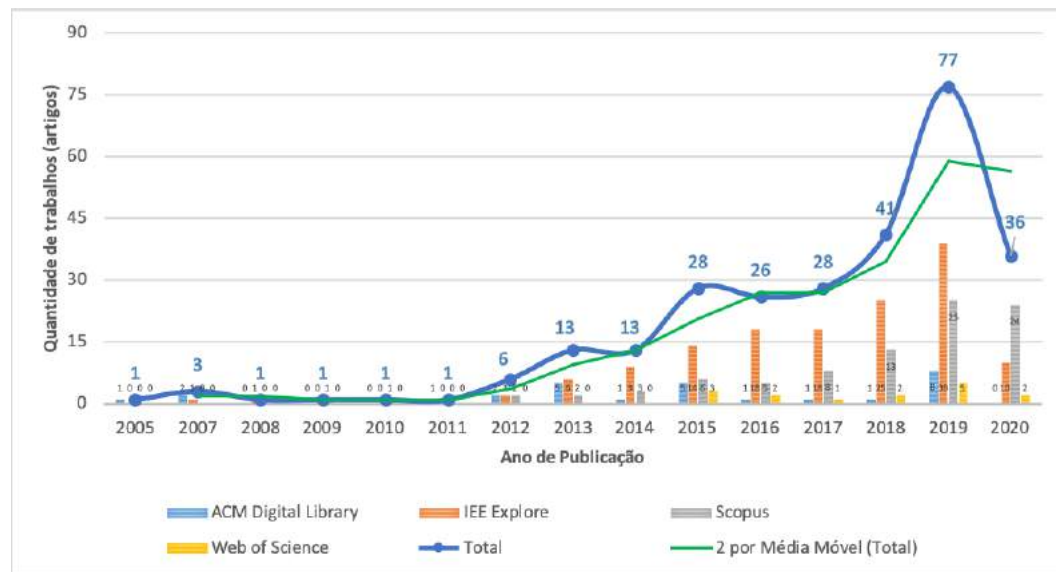
Figura 11 – Artigos obtidos por fonte de dados



Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

A Figura 12 apresenta a distribuição dos artigos (avaliados) pelas bases de dados escolhidas entre os anos de 2005 a 2020.

Figura 12 – Quantidade de artigos avaliados por ano e base



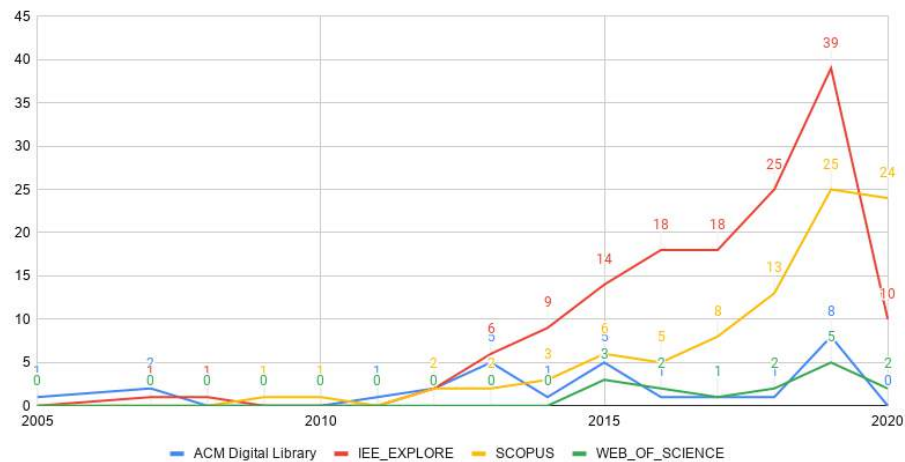
Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

A linha contínua, na cor azul, da Figura 12 apresenta o total de artigos publicados (nas bases selecionadas) por ano. Observa-se que essa linha vem crescendo no decorrer dos anos denotando que essa linha de pesquisa é de bastante interesse da comunidade científica, devido ao crescimento relevante, passando de 1 trabalho em 2005 para 77 trabalhos em 2019; além disso, o gráfico exibe uma linha de tendência, da cor verde, que foi plotada usando a média móvel - que é em Estatística, um estimador calculado a partir de amostras sequenciais. Esse estimador, evidencia uma tendência, que até o fim do ano de 2020, de superar os 36 artigos já publicados. Isso destaca que a área de reconhecimento de língua de sinais vem ganhando notoriedade, principalmente, devido a uma crescente nas bases de dados, insumos úteis para a validação de diversas metodologias que fazem uso de algoritmos de Inteligência Artificial.

Outrossim, em relação as bases de dados selecionadas para este MSL nota-se que tanto a *IEEE* como *Scopus* apresentaram um crescimento no número de artigos. A *IEEE* aparece com maior quantitativo de trabalhos, seguido pela base *Scopus*, que disponibiliza trabalhos de qualidade, revisados por pares, contendo mais de 55 milhões de registros e mais de 22 mil títulos de mais de 5 mil editores em todo o mundo; já na contramão das duas bases citadas, a *Web of Science* apresenta um quantitativo baixo de artigos publicados no íterim de anos pesquisado.

A figura 13 mostra, através de um gráfico de linhas, o número de trabalhos avaliados pelas 4 fontes de dados selecionados no período de 2005 até 2020.

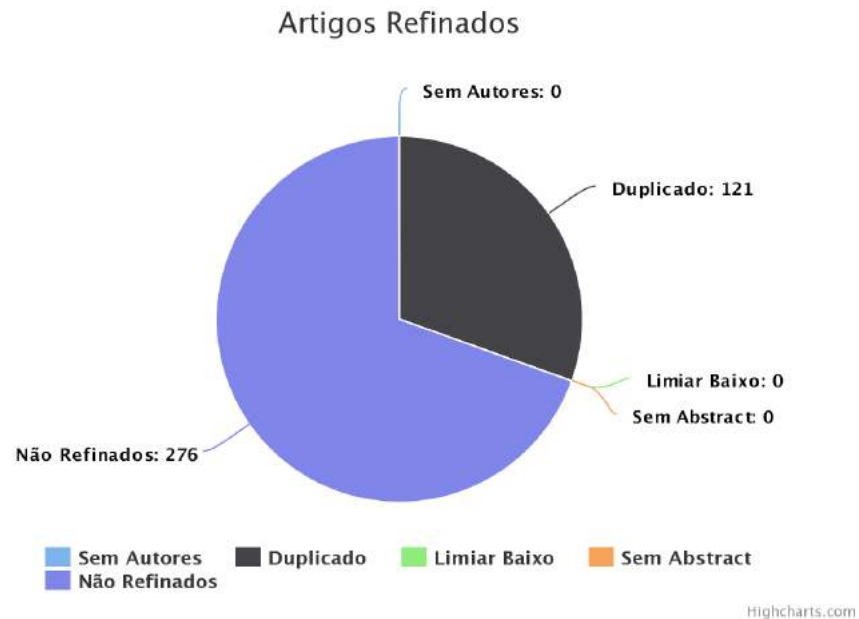
Figura 13 – Quantidade de artigos (avaliados) por ano e fonte de dados



Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

Observando o gráfico acima, nota-se que a base *IEEE* supera as outras bases em termos de quantitativo de publicações, evidenciando o nível de excelência dos trabalhos publicados e mapeados no MSL. Ainda analisando o gráfico, pode-se inferir que a partir do ano de 2012 iniciou-se, de forma tímida, o crescimento no número de trabalhos na área de reconhecimento de sinais e que, somente no ano de 2015 em diante, o número de publicações cresceu consideravelmente. A Figura 14 evidencia, através de um gráfico de pizza, o número de artigos refinados. Depreende, dessa plotagem, dos 397 artigos da fase de busca, 121 artigos duplicados e 276 artigos para a avaliação final.

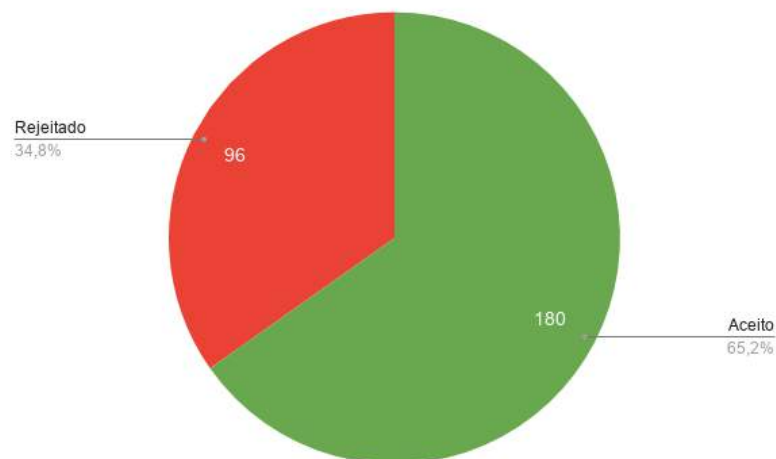
Figura 14 – Quantidade de artigos resultantes do processo de refinamento



Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

A figura 15 mostra, através de um gráfico de pizza, o número de artigos após a avaliação final. Dentre o universo de 276 artigos, 180 foram aceitos e 96 rejeitados. Isso se deve a aplicação dos critérios de inclusão, exclusão e de retirada de artigos duplicados.

Figura 15 – Avaliação final dos artigos



Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

A Figura 16 ilustra, através de um gráfico de coluna, a quantidade de publicações por ano dos artigos que foram pra extração final

Figura 16 – Quantidade de publicações por ano

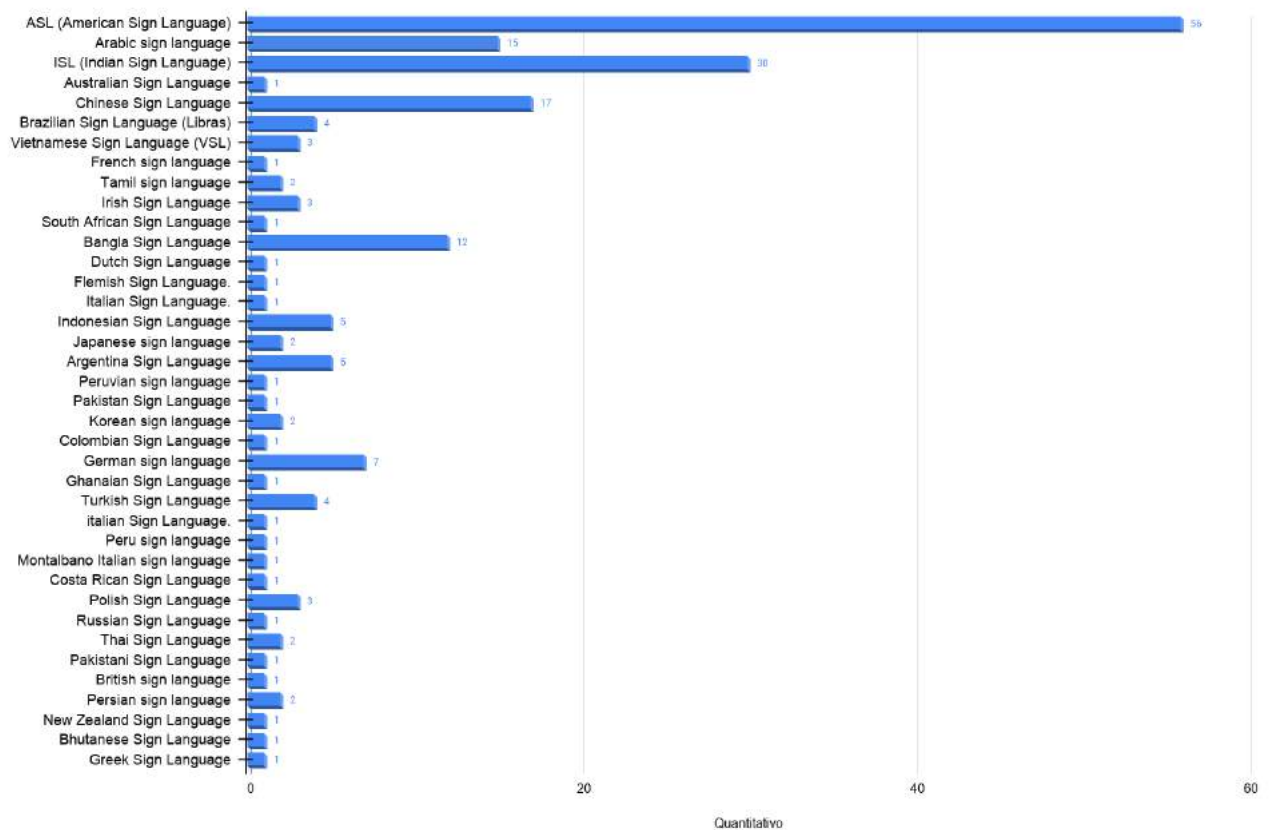


Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

Infere-se desse gráfico que o maior número de artigos foi obtido no ano de 2019, com quantitativo de 54 artigos. Já em 2018, esse número foi de 30 artigos e em 2020, de 24. Isso reflete o quão essa pesquisa está atualizada em relação ao estado da arte na área de reconhecimento de LS.

Já a Figura 17 a seguir, retrata o quantitativo das línguas de sinais abordadas nos artigos refinados, informação colhida da leitura do título, do resumo e das seções referentes à *datasets* dos trabalhos selecionados.

Figura 17 – Levantamento das Línguas de Sinais abordadas nos artigos



Fonte: Elaborado pelo autor (2020)

Desse gráfico, infere-se que a Língua de Sinais Americana (ASL) é a que aparece em primeiro lugar, com 56 trabalhos publicados. Isso se explica devido a existência de bases de dados, robustas o suficiente, capazes de treinar modelos de AM. Já em segundo lugar, com 30 publicações, aparece a língua de sinais Indiana e em terceiro, com 17 artigos, a Língua de Sinais Chinesa. Isso é mostrado na Tabela 3 que sumariza as cinco (5) Línguas de Sinais com mais trabalhos publicados nas fontes de dados definidas no MSL.

Tabela 3 – As cinco primeiras Línguas de Sinais com mais publicações

Ordem	Língua de Sinais	Quantidade
01	ASL (Língua de Sinais Americana)	56
02	ISL (Língua de Sinais Indiana)	30
03	Língua de Sinais Chinesa	17
04	Língua de Sinais Árabe	15
05	Língua de Sinais de Bangladesh	12

Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

Já em Libras, aparece com um quantitativo pouco expressivo (apenas 4 publicações) - um número bem modesto de publicações (nem aparece no *ranking* da Tabela 3) - nas principais fontes de dados. Isso é reflexo da escassez de bases de dados existentes na literatura, pois não há uma que seja referência em Libras) - que tenha qualidade, quantidade e escopo - , que propicie a validação de diversas metodologias. Ademais, presume-se que trabalhos que desenvolvam bases de dados nessa língua são bem vindos, pois a partir dessas, outros trabalhos venham a ser desenvolvidos e publicados, proporcionando uma maior visibilidade (publicações) de pesquisas nessa área.

Destarte, a Tabela 5 do Apêndice B traz todas as referências levantadas pelo mapeamento sistemático a respeito das bases de dados existentes na literatura. Nela contém o ano da publicação, o artigo de referência, a língua de sinais abordada e os detalhes do *dataset*, tais como: tipo, disponibilidade e características.

Outro aspecto a ser observado é que existem muitos trabalhos que não disponibilizam os dados de forma pública, exigindo assim contato - via *e-mail* - com o(s) autor(es), ou seja: não existe um repositório público (*link*) que sirva de interface de acesso aos dados. Dessa forma, a fim de atacar esse inconveniente, este trabalho desenvolveu um repositório acessível ao público, disponibilizando os dados da base criada tanto em forma de visualização (via *browser* se pode acessar os sinais) como através de *download* dos dados.

Ademais, observa-se na tabela um pequeno número de trabalhos em Libras. Isso pode ser consequência da baixa qualidade dos trabalhos ou da escassez de bases de dados que tenham escopo, quantidade e qualidade.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foi descrito o processo metodológico de descoberta dos trabalhos relacionados a esta pesquisa, destacando suas etapas, processos, métodos e técnicas. Para isso, o mapeamento sistemático da literatura foi realizado como forma de levantar os trabalhos existentes e verificou-se que muitos trabalhos não disponibilizam as bases de dados de forma pública através de uma plataforma *Web*, que alguns não focam no escopo, quantidade e qualidade da base, que ainda há carência de trabalhos em algumas línguas de sinais, em Libras, por exemplo, devido a escassez de bases de dados que possam ser usadas de forma generalizada para validação de metodologias de reconhecimento de sinais que façam uso de técnicas de Inteligência Artificial. O capítulo a seguir aborda a metodologia de construção da base de dados, objeto central deste trabalho.

4 METODOLOGIA DO TRABALHO

4.1 INTRODUÇÃO

Um dos desafios desse trabalho foi criar uma base de dados de sinais em Libras. Atualmente, existem poucas bases padronizadas que permitam a validação de sistemas de classificação computacional de forma robusta. Ainda, são tímidas as iniciativas de se construir bases de dados em Libras que sirvam de insumo para o reconhecimento automático de sinais. O que existe na literaturas são trabalhos que criaram o seu próprio conjunto de dados.

O que há na literatura são trabalhos que criaram o seu próprio conjunto de dados para validar suas metodologias (FREITAS et al., 2014; ALMEIDA, 2014; ALMEIDA; GUIMARÃES; RAMÍREZ, 2014; DIAS; SOUZA; PISTORI, 2006; KOROISHI; SILVA, 2015; KADIR et al., 2004; GONÇALVES et al., 2016; DINIZ et al., 2013; SANTOS et al., 2015; SUN et al., 2013a).

Em (FREITAS et al., 2014) criaram uma base de dados composta por 18 vídeos gravados por um sensor *Kinect*, na qual em cada vídeo, um usuário executa 5 vezes, em frente ao sensor, 5 frases em Libras que exigem o uso de uma expressão facial gramatical. Este conjunto de dados está disponível na plataforma da *UCI Machine Learning Repository* (FREITAS S. M. PERES, 2014). Já em (ALMEIDA, 2014), uma base de dados composta por 34 sinais de Libras foi criada, mas com o foco na trajetória das mãos. Esses trabalhos se preocuparam em resolver o problema de forma bem específica, pois não focaram em desenvolver bases de dados com escopo, qualidade e quantidade, ou seja, a quantidade de sinais foi reduzida ou seja o contexto todo foi proposto para validar uma metodologia em particular.

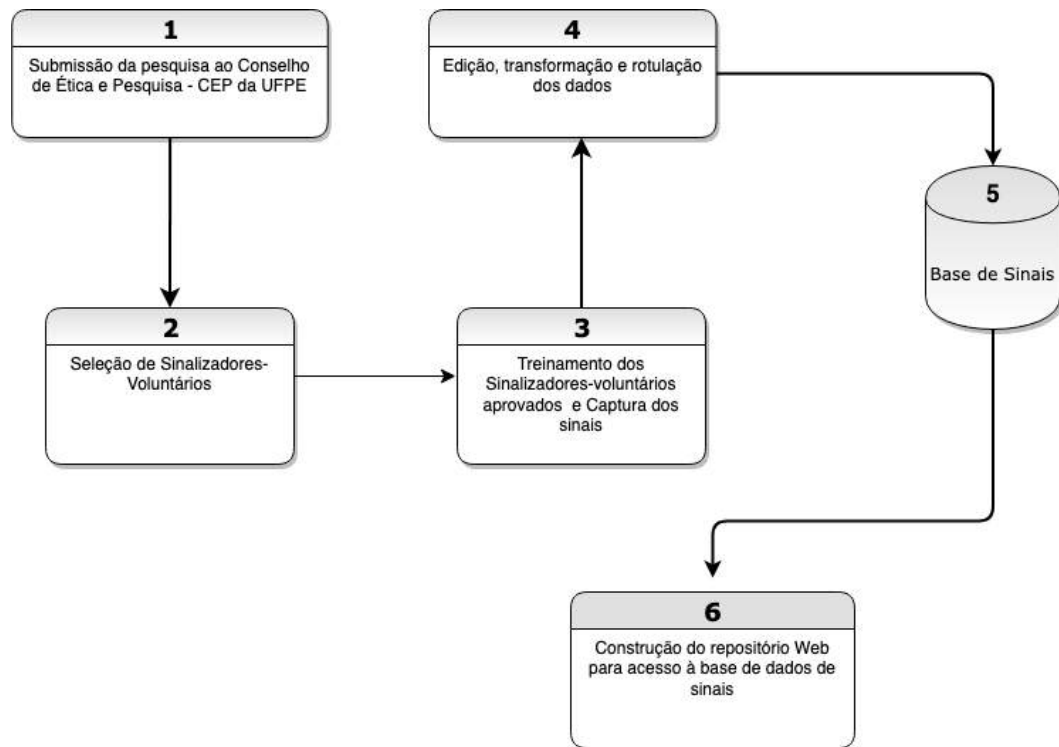
Dessa forma, este trabalho se propõe a criar uma base de dados robusta em Libras que possa ser usada na validação de diversos modelos computacionais da área de reconhecimento de sinais dessa língua. Assim, neste capítulo é descrito a metodologia usada na gênese da base V-LIBRASIL proposta nessa dissertação.

4.2 MÉTODO

Conforme representado na Figura 18, é possível observar as etapas necessárias para o desenvolvimento deste trabalho: (1) Submissão do projeto para apreciação do Conselho de Ética de Pesquisa vinculado a UFPE; (2) Seleção de voluntários para participação da pesquisa; (3) Treinamento dos voluntários e captura dos dados; (4) Edição, transformação e rotulação dos dados; (5) Base de dados de sinais tratada e (6) Construção do repositório *Web* para

disponibilização pública da base de dados. As secções a seguir tratam de detalhes sobre essas etapas.

Figura 18 – Sequência de etapas para a construção da base de dados proposta nesta dissertação



Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

4.2.1 Submissão ao Comitê de Ética e Pesquisa (CEP)

A primeira etapa da metodologia aplicada a este trabalho, correspondente à fase da construção do *Dataset* de Vídeo (DSV). Como a pesquisa envolve seres humanos, no processo de articulação de sinais em Libras, houve a necessidade de - antes do início da coleta de dados - submeter um *draft* da pesquisa para apreciação do Comitê de Ética e Pesquisa (CEP), vinculado à UFPE. No Anexo A consta o relatório do CEP aprovando o início da coleta de dados desta pesquisa.

Essa entidade é a responsável por emitir um parecer pra dar início ao processo de coleta de dados, pois em observância a Resolução 466/2012 do Conselho Nacional de Saúde/Ministério da Saúde, toda a pesquisa envolvendo seres humanos - pesquisa que, individual ou coletivamente, tenha como participante o ser humano, em sua totalidade ou partes dele, e o envolva de forma direta ou indireta, incluindo o manejo de seus dados, informações ou materiais biológicos, deve ter a aprovação de um CEP.

As Figuras 19 e 20 mostram detalhes do processo de submissão ao CEP extraídos do *site* da Plataforma Brasil.

Figura 19 – Lista de Projetos de Pesquisa

LISTA DE PROJETOS DE PESQUISA:									
Tipo *	CAAE *	Versão *	Pesquisador Responsável *	Comitê de Ética *	Instituição *	Origem *	Última Avaliação *	Situação *	Ação
P	28946920.2.0000.5208	2	AILTON JOSE RODRIGUES	5208 - UFPE - Universidade Federal de Pernambuco - Campus Recife - UFPE/Recife		PO	PO	Aprovado	 

Fonte: (BRASIL, 2020)

Figura 20 – Lista de Avaliação do Projeto

- LISTA DE AVALIAÇÕES DO PROJETO							
Avaliação *	Pesquisador Responsável *	Versão *	Submissão *	Modificação *	Situação *	Exclusiva do Centro Coord. *	Ações
PO	AILTON JOSE RODRIGUES	2	05/04/2020	29/04/2020	Aprovado	Não	   

Fonte: (BRASIL, 2020)

Depreende-se da Figura 20, que o parecer foi aprovado. Isso traz benefício à pesquisa, proporciona proteção aos voluntários, além de proteger o pesquisador e a instituição de pesquisa, contribuindo para o aprimoramento de seu trabalho ao verificar, se a metodologia está de acordo com o que foi proposto, observando se há a necessidade de alguns ajustes no projeto, auxiliando assim, na minimização dos desconfortos e/ou riscos a que os participantes serão submetidos e, na busca de maiores benefícios diretos aos participantes e/ou à sociedade, uma vez que todo trabalho de pesquisa, deve possuir relevância para maior beneficência. Essa preocupação faz com que, conseqüentemente, se reduza a ocorrência de pesquisas com falhas éticas, que comprometem os participantes, o pesquisador, enquanto profissional, e a instituição, enquanto promotora das referidas pesquisas. Nesse contexto, a pesquisa proposta obteve um parecer positivo do CEP.

4.2.2 Seleção de Voluntários

Para esta etapa de seleção, contamos com o apoio do Núcleo de Assistência ao Portador de Necessidades Especiais (NAPNE) do Instituto Federal do Piauí (IFPI) - Campus Teresina Central (CATCE). Nesse núcleo, inicialmente, apresentamos a pesquisa aos profissionais lotados no setor, enfatizando os objetivos pretendidos com o trabalho, a metodologia que seria adotada e como seria a participação dos, possíveis, voluntários no processo de sinalização das palavras e expressões a ser definido a posteriori.

Depois da exposição dos objetivos da pesquisa, iniciamos o processo de seleção baseado no critério de experiência com a língua de sinais brasileira no que diz respeito a atuação no processo de tradução/interpretação. Como resultado disso, tivemos 6 possíveis sinalizadores do núcleo; sendo que 3 apresentaram um nível maior de experiência no processo de sinalização e exerceram o papel de articuladores principais. Os demais, ficaram no suporte do processo de articulação.

Ademais, para cada articulador-principal um suplente foi selecionado, usando os mesmos critérios de seleção dos sinalizadores principais - para, em casos fortuitos, atuarem no papel de articulador titular; perfazendo um total de 6 sinalizadores aptos a exercerem o papel de articulador.

Senso assim, 3 sinalizadores principais alocados, inicialmente, pertencem ao quadro de servidores do NAPNE e que, dentre os outros, detinham de mais experiência no processo de articulação de sinais em Libras.

Dessa forma, a logística de alocação de 3 articuladores permite até 3 variações possíveis de sinal, embora a plataforma tenha escalabilidade para suportar mais articuladores e conseqüentemente mais variações de sinais.

Em decorrência de caso fortuito, a pandemia de COVID19, foi necessária a alocação dos suplentes para substituir os titulares. Isso não ocasionou prejuízo no processo de articulação, já que todos os selecionados possuem grande experiência em Libras e detinham de infraestrutura para gravação dos vídeos seguindo o protocolos descrito neste trabalho.

Os sinalizadores que exerceram o papel de articulador 1 são do sexo masculino, têm grande experiência no processo de interpretação-articulação na língua brasileira de sinais, têm cursos de aperfeiçoamento nessa língua, são tradutores e intérpretes de Libras atuantes na esfera educacional e têm formação de nível superior. Outrossim, os que exerceram o papel de articulador 2, são duas surdas, com vasta experiência no processo de interpretação-articulação em Libras. Elas possuem formação de nível superior, sendo uma professora de Libras e a outra atua como técnica administrativa no NAPNE. Do mesmo modo, os que representam o articulador 3, são duas profissionais - com nível superior- em tradução e interpretação de Libras com extensa experiência no processo de articulação e interpretação de sinais nessa língua.

4.2.3 Treinamento dos sinalizadores e captura de sinais

Após a seleção dos voluntários, estes foram treinados a respeito do processo de gravação. Essa prática foi feita em estúdio antecedendo a captura de dados. Para isso, foi

definido um protocolo de gravação, assunto tratado na secção que se segue.

4.2.4 Protocolo de Gravação

Criar um protocolo de gravação de uma base de dados não é uma tarefa trivial. Diante do aparato físico que se tinha acesso, buscou-se padronizar a gravação de todas as amostras (vídeos dos sinais) para que a metodologia proposta não seja enviesada por possíveis diferenças nas gravações. Com isso, todas as gravações dos sinais seguiram os requisitos descritos:

- Posição do sinalizador (aquele que executa os sinais em Libras): fixa (em pé a frente do *chroma key*);
- Distância entre o sinalizador e câmera: de aproximadamente 2 metros, o suficiente pra enquadrar o rosto e as mãos;
- Cenário: todos os sinais foram gravados por uma mesma pessoa (sinalizador-voluntário) em um mesmo local;
- Frequência: cada sinal foi gravado 1 vez, lembrando que houve unanimidade da equipe sobre a sinalização, caso houvesse divergências na hora de sinalizar;
- Modo de sinalizar: sinalizador inicia e finaliza o sinal com as mãos próximas ao osso esterno (parte anterior do tórax).

Dessa forma, o primeiro passo para a criação da base foi a escolha dos sinais. A base de sinais americana *ASL* <<http://www.bu.edu/asllrp/av/dai-asllvd.html>> foi usada como referência para a criação da base proposta nesta dissertação. Houve um processo de verificação se uma dada palavra da base de referência tinha um sinal em Libras correspondente, na relação de 1 para 1. Para isso, foi realizada a tradução das palavras em língua inglesa para a língua portuguesa com o uso de um professor nativo americano e do *google tradutor*.

Em seguida os sinais foram gravados em um cenário montado de forma que o sinalizador em pé (em uma posição fixa), a uma distância fixa do capturador, articulava o sinal; como ilustrado na Figura 21 a seguir.

Figura 21 – Sinalizador em processo de articulação de sinais



Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

As capturas ocorreram durante um período de aproximadamente 3 meses (três dias por semana) no turno da tarde e foram divididas em várias sessões de acordo com a disponibilidade de cada articulador principal.

4.2.5 Edição, transformação e rotulação

Esta etapa diz respeito ao tratamento dos sinais após a gravação. Nesta fase, a carga horária de separação, edição, rotulação, contador de tempo e ajuste de velocidade de reprodução foi de 4h/dia, realizada durante 35 dias úteis (4h/dia, 20h por semana), a contar do dia 07/09/2020. Para isso, foi usado o *software ADOBE PREMIERE PRO CC*, versão 2017, e para exportação foi usado o *ADOBE MEDIA ENCODER CC 2017*. Além disso, alguns *scripts* escritos em linguagem *Python* foram usados para automatização da rotulação e ajuste de velocidade de reprodução dos vídeos. A seguir o *pipeline* usado nesta etapa:

1. Anotações de todas as palavras de cada vídeo;
2. Recorte de trecho por trecho, do início do sinal até a sua conclusão, pois o arquivo bruto contém uma uma sequência de sinais;

3. Colocação da legenda e do contador de tempo em quadros por segundo;
4. Edição do *croma key*, mudando de fundo verde para fundo preto e
5. Exportação individual de cada sinal em câmera lenta, reduzindo metade da velocidade original, em formato *MP4*, com resolução *Full HD*, gerando um arquivo de vídeo variando de 3 a 5MB por sinal.

Isso foi necessário pra se ter um vídeo (de um sinal) de qualidade que possa ser usado para validar diversas metodologias que empreguem aprendizado de máquina.

4.2.6 A Base de Sinais

Nesta etapa temos a base de dados pós-processada e preparada pra ser disponibilizada no repositório *Web*. Ao todo 4.089 sinais gravados por 3 sinalizadores e disponíveis no site <<https://libras.cin.ufpe.br/>>.

Em comparação a outras bases de dados em Libras encontradas no mapeamento sistemático, pode se considerar que o conjunto de dados gravados é amplo (escopo), robusto e tem qualidade. Construiu-se uma base com sinais bem diversos e outros bem similares, aproximando-se de situações reais da língua. Logo, conclui-se que criação da base de dados foi uma etapa muito importante do trabalho já que proporcionou um número de amostras considerável.

4.2.7 Disponibilização da base de sinais

Esta etapa diz respeito a construção do repositório *Web* a ser utilizado para disponibilizar a base V-LIBRASIL para consulta a comunidade acadêmica e científica. Trata-se de uma página *Web* responsiva, construída com a linguagem de programação *PHP* na versão 7.4, usando o *Laravel Framework 6.0*, com *SGBD MySql 5.6* e servidor *Web Apache 2.4*. Toda a plataforma está provisionada no *datacenter* do Centro de Informática (CIn) da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) para fins exclusivamente acadêmicos.

O repositório está acessível através do *link* <<https://libras.cin.ufpe.br/>>. A figura 22 apresenta a tela principal do repositório.

Figura 22 – Tela principal da plataforma *Web* da base de dados V-LIBRASIL



Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

Observando a figura 22 - na parte superior (em azul escuro) - localiza-se uma barra de menu principal composta dos seguintes itens de menu:

- I. **Início:** ao clicar nesse item redireciona-se a página principal do repositório;
- II. **Feedback:** nesse item inclui as opções: (i) envio de comentários sobre a plataforma e (ii) envio de informações sobre um sinal ausente.
- III. **Sobre:** contém informes a respeito dos direitos autorais, manual, condições de uso e contato.
- IV. **Baixar:** nesse item o usuário pode escolher em fazer o *download* de todos os vídeos (nesse caso, os vídeos sinalizados pelos 3 articuladores) em um único arquivo com extensão *.zip* ou individualmente (articulador 1, articulador 2 ou articulador 3) em um arquivo *.zip* individualizado por sinalizador.
- V. **Português:** nesse item o usuário pode alterar a língua do site para a língua portuguesa ou língua inglesa.

Esse repositório (plataforma) tem um mecanismo de consulta de sinais com a opção de buscar pelo "nome completo" ou "parte do nome do sinal". Nessa consulta, após inserir os dados e clicar no botão "Pesquisar", uma tabela contendo os dados do resultado é mostrada em uma *grid*. A Figura 23 a seguir mostra isso.

Figura 23 – Forma de busca no *site* da base V-LIBRASIL

Pesquisa

[Limpar](#) [Pesquisa](#)

Sinal	Ocorrências	Articulador 1	Articulador 2	Articulador 3
Casa	1	Exibir	-	-
Casaco	2	Exibir	Exibir	-
Casamento	1	-	-	Exibir

Página 1 de 1. Mostrando de 1 até 3. Total de registros: 3.

Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

Observando a figura temos colunas e linhas. A primeira coluna, chamada sinal, representa a palavra/expressão pesquisada, a segunda coluna, *Ocorrências*, representa o quantitativo de vídeos do sinal articulado que denota a palavra/expressão da coluna 1. As demais colunas referem-se aos articuladores-voluntários responsáveis pela sinalização, no caso temos 3 sinalizadores.

Em cada linha existe um conteúdo referente a cada coluna. Na coluna "sinal", temos as palavras/expressões com um *link* que se clicado irá mostrar os sinais articulados pelos sinalizadores. Já na coluna "Ocorrências", tem-se um número que representa a quantidade de vezes que uma dada palavra/expressão foi sinalizada.

Já nas colunas "articulador 1", "articulador 2" e "articulador 3" tem um texto *Exibir*, que é um *link*, cuja ação - após o clique- é exibir uma tela com os vídeos dos sinais já em reprodução sem a necessidade de clicar em *play*. Nessa tela tem-se no rodapé do vídeo um *link* para *download* e um botão "voltar". Ao clicar em *download* um arquivo com extensão *.mp4* é imediatamente baixado localmente; já ao clicar em "voltar", o acesso a página principal da plataforma é retornado. Sendo assim, destaca-se a importância de ser ter um repositório (plataforma), uma página *Web*, que disponibilize esse dados de sinais como forma de insumos pra trabalhos futuros em reconhecimento de língua de sinais, especificamente em Libras; já que existe uma carência - na literatura - de bases de dados que tenham escopo, quantidade e qualidade.

4.2.8 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foi descrita a metodologia utilizada para criação da base proposta nesta pesquisa, destacando suas etapas, processos, métodos, técnicas, protocolo, ferramentas e repositório. O próximo capítulo detalha a base de dados V-LIBRASIL criada nesta dissertação.

5 BASE DE DADOS V-LIBRASIL

5.1 INTRODUÇÃO

O conjunto de dados de vídeo V-LIBRASIL surgiu da colaboração entre pesquisadores de Ciência da Computação e Tradutor(es) e Intérprete(s) de Libras (TILS) que se juntaram para criar um conjunto de sinais de vídeo tendo como referência o glossário da base de sinais americana, *American Sign Language Lexicon Video Dataset (ASLLVD)*.

A V-LIBRASIL é uma base de dados de vídeo de sinais em Libras constituída de 1364 termos/expressões/sintagmas articulados por 3 sinalizadores (exercendo o papel de articulador 1, 2 e 3, conforme está no repositório *web*), perfazendo 4.089 instâncias. Ela serve para treinar algoritmos para distinguir e reconhecer sinais em Libras, por isso, a pesquisa focou em produzir vídeos com qualidade, evidenciando as mãos dos sinalizadores a fim de impedir que ruídos possam prejudicar a semântica do sinal sinalizado.

Além disso, foi anotado um rótulo, na posição superior esquerda do vídeo, que expressa o significado do sinal. Essa rotulação é útil para realizar aprendizado supervisionado em que as instâncias são categorizadas por especialistas. Esse conjunto de dados servirá como base para o desenvolvimento de tecnologia de pesquisa de sinal, ou seja, - em última análise - ser capaz de identificar automaticamente, a partir de um vídeo, a identidade do sinal que foi produzido, para que este possa servir como um entrada para pesquisa em um dicionário Libras. Para a tarefa de rotulação é essencial que haja uma correspondência de 1-1 entre sinal e rótulo. Esse corpo de sinais está disponibilizado publicamente numa plataforma *WEB* robusta e de fácil acessibilidade que permite consultar sinais buscando pelo nome. Para mais detalhes acesse <<https://libras.cin.ufpe.br>>.

5.2 COLETA DE DADOS

Os dados foram coletados no estúdio de gravação da Reitoria do IFPI. A obtenção de dados foi realizada sob a supervisão de Ailton José Rodrigues e com suporte da equipe do NAPNE do Campus Teresina-Central do IFPI; além de um técnico em áudio visual, responsável pela configuração dos equipamentos. Do núcleo, 3 articuladores principais participaram - sendo 2 (dois) TILS e 1 (um) surdo - atores que articularam os sinais. Além deles, tivemos mais 3 (três) TILS que contribuíram dando suporte nesse processo e 3 (três) articuladores suplentes que trabalharam no processo de eliciação de dados dessa pesquisa. De início foi apresentado um conjunto de termos da base de referência *American Sign Language Lexicon*

Video Dataset (ASLLVD) para os sinalizadores, em seguida cada termo foi oralizado (para os TILS) e espelhado (um sinalizador ouvinte de apoio articulava o sinal para ser reproduzido pelo sinalizador surdo) para que reproduzissem o sinal, atentando-se para as variações (maneiras de sinalizar o mesmo sinal) e as variantes (caso necessite sinalizar um sinônimo de um sinal).

As Figuras 24a e 24b mostram os articuladores 1 e 2 em processo de articulação de sinais; já as Figuras 24c, 24d e 24e mostram a equipe em atuação no estúdio de gravação.



(a) Articulador 2 sinalizando



(b) Articulador 1 sinalizando



(c) Visão equipe(1)



(d) Visão equipe(2)



(e) Visão equipe(3)

Figura 24 – Estúdio de Gravação

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Nesse processo de sinalização observa-se que as variações produzidas na articulação não resultam em prejuízo semântico ao sinal conforme evidenciado nas Figuras 25 e 26.

Ademais, observa-se na Figura 25, o termo “abandonar”, em que um articulador faz o gesto para a direita e outro o faz para a esquerda. Essa diferença nos exemplos é importante para evidenciar a riqueza e variabilidade dos sinais existentes em Libras e garantir robustez aos modelos treinados a partir destes dados.



(a) Articulador 1



(b) Articulador 2

Figura 25 – Termo Abandonar

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Já a Figura 26, mostra o termo “acima” sendo sinalizado de forma variante tanto pelo articulador 1 quanto pelo articulador 2. Em relação a isso, particularmente, na Figura 26a o articulador eleva ambas as mãos e na Figura 26b, apenas uma das mãos é elevada pelo articulador. Essa variação não traz prejuízo semântico para o significado do sinal.



(a) Articulador 1



(b) Articulador 2

Figura 26 – Termo Acima

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Esses sinais, assim como os outros contidos no repositório, foram capturados usando câmera semi-profissional posicionada - à frente do articulador - a uma distância de aproximadamente dois metros fornecendo uma visão frontal de boa resolução, evidenciando as mãos e a face, visto que essas são amplamente consideradas pois transmitem as informações mais salientes em sinais. Ratificando isso, (STOKOE WILLIAM C., 2005) afirma que os sinais das Línguas de Sinais são compostos por parâmetros tais como: configuração de mão, locação, orientação da palma da mão, expressão não-manual e movimentos. As expressões não-manuais correspondem a movimentos de tronco, ombros, boca, sobrancelha e etc. Como exemplo desses usos, temos as expressões faciais, por meio das quais podemos demonstrar nossos sentimentos e emoções de maneira semelhante na língua oral. Contudo, na Libras temos um uso diverso que surdos e não-surdos fazem das linguagens não verbais como, por exemplo, as expressões faciais das línguas de sinais brasileira podem ser gramaticais, relacionadas à estrutura, morfologia

(por exemplo, elas marcam grau de intensidade, tamanho) e sintaxe (negação, interrogação, ênfase). As expressões faciais podem ser também usadas para expressar sentimentos (alegria, angustia, ansiedade, sofrimento). Se o ouvinte relata um fato em que um dos personagens aparece muito bravo, tal informação não necessita estar presente, necessariamente, na sua expressão facial. Ele pode carregar na entonação de voz, por exemplo, e o interlocutor entenderá a mensagem.

Temos, então, que os movimentos da cabeça, as sobrancelhas, o franzir de testa podem indicar uma negação; similarmente, usam-se expressões faciais para grupos de interrogações; o olhar pode representar um sujeito ou objeto, ou estabelecer uma concordância; a expressão facial pode coordenar o fluxo da conversa (STUMPF, 2005). As mãos, em línguas de sinais, são essenciais para a articulação do sinal. Elas são combinadas - através de forma e movimento - para produção da integralidade do sinal.

Essas nuances são imprescindíveis para a produção de um sinal que denote o real significado de uma palavra ou expressão. Dessa forma, a escolha de uma base de dados com escopo, qualidade e quantidade é bastante útil para o treinamento de algoritmos que fazem uso de aprendizado de máquina. Nessa linha, justifica-se a escolha da base de referência *ASLLVD* para edificação da V-LIBRASIL. Essa correlação (amostra) é exibida na Tabela 4 a seguir.

Tabela 4 – Amostra da correlação *ASLLVD* e V-LIBRASIL

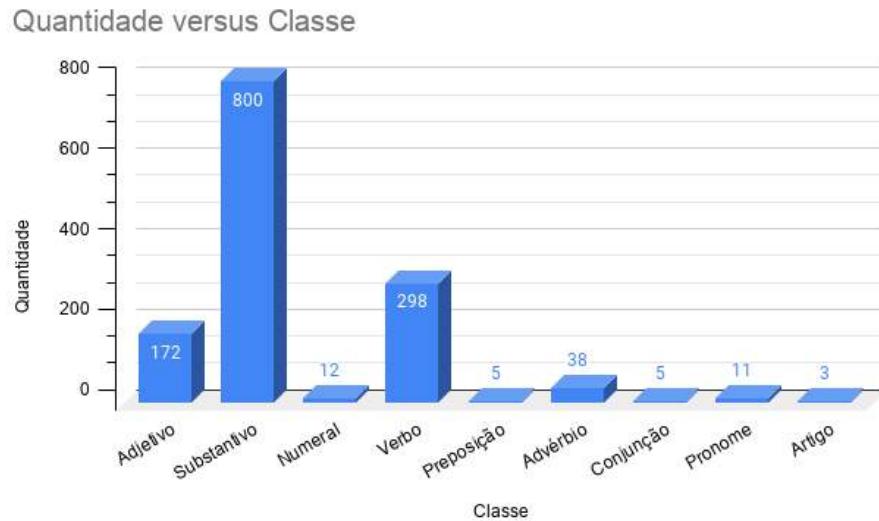
Termos <i>ASLLVD</i>	Termos V-LIBRASIL
DECORATE	decorar/ornamentar
DIPLOMA	diploma
DIRECT	direcionar
EXPLAIN	explicar
MANAGE/CONTROL	controle
DIRTY	sujo/obsceno
FILTHY	imoral
PIG	porco
DISAGREE	discordar/divergir

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Para uma visão mais analítica consulte a Tabela 6 do Apêndice C em que exibe o rol completo de palavras (um só lexema), expressões (mais de uma lexia) e sintagmas da base V-LIBRASIL e suas respectivas correlações com a base de referência *ASLLVD*. Além disso, as Figuras 27 e 28 apresentam dois gráficos - um de coluna e outro de rosca respectivamente - exibindo o quantitativo de classes gramaticais a que pertence cada instância da base proposta. Como apresentado nas Figuras a maior parte dos sinais corresponde a substantivos (59.5%), verbos (22.2%) e adjetivos (12.8%) e a menor quantidade de exemplos está relaciona artigos

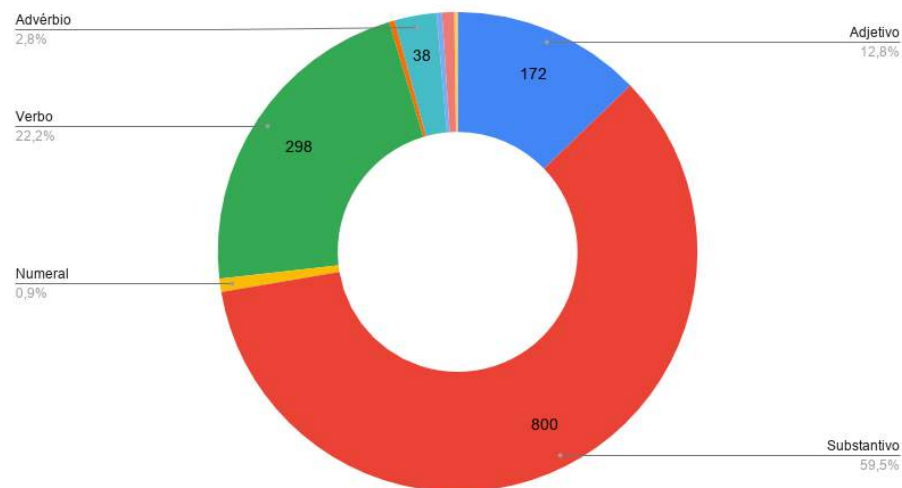
(somente 3 exemplos), preposições e pronomes (5 exemplos cada).

Figura 27 – Quantidade de Classes Gramaticais da Base Proposta



Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Figura 28 – Quantidade de Classes Gramaticais da Base Proposta - Top 5



Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

5.3 RECURSOS DISPONIBILIZADOS

As marcações dos sinais (*labelling*) foram feitas por último, após o processamento dos vídeos brutos. Para isso, foi usado o *software Adobe Premiere Pro* e um *script* feito na

linguagem *Python*. Seguidamente, os vídeos foram postos em fila de *upload* na plataforma <<https://libras.cin.ufpe.br/>> a fim de serem acessados (publicamente) pela comunidade (acadêmica e científica) interessada.

5.3.1 Dados de Vídeo

As sequências de vídeo foram capturadas usando uma câmera profissional. Para cada sequência produzida por um sinalizador-voluntário um arquivo com extensão *.MOV* ou *.MTS* foi gerado. Esse arquivo contém as sinalizações em vídeo numa resolução 1920X1080 *pixels* evidenciando a parte frontal, com foco nas mãos e face e com um efeito visual de *background* conhecida como *Chroma key*, conforme observado nas Figuras 29a e 29b.



(a) Articulador 2



(b) Articulador 2

Figura 29 – Gravação de vídeo usando Chroma Key

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Essa técnica consiste em colocar uma imagem sobre uma outra por meio do anulamento de uma cor padrão, como por exemplo o verde ou o azul. É uma técnica de processamento de imagens cujo objetivo é eliminar o fundo de uma imagem para isolar os personagens ou objetos de interesse que posteriormente são combinados com uma outra imagem de fundo; utilizado, também em vídeos em que se deseja substituir o fundo por algum outro vídeo ou foto. Para a produção dos vídeos da base V-LIBRASIL a cor verde foi usada como *chroma*. A seguir exemplificamos como essa técnica é utilizada alterando os fundos de verde (Fig.30a) para preto (Fig.30b), azul (Fig.30c), vermelho (Fig.30d), roxo claro (Fig.30e) e amarelo (Fig.30f).

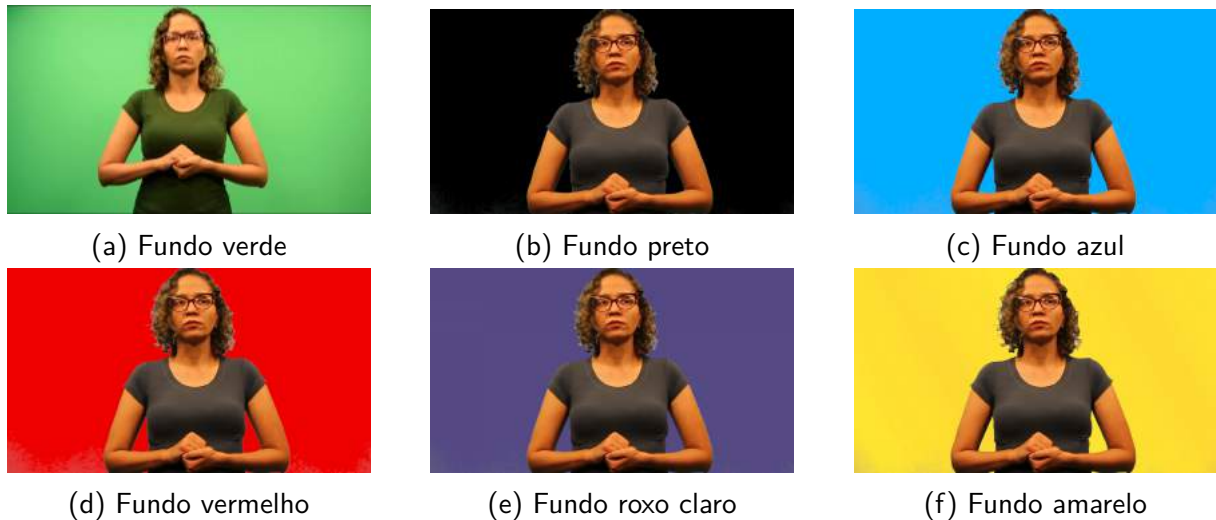


Figura 30 – Variação de Chroma Key

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

5.3.2 Marcação e pré-processamento

Nesta fase, o *software Adobe Premiere* foi utilizado para fazer a segmentação dos vídeos brutos, ou seja, cada *slot* de gravação contém uma sequência de vídeos com diferentes sinais. Para esse processo de segmentação foi usada a ferramenta recorte do *Adobe Premiere* para fatiar esses vídeos. Após o fatiamento, cada vídeo com o sinal isoladamente foi tratado individualmente.

Além do *software* mencionado anteriormente, *scripts* em *Python* - usando a biblioteca *ffmpeg*- foram empregados, também, para dar suporte ao pré-processamento, a fim de proporcionar ajustes na rotulação em caso de inconsistências e na velocidade de reprodução (aumentar ou diminuir) já que por padrão os vídeos foram renderizados com diminuição da velocidade seguindo o padrão da base de referência *ASLLVD*. Embora os vídeos estejam com a velocidade reduzida, isso pode ser alterado, de formá prática e rápida, com o uso do *script*; sem acarretar prejuízo na qualidade (resolução) dos vídeos.

Esses códigos facilitaram o processo de correção/ajuste de rotulação, reprodução e renderização devido ser mais rápido que o *Premiere*. Essa engenharia obtida com esses *scripts* trouxe mais agilidade, já que pode ser aplicado numa sequência em lote de vídeos, bastando que o especialista informe o significado correto do sinal no nome do arquivo. Todo esse processo ocorre de forma automatizada (agil), lendo os arquivos, rotulando e renderizando; deixando tudo pronto pra o *upload* na plataforma (pós-processamento). Além disso, em um momento porvindouro, serão adicionadas novas *tags*, tanto de início quanto de fim dos sinais, marcação X e Y de posicionamentos dos braços e mãos e marcação sobre expressões faciais e esqueleto.

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Introduzimos um novo conjunto de dados de sinais de vídeo em Libras chamado de V-LIBRASIL. Esse conjunto de dados está disponível publicamente *on-line* e acreditamos que será um recurso importante para que novas pesquisas em reconhecimento de línguas de sinais e em análise de ações humanas possam ser fomentadas já que a base de dados proposta tem escopo, quantidade e qualidade características indispensáveis para uso no treinamento, teste e validação de metodologias/métodos que façam uso de aprendizado de máquina.

6 CONCLUSÃO

6.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O mapeamento sistemático da literatura realizado na secção 3.2 do capítulo 3 teve como objetivo conhecer os principais trabalhos publicados na área de reconhecimento de línguas de sinais entre os anos de 2005 até 2020. Para isso, foram elaboradas *strings* de busca que foram submetidas a quatro bases de pesquisa.

Como resultado da aplicação dessas buscas um número considerável de trabalhos foram encontrados. Ao serem analisados e filtrados foi possível mapear os artigos que tratam de reconhecimento de língua de sinais a partir de vídeos/imagens, sendo possível extrair deles os *datasets* que foram utilizados para validação das diversas metodologias empregadas.

Desse mapeamento depreende-se que o número de trabalhos publicados cresceu a partir do ano de 2015 tendo obtido seu ápice em 2019. Podemos inferir que esse aumento de publicações se deu pela crescente de dados criados e disponibilizados, principalmente banco de dados nas línguas de sinais. Observa-se que atrelado a isso o uso de técnicas de Inteligência Artificial tiveram um aumento considerável já que com o dados disponíveis é possível treinar algoritmos de Aprendizado de Máquina eficientes, logo muitas pesquisas nessa área começaram a surgir devido a isso.

Observou-se também que a língua de sinais americana *ASL* é a primeira do *ranking*, possuindo um maior número de trabalhos, principalmente devido a disponibilização de bases de dados com escopo, qualidade e quantidade; dentre essas bases, a *ASLLVD* se destaca.

Já as outras línguas que mais possuem trabalhos são as línguas de sinais da Índia, China, Arábia e Bangladesh.

Em relação a Libras, observa-se uma escassez de bases de dados e poucos trabalhos publicados nas principais bases de pesquisa, as que existem são bases de pequeno vulto, deixando a desejar em escopo, qualidade e quantidade.

A grande maioria das bases encontradas usam imagens no processo de reconhecimento de língua de sinais, outras usam vídeos. Além disso, observa-se que o tipo dos sinais varia muito, alguns referem-se a sentenças do cotidiano, palavras simples, alfabeto, números, pronomes, adjetivos e substantivos e que algumas bases de dados possuem escopo pequeno, pecam na qualidade da imagem e não dispõem de uma quantidade razoável de instâncias.

Um outro aspecto observado é a disponibilidade, muitos artigos não citam o reposi-

tório pra *download* dos sinais, ficando apenas a informação de que precisa entrar em contato pra obtenção dos dados, burocratizando o processo.

Na língua de sinais americana podemos citar, por exemplo: a base *Boston SignStream Dataset* é uma base de imagens com sinais em *ASL* de um conjunto de sentenças (palavras) contínuas com disponibilidade pública, a *Kinect sign language dataset* composta de 73 sinais em *ASL*, também pública, a *NTU Hand Digits dataset* composta de sinais de números e letras, também pública, a *American Sign Language Lexicon Video Dataset (ASLLVD)* uma base de vídeo composta por mais de 3.000 sinais extraídos do dicionário *Gallaudet*, a *MSR, dataset*, base de vídeo com sinais de palavras e pública, a *Standard American Sign Language(ASL) hand gestures* composta por 2.425 sinais de palavras, letras e números.

Já na língua de sinais da Grécia, temos a *GSL 20* uma base de sinais em vídeo composta por 840 instâncias.

Já na língua de sinais da China, temos a *DEVISIGN-D*, a *DEVISIGN-L*, a *DEVISIGN-G* e a *DEVISIGN-L* todas bases com sinais em vídeo representando palavras e com disponibilidade pública.

Na língua de sinais Árabe, a base *ArASLRDB* uma base composta por 357 imagens (640X480 pixes de resolução) de sinais do alfabeto Árabe, a *ArSL database* uma base composta por 19.456 imagens de sinais do alfabeto e dos números.

Na língua de sinais indiana, a *ISL dataset* uma base de sinais em vídeo de 10 sentenças indianas, cada sentença foi gravada 10 vezes por 5 articuladores.

Na língua de sinais chinesa: a *Chinesse sign language dataset* composta por 2.500 imagens de sinais, feitos por um articulador com 5 repetições; a *CSL daily vocabularies* uma base de vídeo com sinais representando o vocabulário diário da China.

Em Libras temos a *LIBRAS-BSL dataset* uma base de vídeo com sinais de configurações de mãos, já no trabalho de (LIMA et al., 2019), uma base de vídeo com sinais das 26 letras do alfabeto. Essas e outras bases podem ser consultadas em detalhes na Tabela 4, do capítulo 3, na seção 3.3

Vimos que a base *American Sign Language Lexicon Video Dataset (ASLLVD)*, comentada anteriormente, por ter escopo, quantidade e qualidade é utilizada em muitos trabalhos de reconhecimento de sinais da língua americana, muitos deles extraem dessa base instâncias pra fomentar pequenas bases variantes. Por ter uma base de referência, os pesquisadores já partem para a definição de metodologias e técnicas de reconhecimento de sinais; não tendo que gastar tempo com a criação de dados para treinar seus modelos, pois é um processo complexo que demanda tempo e horas de especialista pra rotulação.

Por outro lado, na área de reconhecimento de sinais em Libras, os trabalhos ainda são pouco expressivos devido a falta de uma base que seja referência na literatura e que possa ser usada pra treinar e validar modelos que façam uso de algoritmos de Aprendizagem de Máquina. Isso foi evidenciado no mapeamento em que poucos trabalhos foram encontrados. Para combater esse inconveniente é necessário que mais trabalhos possam ser focados no desenvolvimento de base de dados em Libras para que seja possível fomentar pesquisas que façam uso de modelos de Aprendizado de Máquina.

Dessa forma, este trabalho criou a base de dados V-LIBRASIL, tendo como referência a base *ASLLVD*. Os sinais que a compõem correspondem aos termos utilizados na base americana. Para isso, cada termo foi convertido(a) do inglês para o português para em seguida ser sinalizada com um sinal em Libras correspondente. Os vídeos de sinais possuem boa qualidade de gravação, estão rotulados, não têm ruídos e estão disponibilizados publicamente pra consulta e *download* em uma plataforma *Web* responsiva e robusta.

A base criada neste trabalho, tem 13 GB de dados de vídeos de sinais em Libras, com resolução 1920*1080 *pixels* (no formato *MP4*). A base é formada por 4089 instâncias de sinais - correspondentes a palavras, expressões e sintagmas oriundas da base de referência *ASLLVD*- e sinalizadas por 3 articuladores. Os vídeos capturados desses sinais foram gravados usando a técnica *Chroma key* que é uma técnica que consiste em colocar uma imagem sobre a outra por meio do anulamento de uma cor sólida pré-definida, possibilitando a definição de diferentes *backgrounds*. Eles foram submetidos a um pré-processamento (tratamento de iluminação, recorte e anulamento de cor) e a um processo de rotulação para serem disponibilizados no repositório *WEB* criado pra acesso a esses dados. Com ela se pode validar diversas metodologias/métodos que fazem uso de técnicas de Inteligência Artificial, treinar algoritmos de aprendizagem de máquina ou modelos de redes neurais para o reconhecimento de sinais em Libras, criação de modelos inteligentes automatizados de tradução, e também, útil para desenvolvimento de aplicações para letramento em Libras.

6.2 CONTRIBUIÇÕES

As principais contribuições desta pesquisa estão elencadas a seguir:

- i. Criação de uma nova base de dados de vídeo de pessoas sinalizando um conjunto de palavras e expressões em Libras;
- ii. Desenvolvimento de um repositório *Web* para disponibilização da base criada que possa servir de insumos para realização de trabalhos futuros; e

iii. Mapeamento sistemático da literatura sobre os trabalhos na área de reconhecimento de língua de sinais que envolvam base de dados.

6.3 LIMITAÇÕES E TRABALHOS FUTUROS

Existem algumas limitações neste trabalho que devem ser levadas em consideração, principalmente no decorrer do processo de articulação e gravação de sinais ou seja de coleta de dados, que perdurou por quase 3 meses, nos deparamos com o surgimento da pandemia do novo coronavírus, isso afetou a engenharia de produção dos vídeos, pois as atividades presenciais foram suspensas, em todo o IFPI, afim de evitar o contágio pelo vírus. O escopo e a quantidade de sinais produzidos poderia ser bem maiores caso não houvesse a questão do isolamento social, como medida sanitária, para evitar o contágio com o coronavírus *Sars-Cov-2*.

No decorrer deste trabalho, verificamos algumas oportunidades de continuidade desse estudo, a seguir elencamos algumas possibilidades:

i. Avaliação dos dados da base usando uma técnica/método de reconhecimento de sinais que faça uso de aprendizado de máquina;

ii. Ampliação da base de dados (novas versões) com novos sinais a fim de aumentar o escopo (espectro) e a quantidade de palavras (termos, expressões e sintagmas).

iii. Utilizar a plataforma e a engenharia (processo de gênese) da V-LIBRASIL para construir uma base de dados de vídeo com sinais em Libras com foco na área de educação; como, por exemplo: VEDU-LIBRASIL. Para isso, um levantamento minucioso deve ser elaborado a respeito dos conteúdos usados pelos docentes no letramento das diversas disciplinas que compõem o currículo de um curso; e

iv. Criação de um modelo de tradução inteligente e automatizado de Libras para *ASL* e vice-versa que faça uso de métodos, técnicas e algoritmos de Inteligência Artificial.

REFERÊNCIAS

- ABDO, M.; HAMDY, A.; SALEM, S.; SAAD, E. M. Arabic alphabet and numbers sign language recognition. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Citeseer, v. 6, n. 11, p. 209–214, 2015.
- ABDO, M. Z.; SALEM, S. A. E.-R.; HAMDY, A. M.; SAAD, E. M. Emcc: Enhancement of motion chain code for arabic sign language recognition. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, v. 6, n. 12, 2015.
- ADIMAS, D. M.; RAKUN, E.; HARDIANTO, D. Recognizing indonesian sign language gestures using features generated by elliptical model tracking and angular projection. In: IEEE. *2019 2nd International Conference on Intelligent Autonomous Systems (ICoIAS)*. [S.l.], 2019. p. 25–31.
- AFJAL, I.; NITU, M. Enhancement of single-handed bengali sign language recognition based on hog features. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, v. 98, n. 05, 2020.
- AKTAŞ, M.; GÖKBERK, B.; AKARUN, L. Recognizing non-manual signs in turkish sign language. In: IEEE. *2019 Ninth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- ALFONSE, M.; ALI, A.; ELONS, A. S.; BADR, N. L.; ABOUL-ELA, M. Arabic sign language benchmark database for different heterogeneous sensors. In: IEEE. *2015 5th International Conference on Information & Communication Technology and Accessibility (ICTA)*. [S.l.], 2015. p. 1–9.
- ALMEIDA, S. G. M. Extração de características em reconhecimento de parâmetros fonológicos da língua brasileira de sinais utilizando sensores rgb-d. Universidade Federal de Minas Gerais, 2014.
- ALMEIDA, S. G. M.; GUIMARÃES, F. G.; RAMÍREZ, J. A. Feature extraction in brazilian sign language recognition based on phonological structure and using rgb-d sensors. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 41, n. 16, p. 7259–7271, 2014.
- ALVARENGA MATHEUS LIN TRUGLIO; CORREA, D. S. O.; OSÓRIO, F. S. Redes neurais artificiais aplicadas no reconhecimento de gestos usando o kinect. p. p. 347–356, 2011.
- ALY, S.; OSMAN, B.; ALY, W.; SABER, M. Arabic sign language fingerspelling recognition from depth and intensity images. In: IEEE. *2016 12th International Computer Engineering Conference (ICENCO)*. [S.l.], 2016. p. 99–104.
- ALY, W.; ALY, S.; ALMOTAIRI, S. User-independent american sign language alphabet recognition based on depth image and pcanet features. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 123138–123150, 2019.
- AMATANON, V.; CHANHANG, S.; NAIYANETR, P.; THONGPANG, S. Sign language-thai alphabet conversion based on electromyogram (emg). In: *The 7th 2014 Biomedical Engineering International Conference*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–4.

- ANSARI, Z. A.; HARIT, G. Nearest neighbour classification of indian sign language gestures using kinect camera. *Sadhana*, Springer, v. 41, n. 2, p. 161–182, 2016.
- ARIESTA, M. C.; WIRYANA, F.; ZAHRA, A. et al. Sentence level indonesian sign language recognition using 3d convolutional neural network and bidirectional recurrent neural network. In: IEEE. *2018 Indonesian Association for Pattern Recognition International Conference (INAPR)*. [S.l.], 2018. p. 16–22.
- ASSALEH, K.; SHANABLEH, T.; FANASWALA, M.; BAJAJ, H.; AMIN, F. Vision-based system for continuous arabic sign language recognition in user dependent mode. In: IEEE. *2008 5th International Symposium on Mechatronics and Its Applications*. [S.l.], 2008. p. 1–5.
- AZIZ, K. E.; WADUD, A.; SULTANA, S.; HUSSAIN, M. A.; BHUIYAN, A. Bengali sign language recognition using dynamic skin calibration and geometric hashing. In: IEEE. *2017 6th International Conference on Informatics, Electronics and Vision & 2017 7th International Symposium in Computational Medical and Health Technology (ICIEV-ISCMHT)*. [S.l.], 2017. p. 1–5.
- BAEHAQI, M. N.; IRZAL, M.; INDIYAH, F. H. Morphological analysis of speech translation into indonesian sign language system (sibi) on android platform. In: IEEE. *2019 International Conference on Advanced Computer Science and information Systems (ICACSIS)*. [S.l.], 2019. p. 205–210.
- BANTUPALLI, K.; XIE, Y. American sign language recognition using deep learning and computer vision. In: IEEE. *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. [S.l.], 2018. p. 4896–4899.
- BASTOS, I. L.; ANGELO, M. F.; LOULA, A. C. Recognition of static gestures applied to brazilian sign language (libras). In: IEEE. *2015 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.], 2015. p. 305–312.
- BASTOS, I. L. O. Reconhecimento de sinais da libras utilizando descritores de forma e redes neurais artificiais. Instituto de Matemática. Departamento de Ciência da Computação, 2015.
- BERRÚ-NOVOA, B.; GONZÁLEZ-VALENZUELA, R.; SHIGUIHARA-JUÁREZ, P. Peruvian sign language recognition using low resolution cameras. In: IEEE. *2018 IEEE XXV International Conference on Electronics, Electrical Engineering and Computing (INTERCON)*. [S.l.], 2018. p. 1–4.
- BILAL, S.; AKMELIAWATI, R.; SALAMI, M. J. E.; SHAFIE, A. A. Vision-based hand posture detection and recognition for sign language — a study. In: *2011 4th International Conference on Mechatronics (ICOM)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–6.
- BIRD, J. J.; EKÁRT, A.; FARIA, D. R. British sign language recognition via late fusion of computer vision and leap motion with transfer learning to american sign language. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 20, n. 18, p. 5151, 2020.
- BLOGLIBRAS. *Alfabeto manual de Libras*. 2011. Disponível em : <<http://librastudossurdos.blogspot.com/2011/04/qual-diferenca-entre-alfabeto-manual-e.html>>. Acesso em: 13-Outubro-2020.
- BOOTE, D.; BEILE, P. The quality of dissertation literature reviews: A missing link in research preparation. In: *annual meeting of the American Educational Research Association, San Diego, CA*. [S.l.: s.n.], 2004.

- BOYALI, A.; HASHIMOTO, N.; MATSUMOTO, O. Hand posture and gesture recognition using myo armband and spectral collaborative representation based classification. In: *2015 IEEE 4th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 200–201.
- BRAGA, R.; OLIVEIRA, P.; SOUZA, M.; ANDRADE, G.; BRITTO, R.; RABELO, R.; NETO, P. *Estudo Prático sobre Mapeamento Sistemático da Literatura utilizando a ferramenta TheEnd*. [S.l.]: Anais Escola Regional de Informática do Piauí, 1, 77-91, 2016.
- BRASIL, A. *País tem 10,7 milhões de pessoas com deficiência auditiva*. 2019. Disponível em : <[http:https://www.ilocomotiva.com.br/single-post/2019/10/14/AG%C3%A9NCIA-BRASIL-Pa%C3%ADs-tem-107-milh%C3%B5es-de-pessoas-com-defici%C3%A9ncia-auditiva-diz-estudo](https://www.ilocomotiva.com.br/single-post/2019/10/14/AG%C3%A9NCIA-BRASIL-Pa%C3%ADs-tem-107-milh%C3%B5es-de-pessoas-com-defici%C3%A9ncia-auditiva-diz-estudo)>. Acesso em: 24-Outubro-2020.
- BRASIL, P. *Plataforma Brasil*. 2020. Disponível em: <<https://plataformabrasil.saude.gov.br/visao/pesquisador/gerirPesquisa/gerirPesquisaAgrupador.jsf>>. Acesso em: 15 out. 2020.
- BUTT, U. M.; HUSNAIN, B.; AHMED, U.; TARIQ, A.; TARIQ, I.; BUTT, M. A.; ZIA, M. S. Feature based algorithmic analysis on american sign language dataset.
- Büyüksaraç, B.; Bulut, M. M.; Akar, G. B. Sign language recognition by image analysis. In: *2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 417–420.
- CAMGOZ, N. C.; KOLLER, O.; HADFIELD, S.; BOWDEN, R. Sign language transformers: Joint end-to-end sign language recognition and translation. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 10023–10033.
- CAPTURA mão usando visão computacional. <<https://i.ytimg.com/vi/p8kGw7iJeZg/maxresdefault.jpg>>. Acesso em: 1-setembro-2021.
- CARDENAS, E. J. E.; CHÁVEZ, G. C. Finger spelling recognition from depth data using direction cosines and histogram of cumulative magnitudes. In: IEEE. *2015 28th SIBGRAP Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.], 2015. p. 173–179.
- CARNEIRO, A. T.; CORTEZ, P. C.; COSTA, R. C. Reconhecimento de gestos da libras com classificadores neurais a partir dos momentos invariantes de hu. *Interaction*, p. 190–195, 2009.
- Casa Civil da Presidência da República do Brasil. *LEI Nº 9.394, DE 20 DE DEZEMBRO DE 1996*. 1996. <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9394.htm>.
- Casa Civil da Presidência da República do Brasil. *LEI No 10.098, DE 19 DE DEZEMBRO DE 2000*. 2000. <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l10098.htm>.
- Casa Civil da Presidência da República do Brasil. *LEI Nº 10.436, DE 24 DE ABRIL DE 2002*. 2002. <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/l10436.htm>.
- Casa Civil da Presidência da República do Brasil. *Decreto 5.626 de 22 de dezembro de 2005. Regulamenta a Lei 10.436 de 204 de abril de 2002*. 2005. Disponível em : <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/decreto/d5626.htm>. Acesso em: 13-Outubro-2020.

Casa Civil da Presidência da República do Brasil. *LEI Nº 12.319, DE 1º DE SETEMBRO DE 2010*. 2010.

<[CAYAMCELA, M. E. M.; LIM, W. Fine-tuning a pre-trained convolutional neural network model to translate american sign language in real-time. In: IEEE. *2019 International Conference on Computing, Networking and Communications \(ICNC\)*. \[S.l.\], 2019. p. 100–104.](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2010/lei/l12319.htm#:~:text=Regulamenta%20a%20profiss%C3%A3o%20de%20Tradutor,L%C3%ADngua%20Brasileira%20de%20Sinais%20%2D%20LIBRAS.></p>
</div>
<div data-bbox=)

CHAI, X.; LI, G.; LIN, Y.; XU, Z.; TANG, Y.; CHEN, X.; ZHOU, M. Sign language recognition and translation with kinect. In: *IEEE Conf. on AFGR*. [S.l.: s.n.], 2013. v. 655, p. 4.

CHEN, C.; ZHANG, B.; HOU, Z.; JIANG, J.; LIU, M.; YANG, Y. Action recognition from depth sequences using weighted fusion of 2d and 3d auto-correlation of gradients features. *Multimedia Tools and Applications*, Springer, v. 76, n. 3, p. 4651–4669, 2017.

CHEN, F.-S.; FU, C.-M.; HUANG, C.-L. Hand gesture recognition using a real-time tracking method and hidden markov models. *Image and vision computing*, Elsevier, v. 21, n. 8, p. 745–758, 2003.

CHEN, Y.; ZHANG, W. Research and implementation of sign language recognition method based on kinect. In: IEEE. *2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. [S.l.], 2016. p. 1947–1951.

CONLY, C.; DILLHOFF, A.; ATHITSOS, V. Leveraging intra-class variations to improve large vocabulary gesture recognition. In: IEEE. *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. [S.l.], 2016. p. 907–912.

CONLY, C.; DOLIOTIS, P.; JANGYODSUK, P.; ALONZO, R.; ATHITSOS, V. Toward a 3d body part detection video dataset and hand tracking benchmark. In: *Proceedings of the 6th International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–6.

COOPER, H.; ONG, E.-J.; PUGEAULT, N.; BOWDEN, R. Sign language recognition using sub-units. *The Journal of Machine Learning Research*, JMLR. org, v. 13, n. 1, p. 2205–2231, 2012.

DARMITON, G. Blog máquinas que aprendem (map). 2019. Disponível em: <<https://maquinasqueaprendem.com/2019/11/07/quando-usar-aprendizagem-de-maquina>>.

DAS, A.; GAWDE, S.; SURATWALA, K.; KALBANDE, D. Sign language recognition using deep learning on custom processed static gesture images. In: IEEE. *2018 International Conference on Smart City and Emerging Technology (ICSCET)*. [S.l.], 2018. p. 1–6.

DAWOD, A. Y.; CHAKPITAK, N. Novel technique for isolated sign language based on fingerspelling recognition. In: IEEE. *2019 13th International Conference on Software, Knowledge, Information Management and Applications (SKIMA)*. [S.l.], 2019. p. 1–8.

DEANEY, W.; VENTER, I.; GHAZIASGAR, M.; DODDS, R. A comparison of facial feature representation methods for automatic facial expression recognition. In: *Proceedings of the South African Institute of Computer Scientists and Information Technologists*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–10.

- Devi, S.; Deb, S. Low cost tangible glove for translating sign gestures to speech and text in hindi language. In: *2017 3rd International Conference on Computational Intelligence Communication Technology (CICT)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–5.
- DIAS, J. B.; SOUZA, K. d.; PISTORI, H. Conjunto de treinamento para algoritmos de reconhecimento de libras. In: *II Workshop de Visao Computacional, Sao Carlos*. [S.l.: s.n.], 2006.
- DINIZ, F. A.; NETO, F. M. M.; JÚNIOR, F. d. C. L.; FONTES, L. M. O. Redface: um sistema de reconhecimento facial baseado em técnicas de análise de componentes principais e autofaces. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, v. 5, n. 1, p. 42–54, 2013.
- DIXIT, K.; JALAL, A. S. A vision-based approach for indian sign language recognition. *International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP)*, IGI Global, v. 2, n. 4, p. 25–36, 2012.
- DIXIT, K.; JALAL, A. S. Automatic indian sign language recognition system. In: IEEE. *2013 3rd IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*. [S.l.], 2013. p. 883–887.
- DOLIOTIS, P. Viewpoint invariant gesture recognition and 3d hand pose estimation using rgb-d. *Computer Science & Engineering*, 2014.
- DUARTE, A. C. Cross-modal neural sign language translation. In: *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1650–1654.
- EDUCAÇÃO, P. da. *A importância da comunicação em Libras na vida das pessoas surdas*. 2019. Disponível em : <<https://www.portaleducacao.com.br/conteudo/artigos/educacao/a-importancia-da-comunicacao-em-libras-na-vida-das-pessoas-surdas/22074>>. Acesso em: 24-Outubro-2020.
- EL-BENDARY, N.; ZAWBAA, H. M.; DAOUD, M. S.; HASSANIEN, A. E.; NAKAMATSU, K. Arslat: Arabic sign language alphabets translator. In: IEEE. *2010 International conference on computer information systems and industrial management applications (CISIM)*. [S.l.], 2010. p. 590–595.
- ELONS, A. Gpu implementation for arabic sign language real time recognition using multi-level multiplicative neural networks. In: IEEE. *2014 9th International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES)*. [S.l.], 2014. p. 360–367.
- ESCOBEDO-CARDENAS, E.; CAMARA-CHAVEZ, G. A robust gesture recognition using hand local data and skeleton trajectory. In: IEEE. *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. [S.l.], 2015. p. 1240–1244.
- ESCOBEDO, E.; RAMIREZ, L.; CAMARA, G. Dynamic sign language recognition based on convolutional neural networks and texture maps. In: IEEE. *2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. [S.l.], 2019. p. 265–272.
- ESCOLA, B. *Origem da Língua Brasileira de Sinais*. 2019. Disponível em : <<https://brasilescola.uol.com.br/educacao/lingua-brasileira-sinais-libras.htm>>. Acesso em: 24-Outubro-2020.
- ESTRELA, B.; CÁMARA-CHÁVEZ, G.; CAMPOS, M.; SCHWARTZ, W. R.; NASCIMENTO, E. R. Sign language recognition using partial least squares and rgb-d information. In: *Proceedings of the IX Workshop de Visao Computacional, WVC*. [S.l.: s.n.], 2013.

- FAKHFAKH, S.; JEMAA, Y. B. Hand and wrist localization approach for features extraction in arabic sign language recognition. In: IEEE. *2017 IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*. [S.l.], 2017. p. 774–780.
- FELIPE TANYA AMARAL; MONTEIRO, M. *Libras em Contexto: Curso Básico - Livro do Professor*. 6ª. ed. Brasília/DF: Programa Nacional de Apoio à Educação dos Surdos, MEC, 2007.
- FERREIRA, A. L. e. a. *Aprendendo Libras: Módulo 2*. 1ª. ed. Natal: EDUFRRN, 2011.
- FERREIRA-BRITO, L. *Por uma gramática de línguas de sinais*. Rio de Janeiro: Tempo Brasileiro, 1995.
- FORSTER, J.; SCHMIDT, C.; HOYOUX, T.; KOLLER, O.; ZELLE, U.; PIATER, J. H.; NEY, H. Rwth-phoenix-weather: A large vocabulary sign language recognition and translation corpus. In: *LREC*. [S.l.: s.n.], 2012. v. 9, p. 3785–3789.
- FREITAS, E. F. Libras, Abordagem Teórica. p. 1–32, 2015. Disponível em: <<http://www.ifbaiano.edu.br/unidades/bonfim/files/2015/03/TEXT0-BASE-LIBRAS-pagina-cursos-superiores.pdf>>.
- FREITAS, F. de A.; PERES, S. M.; LIMA, C. A. de M.; BARBOSA, F. V. Grammatical facial expressions recognition with machine learning. In: *The Twenty-Seventh International Flairs Conference*. [S.l.: s.n.], 2014.
- FREITAS S. M. PERES, C. A. M. L. e. F. V. B. A. *Grammatical facial expressions data set*. 2014. Disponível em : <<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Grammatical+Facial+Expressions#>>. Acesso em: 22-Outubro-2020.
- FRIZONI PAULA; FONSECA DE SOUSA, G. R. Crianças surdas: Sujeitos invisíveis da educação inclusiva. *Revista dos Alunos de Pedagogia Faculdades Network-2012*, p. 57, 2012.
- GANGRADE, J.; BHARTI, J.; MULYE, A. Recognition of indian sign language using orb with bag of visual words by kinect sensor. *IETE Journal of Research*, Taylor & Francis, p. 1–15, 2020.
- GATTUPALLI, S.; GHADERI, A.; ATHITSOS, V. Evaluation of deep learning based pose estimation for sign language recognition. In: *Proceedings of the 9th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–7.
- GENG, L.; MA, X.; WANG, H.; GU, J.; LI, Y. Chinese sign language recognition with 3d hand motion trajectories and depth images. In: IEEE. *Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*. [S.l.], 2014. p. 1457–1461.
- GENG, L.; MA, X.; XUE, B.; WU, H.; GU, J.; LI, Y. Combining features for chinese sign language recognition with kinect. In: IEEE. *11th IEEE International Conference on Control & Automation (ICCA)*. [S.l.], 2014. p. 1393–1398.
- GONÇALVES, L. C.; SAAD, E. F.; ANDRADE, R. B.; ROMERO, B. A.; CAMPOS, R. D. de. Redes neurais artificiais e processamento de imagem no reconhecimento de libras, usando o kinect. *JORNAL DE ENGENHARIA, TECNOLOGIA E MEIO AMBIENTE-JETMA*, v. 1, n. 1, p. 32–37, 2016.

- GROBEL, K.; ASSAN, M. Isolated sign language recognition using hidden markov models. In: IEEE. *1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*. [S.l.], 1997. v. 1, p. 162–167.
- HASAN, M. M.; AHSAN, S. M. M. Bangla sign digits recognition using hog feature based multi-class support vector machine. In: IEEE. *2019 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.
- HASSAN, M.; ASSALEH, K.; SHANABLEH, T. User-dependent sign language recognition using motion detection. In: IEEE. *2016 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*. [S.l.], 2016. p. 852–856.
- HAYANI, S.; BENADDY, M.; MESLOUHI, O. E.; KARDOUCHI, M. Arab sign language recognition with convolutional neural networks. In: IEEE. *2019 International Conference of Computer Science and Renewable Energies (ICCSRE)*. [S.l.], 2019. p. 1–4.
- HE, J.; LIU, Z.; ZHANG, J. Chinese sign language recognition based on trajectory and hand shape features. In: IEEE. *2016 Visual Communications and Image Processing (VCIP)*. [S.l.], 2016. p. 1–4.
- HIENZ, H.; GROBEL, K.; OFFNER, G. Real-time hand-arm motion analysis using a single video camera. In: IEEE. *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. [S.l.], 1996. p. 323–327.
- HIENZ, H.; GROBEL, K.; OFFNER, G. Real-time hand-arm motion analysis using a single video camera. In: *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. [S.l.: s.n.], 1996. p. 323–327.
- HOQUE, O. B.; JUBAIR, M. I.; ISLAM, M. S.; AKASH, A.-F.; PAULSON, A. S. Real time bangladeshi sign language detection using faster r-cnn. In: IEEE. *2018 International Conference on Innovation in Engineering and Technology (ICIET)*. [S.l.], 2018. p. 1–6.
- HOSAIN, A. A.; SANTHALINGAM, P. S.; PATHAK, P.; KOSECKA, J.; RANGWALA, H. Sign language recognition analysis using multimodal data. *arXiv preprint arXiv:1909.11232*, 2019.
- HOSOE, H.; SAKO, S.; KWOLEK, B. Recognition of jsl finger spelling using convolutional neural networks. In: IEEE. *2017 Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*. [S.l.], 2017. p. 85–88.
- HOSSAIN, S.; SARMA, D.; MITTRA, T.; ALAM, M. N.; SAHA, I.; JOHORA, F. T. Bengali hand sign gestures recognition using convolutional neural network. In: IEEE. *2020 Second International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*. [S.l.], 2020. p. 636–641.
- HOSSEN, M.; GOVINDAIAH, A.; SULTANA, S.; BHUIYAN, A. Bengali sign language recognition using deep convolutional neural network. In: IEEE. *2018 Joint 7th International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV) and 2018 2nd International Conference on Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR)*. [S.l.], 2018. p. 369–373.
- HU, M.-K. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE transactions on information theory*, IEEE, v. 8, n. 2, p. 179–187, 1962.

- IBRAHIM, N. B.; SELIM, M. M.; ZAYED, H. H. An automatic arabic sign language recognition system (arslrs). *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, Elsevier, v. 30, n. 4, p. 470–477, 2018.
- IMRAN, J.; RAMAN, B. Deep motion templates and extreme learning machine for sign language recognition. *The Visual Computer*, Springer, v. 36, n. 6, p. 1233–1246, 2020.
- ISLAM, M. S.; MOUSUMI, S. S. S.; JESSAN, N. A.; RABBY, A. S. A.; HOSSAIN, S. A. Ishara-lipi: the first complete multipurposeopen access dataset of isolated characters for bangla sign language. In: IEEE. *2018 International Conference on Bangla Speech and Language Processing (ICBSLP)*. [S.l.], 2018. p. 1–4.
- JAYADEEP, G.; VISHNUPRIYA, N.; VENUGOPAL, V.; VISHNU, S.; GEETHA, M. Mudra: Convolutional neural network based indian sign language translator for banks. In: IEEE. *2020 4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*. [S.l.], 2020. p. 1228–1232.
- JIMÉNEZ, G.; MORENO, E.; GUZMAN, R.; BARRERO, J. Automatic method for recognition of colombian sign language for vowels and numbers from zero to five by using svm and knn. In: IEEE. *2019 Congreso Internacional de Innovación y Tendencias en Ingeniería (CONITI)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- JIN, C. M.; OMAR, Z.; JAWARD, M. H. A mobile application of american sign language translation via image processing algorithms. In: IEEE. *2016 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)*. [S.l.], 2016. p. 104–109.
- JMAA, A. B.; MAHDI, W.; JEMAA, Y. B.; HAMADOU, A. B. A new approach for hand gestures recognition based on depth map captured by rgb-d camera. *Computación y Sistemas*, Centro de Investigación en Computación, IPN, v. 20, n. 4, p. 709–721, 2016.
- JOSHI, G.; SINGH, S.; VIG, R. Taguchi-topsis based hog parameter selection for complex background sign language recognition. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Elsevier, v. 71, p. 102834, 2020.
- JOSHI, G.; VIG, R.; SINGH, S. Dca-based unimodal feature-level fusion of orthogonal moments for indian sign language dataset. *IET Computer Vision*, IET, v. 12, n. 5, p. 570–577, 2018.
- KADAM, S.; GHODKE, A.; SADHUKHAN, S. Hand gesture recognition software based on indian sign language. In: IEEE. *2019 1st International Conference on Innovations in Information and Communication Technology (ICIICT)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- KADIR, T.; BOWDEN, R.; ONG, E.-J.; ZISSERMAN, A. Minimal training, large lexicon, unconstrained sign language recognition. In: *BMVC*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 1–10.
- KAMAL, S. M.; CHEN, Y.; LI, S.; SHI, X.; ZHENG, J. Technical approaches to chinese sign language processing: A review. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 96926–96935, 2019.
- KAUR, J. *AN EFFICIENT INDIAN SIGN LANGUAGE RECOGNITION SYSTEM USING SIFT DESCRIPTOR*. Tese (Doutorado) — XXX, 09 2019.
- KHAN, R. Z.; IBRAHEEM, N. Survey on gesture recognition for hand image postures. *Computer and Information Science*, v. 5, 04 2012.

- KHAN, S. A.; JOY, A. D.; ASADUZZAMAN, S.; HOSSAIN, M. An efficient sign language translator device using convolutional neural network and customized roi segmentation. In: IEEE. *2019 2nd International Conference on Communication Engineering and Technology (ICCET)*. [S.l.], 2019. p. 152–156.
- KHARI, M.; GARG, A. K.; CRESPO, R. G.; VERDÚ, E. Gesture recognition of rgb and rgb-d static images using convolutional neural networks. *International Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence*, v. 5, n. 7, 2019.
- KIM, J.-H.; KIM, N.; PARK, H.; PARK, J. C. Enhanced sign language transcription system via hand tracking and pose estimation. *Journal of Computing Science and Engineering*, v. 10, n. 3, p. 95–101, 2016.
- KIM, K.-W.; LEE, M.-S.; SOON, B.-R.; RYU, M.; KIM, J.-N. Recognition of sign language with an inertial sensor-based data glove. *Technology and health care : official journal of the European Society for Engineering and Medicine*, v. 24, 10 2015.
- KIM, S.; BAN, Y.; LEE, S. Tracking and classification of in-air hand gesture based on thermal guided joint filter. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 1, p. 166, 2017.
- KIRAN, P. S.; KUMAR, D. A.; KISHORE, P.; KUMAR, E. K.; KUMAR, M. T. K.; SASTRY, A. Investigation of 3-d relational geometric features for kernel-based 3-d sign language recognition. In: IEEE. *2019 IEEE International Conference on Intelligent Systems and Green Technology (ICISGT)*. [S.l.], 2019. p. 31–313.
- KISHORE, P.; CHAITANYA, K.; SHRAVANI, G.; KUMAR, M. T. K.; KUMAR, E. K.; KUMAR, D. A. Dslr-net a depth based sign language recognition using two stream convnets.
- KISHORE, P.; RAO, G. A.; KUMAR, E. K.; KUMAR, M. T. K.; KUMAR, D. A. Selfie sign language recognition with convolutional neural networks. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, Modern Education and Computer Science Press, v. 10, n. 10, p. 63, 2018.
- KITCHENHAM, B.; CHARTERS, S. Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering. Citeseer, 2007.
- KLIMA E.; BELLUGI, U. *The Signs of Language*. [S.l.]: Cambridge University Press, 1979.
- KO, S.-K.; SON, J. G.; JUNG, H. Sign language recognition with recurrent neural network using human keypoint detection. In: *Proceedings of the 2018 Conference on Research in Adaptive and Convergent Systems*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 326–328.
- KODAMA, T.; KOYAMA, T.; SAITOH, T. Kinect sensor based sign language word recognition by mutli-stream hmm. In: IEEE. *2017 56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*. [S.l.], 2017. p. 94–99.
- KOLLER, O.; FORSTER, J.; NEY, H. Continuous sign language recognition: Towards large vocabulary statistical recognition systems handling multiple signers. *Computer Vision and Image Understanding*, Elsevier, v. 141, p. 108–125, 2015.
- KONSTANTINIDIS, D.; DIMITROPOULOS, K.; DARAS, P. A deep learning approach for analyzing video and skeletal features in sign language recognition. In: IEEE. *2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*. [S.l.], 2018. p. 1–6.

KONSTANTINIDIS, D.; DIMITROPOULOS, K.; DARAS, P. Sign language recognition based on hand and body skeletal data. In: *2018 - 3DTV-Conference: The True Vision - Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–4.

KOROISHI, G. O.; SILVA, B. V. L. Reconhecimento de sinais da libras por visão computacional. *Mecatrone*, v. 1, n. 1, 2015.

KRISHNAVENI, D. M.; SUBASHINI, D. P.; DHIVYAPRABHA, T. Pso-based optimized canny technique for efficient boundary detection in tamil sign language digital images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, The Science and Information Organization, v. 7, n. 6, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070640>>.

KRISHNAVENI, M.; SUBASHINI, P.; DHIVYAPRABHA, T. A new optimization approach-sfo for denoising digital images. In: IEEE. *2016 International Conference on Computation System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*. [S.l.], 2016. p. 34–39.

KUMAR, E. K.; KISHORE, P.; SASTRY, A.; KUMAR, M. T. K.; KUMAR, D. A. Training cnns for 3-d sign language recognition with color texture coded joint angular displacement maps. *IEEE Signal Processing Letters*, IEEE, v. 25, n. 5, p. 645–649, 2018.

KUMAR, M. S. P.; LATHASREE, V.; KARISHMA, S. Novel contour based detection and grabcut segmentation for sign language recognition. In: IEEE. *2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*. [S.l.], 2017. p. 738–742.

KUMAR, P. P.; REDDY, P. P.; RAO, P. S. Sign language recognition with multi feature fusion and adaboost classifier. 2006.

KUZNETSOVA, A.; LEAL-TAIXÉ, L.; ROSENHAHN, B. Real-time sign language recognition using a consumer depth camera. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 83–90.

LATIF, G.; MOHAMMAD, N.; ALGHAZO, J.; ALKHALAF, R.; ALKHALAF, R. Arasl: Arabic alphabets sign language dataset. *Data in brief*, Elsevier, v. 23, p. 103777, 2019.

LI, D.; RODRIGUEZ, C.; YU, X.; LI, H. Word-level deep sign language recognition from video: A new large-scale dataset and methods comparison. In: *The IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1459–1469.

LI, D.; YU, X.; XU, C.; PETERSSON, L.; LI, H. Transferring cross-domain knowledge for video sign language recognition. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 6205–6214.

LI, S.-Z.; YU, B.; WU, W.; SU, S.-Z.; JI, R.-R. Feature learning based on sae-pca network for human gesture recognition in rgb-d images. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 151, p. 565–573, 2015.

LI, Y.; WANG, X.; LIU, W.; FENG, B. Deep attention network for joint hand gesture localization and recognition using static rgb-d images. *Information Sciences*, Elsevier, v. 441, p. 66–78, 2018.

LI, Y.; WANG, X.; LIU, W.; FENG, B. Pose anchor: A single-stage hand keypoint detection network. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE, 2019.

LIAO, Y.; XIONG, P.; MIN, W.; MIN, W.; LU, J. Dynamic sign language recognition based on video sequence with blstm-3d residual networks. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 38044–38054, 2019.

LIBRAS.COM.BR. *Os Cinco Parâmetros da Libras*. 2018. Disponível em : <<https://www.libras.com.br/os-cinco-parametros-da-libras>>. Acesso em: 24-Outubro-2020.

LIM, K. M.; TAN, A. W.; TAN, S. C. Block-based histogram of optical flow for isolated sign language recognition. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, v. 40, p. 538 – 545, 2016. ISSN 1047-3203. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047320316301468>>.

LIMA, D. F.; NETO, A. S. S.; SANTOS, E. N.; ARAUJO, T. M. U.; RÊGO, T. G. d. Using convolutional neural networks for fingerspelling sign recognition in brazilian sign language. In: *Proceedings of the 25th Brazillian Symposium on Multimedia and the Web*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 109–115.

LIU, W.; FAN, Y.; LI, Z.; ZHANG, Z. Rgbd video based human hand trajectory tracking and gesture recognition system. *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi, v. 2015, 2015.

LUVA. <<https://razoesparaacreditar.com/wp-content/uploads/2016/05/Untitled-12.jpg>>. Acesso em: 1-setembro-2021.

L.ZHENG; B.LIANG; A.JIANG. Recent advances of deep learning for sign language recognition. In: *2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–7.

MAHMUD, I.; TABASSUM, T.; UDDIN, M. P.; ALI, E.; NITU, A. M.; AFJAL, M. I. Efficient noise reduction and hog feature extraction for sign language recognition. In: IEEE. *2018 International Conference on Advancement in Electrical and Electronic Engineering (ICAEEE)*. [S.l.], 2018. p. 1–4.

MAKAROV, I.; VELDYAYKIN, N.; CHERTKOV, M.; POKOEV, A. Russian sign language dactyl recognition. In: IEEE. *2019 42nd International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. [S.l.], 2019. p. 726–729.

MANDIKHANLOU, K.; EBRAHIMNEZHAD, H. Multimodal 3d american sign language recognition for static alphabet and numbers using hand joints and shape coding. *MULTIMEDIA TOOLS AND APPLICATIONS*, Springer, 2020.

MANGAMURI, L. S. T.; JAIN, L.; SHARMAY, A. Two hand indian sign language dataset for benchmarking classification models of machine learning. In: IEEE. *2019 International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT)*. [S.l.], 2019. v. 1, p. 1–5.

MANGLA, F. U.; BASHIR, A.; LALI, I.; BUKHARI, A. C.; SHAHZAD, B. A novel key-frame selection-based sign language recognition framework for the video data. *The Imaging Science Journal*, Taylor & Francis, v. 68, n. 3, p. 156–169, 2020.

MOHANDÉS, M. Recognition of two-handed arabic signs using the cyberglove. *Arabian Journal for Science and Engineering*, v. 38, 03 2012.

MOHRI, M.; ROSTAMIZADEH, A.; TALWALKAR, A. *Foundations of machine learning*. [S.l.]: MIT press, 2018.

NAGLOT, D.; KULKARNI, M. Ann based indian sign language numerals recognition using the leap motion controller. In: IEEE. *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. [S.l.], 2016. v. 2, p. 1–6.

NAGLOT, D.; KULKARNI, M. Real time sign language recognition using the leap motion controller. In: IEEE. *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. [S.l.], 2016. v. 3, p. 1–5.

NAKJAI, P.; MANEERAT, P.; KATANYUKUL, T. Thai finger spelling localization and classification under complex background using a yolo-based deep learning. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 230–233.

NAYAK, S.; SARKAR, S.; LOEDING, B. Unsupervised modeling of signs embedded in continuous sentences. In: IEEE. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)-Workshops*. [S.l.], 2005. p. 81–81.

NGUYEN, H. B.; DO, H. N. Deep learning for american sign language fingerspelling recognition system. In: IEEE. *2019 26th International Conference on Telecommunications (ICT)*. [S.l.], 2019. p. 314–318.

NORVIG, P.; RUSSELL, S. *Inteligência Artificial*. ELSEVIER EDITORA, 2013. ISBN 9788535237016. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=KhUQvgAACAAJ>>.

ODARTEY, L. K.; HUANG, Y.; ASANTEWAA, E. E.; AGBEDANU, P. R. Ghanaian sign language recognition using deep learning. In: *Proceedings of the 2019 the International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 81–86.

OLIVEIRA, M.; CHATBRI, H.; LITTLE, S.; O'CONNOR, N. E.; SUTHERLAND, A. A comparison between end-to-end approaches and feature extraction based approaches for sign language recognition. In: IEEE. *2017 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*. [S.l.], 2017. p. 1–6.

OLIVEIRA, M.; CHATBRI, H.; LITTLE, S.; FERSTL, Y.; O'CONNOR, N. E.; SUTHERLAND, A. Irish sign language recognition using principal component analysis and convolutional neural networks. In: IEEE. *2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*. [S.l.], 2017. p. 1–8.

OLIVEIRA, M.; CHATBRI, H.; YARLAPATI, N.; O'CONNOR, N. E.; SUTHERLAND, A. Hand orientation redundancy filter applied to hand-shapes dataset. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Applications of Intelligent Systems*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–5.

ONG, E.-J.; COOPER, H.; PUGEAULT, N.; BOWDEN, R. Sign language recognition using sequential pattern trees. In: IEEE. *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.], 2012. p. 2200–2207.

OSZUST, M.; WYSOCKI, M. Polish sign language words recognition with kinect. In: IEEE. *2013 6th International Conference on Human System Interactions (HSI)*. [S.l.], 2013. p. 219–226.

OSZUST, M.; WYSOCKI, M. Recognition of signed expressions observed by kinect sensor. In: *2013 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 220–225.

- OTINIANO-RODRÍGUEZ, K.; CAYLLAHUA-CAHUINA, E.; CÁMARA-CHÁVEZ, G. et al. Finger spelling recognition using kernel descriptors and depth images. In: IEEE. *2015 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.], 2015. p. 72–79.
- PAN, T.-Y.; LO, L.-Y.; YEH, C.-W.; LI, J.-W.; LIU, H.-T.; HU, M.-C. Real-time sign language recognition in complex background scene based on a hierarchical clustering classification method. In: IEEE. *2016 IEEE Second International Conference on Multimedia Big Data (BigMM)*. [S.l.], 2016. p. 64–67.
- PARVINI, F.; MCLEOD, D.; SHAHABI, C.; NAVAI, B.; ZALI, B.; GHANDEHARIZADEH, S. An approach to glove-based gesture recognition. In: . [S.l.: s.n.], 2009. v. 5611, p. 236–245.
- PATEL, P.; PATEL, N. Vision based real-time recognition of hand gestures for indian sign language using histogram of oriented gradients features. *International Journal of Next-Generation Computing*, v. 10, n. 2, 2019.
- PEI, X.; GUO, D.; ZHAO, Y. Continuous sign language recognition based on pseudo-supervised learning. In: *Proceedings of the 2nd Workshop on Multimedia for Accessible Human Computer Interfaces*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 33–39.
- PEIXOTO, E. Levantamento do estado da arte nos estudos do lazer:(brasil) séculos xx e xxi-alguns apontamentos. *Educação & Sociedade*, SciELO Brasil, v. 28, n. 99, p. 561–586, 2007.
- PEREIRA, M. C. D. C.; CHOI, D.; VIEIRA, M. I.; GASPAR, P.; NAKASATO, R. *Libras - Conhecimento Além Dos Sinais*. São Paulo: Pearson, 2011. ISBN 9788576058786.
- PERES, S. M.; FLORES, F. C.; VERONEZ, D.; OLGUIN, C. J. M. Libras signals recognition: a study with learning vector quantization and bit signature. In: *2006 Ninth Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN'06)*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 119–124.
- PETERSEN, K.; FELDT, R.; MUJTABA, S.; MATTSSON, M. Systematic mapping studies in software engineering. *Proceedings of the 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*, v. 17, 06 2008.
- PIGOU, L.; HERREWEGHE, M. V.; DAMBRE, J. Gesture and sign language recognition with temporal residual networks. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 3086–3093.
- PRATAMA, Y.; MARBUN, E.; PARAPAT, Y.; MANULLANG, A. Deep convolutional neural network for hand sign language recognition using model e. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, v. 9, n. 5, p. 1873–1881, 2020.
- PRATEEK, S.; JAGADEESH, J.; SIDDARTH, R.; SMITHA, Y.; HIREMATH, P. S.; PENDARI, N. T. Dynamic tool for american sign language finger spelling interpreter. In: IEEE. *2018 International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN)*. [S.l.], 2018. p. 596–600.
- PROFESSORUESLEIPATERNIO. *Números em Libras*. 2018. Disponível em : <<https://professoruesleipaterno.com/2018/06/08/alfabeto-manual-em-libras-e-os-numeros-ordinais/>>. Acesso em: 13-Outubro-2020.
- RAGHUVIEERA, T.; DEEPTHI, R.; MANGALASHRI, R.; AKSHAYA, R. A depth-based indian sign language recognition using microsoft kinect. *Sādhanā*, Springer, v. 45, n. 1, p. 34, 2020.

- RAHAGIYANTO, A.; BASUKI, A.; SIGIT, R.; ANWAR, A.; ZIKKY, M. Hand gesture classification for sign language using artificial neural network. In: IEEE. *2017 21st International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*. [S.l.], 2017. p. 1–5.
- RAHMAN, M. M.; ISLAM, M. S.; RAHMAN, M. H.; SASSI, R.; RIVOLTA, M. W.; AKTARUZZAMAN, M. A new benchmark on american sign language recognition using convolutional neural network. In: IEEE. *2019 International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- RAO, G. A.; KISHORE, P. Selfie sign language recognition with multiple features on adaboost multilabel multiclass classifier. *Journal of Engineering Science and Technology*, v. 13, n. 8, p. 2352–2368, 2018.
- RAO, G. A.; KISHORE, P. Selfie video based continuous indian sign language recognition system. *Ain Shams Engineering Journal*, v. 9, n. 4, p. 1929 – 1939, 2018. ISSN 2090-4479. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447917300217>>.
- RAO, G. A.; SYAMALA, K.; KISHORE, P.; SASTRY, A. Deep convolutional neural networks for sign language recognition. In: IEEE. *2018 Conference on Signal Processing And Communication Engineering Systems (SPACES)*. [S.l.], 2018. p. 194–197.
- RASTGOO, R.; KIANI, K.; ESCALERA, S. Video-based isolated hand sign language recognition using a deep cascaded model. Springer.
- RASTGOO, R.; KIANI, K.; ESCALERA, S. Multi-modal deep hand sign language recognition in still images using restricted boltzmann machine. *Entropy*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 20, n. 11, p. 809, 2018.
- RASTGOO, R.; KIANI, K.; ESCALERA, S. Hand sign language recognition using multi-view hand skeleton. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, p. 113336, 2020.
- RAUTARAY, S. S.; AGRAWAL, A. A novel human computer interface based on hand gesture recognition using computer vision techniques. In: *Proceedings of the First International Conference on Intelligent Interactive Technologies and Multimedia*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 292–296.
- RAVI, S.; SUMAN, M.; KISHORE, P.; KUMAR, K.; KUMAR, A. et al. Multi modal spatio temporal co-trained cnns with single modal testing on rgb-d based sign language gesture recognition. *Journal of Computer Languages*, Elsevier, v. 52, p. 88–102, 2019.
- RETS. *WHO warns that hearing loss may affect more than 900 million by 2050*. 2020. Disponível em : <<http://www.rets.epsjv.fiocruz.br/en/news/who-warns-hearing-loss-may-affect-more-900-million-2050>>. Acesso em: 28-Agosto-2020.
- RM, K. L. Q. *Língua de sinais brasileira: estudos linguísticos*. [S.l.]: Porto Alegre: Artmed, 2004.
- RM., Q. *O tradutor e intérprete de língua brasileira de sinais e língua portuguesa*. 2012. Disponível em : <<http://portal.mec.gov.br/seesp/arquivos/pdf/tradutorlibras.pdf>>. Acesso em: 24-Outubro-2020.
- ROCKY: O lutador. [S.l.]: EUA:Revolution Studios., 2015.

- RODRIGUEZ, K. O.; CHAVEZ, G. C. Finger spelling recognition from rgb-d information using kernel descriptor. In: IEEE. *2013 XXVI Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.], 2013. p. 1–7.
- ROY, P.; UDDIN, S. M.; RAHMAN, M. A.; RAHMAN, M. M.; ALAM, M. S.; MAHIN, M. S. R. Bangla sign language conversation interpreter using image processing. In: IEEE. *2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.
- SADIK, F.; SUBAH, M. R.; DASTIDER, A. G.; MOON, S. A.; AHBAB, S. S.; FATTAH, S. A. Bangla sign language recognition with skin segmentation and binary masking. In: IEEE. *2019 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.
- SAHOO, A. K.; RAVULAKOLLU, K. K. Indian sign language recognition using skin color detection. *International Journal of Applied Engineering Research (IJAER)*, v. 9, n. 20, p. 7347–7360, 2014.
- SAHOO, J. P.; ARI, S.; GHOSH, D. K. Hand gesture recognition using dwt and f-ratio based feature descriptor. *IET Image Processing*, IET, v. 12, n. 10, p. 1780–1787, 2018.
- SANTOS, J. R. d. et al. Reconhecimento das configurações de mão de libras baseado na análise de discriminante de fisher bidimensional utilizando imagens de profundidade. Universidade Federal do Amazonas, 2015.
- SAQIB, S.; KAZMI, S. A. R. Recognition of static gestures using correlation and cross-correlation. *Int. J. Adv. Appl. Sci*, v. 5, p. 11–18, 2018.
- SARHAN, N. A.; EL-SONBATY, Y.; YOUSSEF, S. M. Hmm-based arabic sign language recognition using kinect. In: IEEE. *2015 Tenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*. [S.l.], 2015. p. 169–174.
- SASTRY, A.; KISHORE, A. R.; RAJU, C. B.; KISHORE, P.; KUMAR, D. A.; KIRAN, E.; KUMAR, M. Depth based 3d indian sign language recognition using adaptive kernels.
- SHUKLA, P.; GARG, A.; SHARMA, K.; MITTAL, A. A dtw and fourier descriptor based approach for indian sign language recognition. In: IEEE. *2015 Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*. [S.l.], 2015. p. 113–118.
- SINCAN, O. M.; GENCOGLU, S.; BACAK, M.; KELES, H. Y. Hand and face segmentation with deep convolutional networks using limited labelled data. In: IEEE. *2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.
- SINCAN, O. M.; TUR, A. O.; KELES, H. Y. Isolated sign language recognition with multi-scale features using lstm. In: IEEE. *2019 27th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. [S.l.], 2019. p. 1–4.
- SINGH, A.; ARORA, S.; SHUKLA, P.; MITTAL, A. Indian sign language gesture classification as single or double handed gestures. In: IEEE. *2015 Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*. [S.l.], 2015. p. 378–381.

SIYLI, R. D.; GUNDOGDU, B.; SARACLAR, M.; AKARUN, L. Unsupervised key hand shape discovery of sign language videos with correspondence sparse autoencoders. In: IEEE. *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.], 2020. p. 8179–8183.

SOUZA, G. de; ANDRADE, M. A. T.; SANTOS, A. A. dos; SILVA, J. de L.; CUNHA, D. G. da; OLIVEIRA, C. C. A.; BAGNOLLI, R. A. de M.; COUTO, A. de S.; ANDRADE, I. M. T. de. A língua brasileira de sinais em seus dezesseis anos: avanços e desafios. *Revista Eletrônica Acervo Saúde*, n. 24, p. e288–e288, 2019.

SRIPAIRAJITHIKOON, N.; HARNBOMBURANA, J. Thai sign language recognition using 3d convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 2019 7th International Conference on Computer and Communications Management*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 186–189.

STOKOE WILLIAM C., J. Sign Language Structure: An Outline of the Visual Communication Systems of the American Deaf. *The Journal of Deaf Studies and Deaf Education*, v. 10, n. 1, p. 3–37, 01 2005. ISSN 1081-4159. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/deafed/eni001>>.

STUMPF, M. R. Aprendizagem de escrita de língua de sinais pelo sistema signwriting: Língua de sinais no papel e no computador. 2005.

SUCHITHRA, M.; SELVAKUMARAN, S.; NAMBIAR, G.; ARYA, C.; BHARRATHI, L. Indian sign language recognition system for asymmetrical hand gestures. v. 10, p. 2628–2632, 01 2015.

SUN, C.; ZHANG, T.; BAO, B.-K.; XU, C.; MEI, T. Discriminative exemplar coding for sign language recognition with kinect. *IEEE Transactions on Cybernetics*, IEEE, v. 43, n. 5, p. 1418–1428, 2013.

SUN, C.; ZHANG, T.; BAO, B.-K.; XU, C. Latent support vector machine for sign language recognition with kinect. In: IEEE. *2013 IEEE International Conference on Image Processing*. [S.l.], 2013. p. 4190–4194.

SUN, C.; ZHANG, T.; XU, C. Latent support vector machine modeling for sign language recognition with kinect. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, ACM New York, NY, USA, v. 6, n. 2, p. 1–20, 2015.

SUNITHA, R.; SUMAN, M.; KISHORE, P. V. V.; EEPURI, K. K. Sign language recognition with multi feature fusion and ann classifier. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, v. 26, n. 6, p. 2871–2885, 2018.

SWARNKAR, S. K.; AMBHAIKAR, A. Improved convolutional neural network based sign language recognition. *International Journal of Advanced Science and Technology*, v. 27, p. 302 – 317, Sep. 2019. Disponível em: <<http://sersc.org/journals/index.php/IJAST/article/view/175>>.

TA, F. *LIBRAS em contexto: curso básico. Livro do estudante*. 9ª. ed. [S.l.]: Rio de Janeiro: WalPrint, 2009.

TAO, W.; LEU, M. C.; YIN, Z. American sign language alphabet recognition using convolutional neural networks with multiview augmentation and inference fusion. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, v. 76, p. 202–213, 2018.

- TASKIRAN, M.; KILLIOGLU, M.; KAHRAMAN, N. A real-time system for recognition of american sign language by using deep learning. In: IEEE. *2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. [S.l.], 2018. p. 1–5.
- THANASEKHAR, B.; KUMAR, G. D.; AKSHAY, V.; ASHFAAQ, A. M. Real time conversion of sign language using deep learning for programming basics. In: IEEE. *2019 11th International Conference on Advanced Computing (ICoAC)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- THANGALI, A.; NASH, J. P.; SCLAROFF, S.; NEIDLE, C. Exploiting phonological constraints for handshape inference in asl video. In: IEEE. *CVPR 2011*. [S.l.], 2011. p. 521–528.
- THIRACITTA, N.; GUNAWAN, H.; WITJAKSONO, G. et al. The comparison of some hidden markov models for sign language recognition. In: IEEE. *2018 Indonesian Association for Pattern Recognition International Conference (INAPR)*. [S.l.], 2018. p. 6–10.
- TRIPATHI, K.; BARANWAL, N.; NANDI, G. C. Continuous dynamic indian sign language gesture recognition with invariant backgrounds. In: IEEE. *2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*. [S.l.], 2015. p. 2211–2216.
- UDDIN, J.; ARKO, F. N.; TABASSUM, N.; TRISHA, T. R.; AHMED, F. Bangla sign language interpretation using bag of features and support vector machine. In: IEEE. *2017 3rd International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT)*. [S.l.], 2017. p. 1–4.
- UNUTMAZ, B.; KARACA, A. C.; GÜLLÜ, M. K. Turkish sign language recognition using kinect skeleton and convolutional neural network. In: IEEE. *2019 27th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. [S.l.], 2019. p. 1–4.
- URMEE, P. P.; MASHUD, M. A. A.; AKTER, J.; JAMEEL, A. S. M. M.; ISLAM, S. Real-time bangla sign language detection using xception model with augmented dataset. In: IEEE. *2019 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.
- Vintimilla, M. G.; Alulema, D.; Morocho, D.; Proano, M.; Encalada, F.; Granizo, E. Development and implementation of an application that translates the alphabet and the numbers from 1 to 10 from sign language to text to help hearing impaired by android mobile devices. In: *2016 IEEE International Conference on Automatica (ICA-ACCA)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–5.
- VO, A. H.; PHAM, V.-H.; NGUYEN, B. T. Deep learning for vietnamese sign language recognition in video sequence. *International Journal of Machine Learning and Computing*, v. 9, n. 4, p. 440–445, 2019.
- VO, D.-H.; HUYNH, H.-H.; DOAN, P.-M.; MEUNIER, J. Dynamic gesture classification for vietnamese sign language recognition. *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl*, v. 8, n. 3, p. 412–420, 2017.
- VO, D.-H.; NGUYEN, T.-N.; HUYNH, H.-H.; MEUNIER, J. Recognizing vietnamese sign language based on rank matrix and alphabetic rules. In: IEEE. *2015 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)*. [S.l.], 2015. p. 279–284.

- WANG, C.-C.; CHIU, C.-T.; HUANG, C.-T.; DING, Y.-C.; WANG, L.-W. Fast and accurate embedded dcnn for rgb-d based sign language recognition. In: IEEE. *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.], 2020. p. 1568–1572.
- WANGCHUK, K.; RIYAMONGKOL, P.; WARANUSAST, R. Real-time bhutanese sign language digits recognition system using convolutional neural network. *ICT Express*, Elsevier, 2020.
- WARCHOŁ, D.; KAPUŚCIŃSKI, T.; WYSOCKI, M. Recognition of fingerspelling sequences in polish sign language using point clouds obtained from depth images. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 19, n. 5, p. 1078, 2019.
- WEI, C.; ZHAO, J.; ZHOU, W.; LI, H. Semantic boundary detection with reinforcement learning for continuous sign language recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE, 2020.
- WEISSMANN, J.; SALOMON, R. Gesture recognition for virtual reality applications using data gloves and neural networks. In: *IJCNN'99. International Joint Conference on Neural Networks. Proceedings (Cat. No.99CH36339)*. [S.l.: s.n.], 1999. v. 3, p. 2043–2046 vol.3.
- Wikipedia Orelha. <https://pt.m.wikipedia.org/wiki/Ficheiro:Anatomia_da_orelha_humana.svg>. Acesso em: 1-setembro-2021.
- WU, S. *CS565500 Large-Scale Machine Learning: Fundamentals of machine learning, scalable techniques, and deep learning*. 2017. Disponível em : <http://www.cs.nthu.edu.tw/~shwu/courses/ml/labs/08_CV_Ensembling/fig-holdout.png>. Acesso em: 24-Outubro-2020.
- XIAO, Q.; QIN, M.; GUO, P.; ZHAO, Y. Multimodal fusion based on lstm and a couple conditional hidden markov model for chinese sign language recognition. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 112258–112268, 2019.
- XIE, B.; HE, X.; LI, Y. Rgb-d static gesture recognition based on convolutional neural network. *The Journal of Engineering*, IET, v. 2018, n. 16, p. 1515–1520, 2018.
- XIE, M.; MA, X. End-to-end residual neural network with data augmentation for sign language recognition. In: IEEE. *2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*. [S.l.], 2019. v. 1, p. 1629–1633.
- XU, Y.; YANG, C.; LIANG, P.; ZHAO, L.; LI, Z. Development of a hybrid motion capture method using myo armband with application to teleoperation. In: *2016 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1179–1184.
- XUE, Q.; LI, X.; WANG, D.; ZHANG, W. Deep forest-based monocular visual sign language recognition. *Applied Sciences*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 9, n. 9, p. 1945, 2019.
- YANG, R.; SARKAR, S. Coupled grouping and matching for sign and gesture recognition. *Computer Vision and Image Understanding*, Elsevier, v. 113, n. 6, p. 663–681, 2009.
- YANG, S.; ZHU, Q. Video-based chinese sign language recognition using convolutional neural network. In: IEEE. *2017 IEEE 9th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN)*. [S.l.], 2017. p. 929–934.

YAZADI, F. Cyberglove systems cyberglove ii wireless data glove user guide. *CyberGlove Systems LLC*, v. 7, 2009.

YE, Y.; TIAN, Y.; HUENERFAUTH, M.; LIU, J. Recognizing american sign language gestures from within continuous videos. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 2064–2073.

YEO, H.-S.; LEE, B.-G.; LIM, H. Hand tracking and gesture recognition system for human-computer interaction using low-cost hardware. *Multimedia Tools and Applications*, Springer, v. 74, n. 8, p. 2687–2715, 2015.

YUAN, T.; SAH, S.; ANANTHANARAYANA, T.; ZHANG, C.; BHAT, A.; GANDHI, S.; PTUCHA, R. Large scale sign language interpretation. In: IEEE. *2019 14th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2019)*. [S.l.], 2019. p. 1–5.

ZAMANI, M.; KANAN, H. R. Saliency based alphabet and numbers of american sign language recognition using linear feature extraction. In: IEEE. *2014 4th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE)*. [S.l.], 2014. p. 398–403.

ZAMORA-MORA, J.; CHACÓN-RIVAS, M. Real-time hand detection using convolutional neural networks for costa rican sign language recognition. In: IEEE. *2019 International Conference on Inclusive Technologies and Education (CONTIE)*. [S.l.], 2019. p. 180–1806.

ZHANG, C.; YANG, X.; TIAN, Y. Histogram of 3d facets: A characteristic descriptor for hand gesture recognition. In: IEEE. *2013 10th IEEE international conference and workshops on automatic face and gesture recognition (FG)*. [S.l.], 2013. p. 1–8.

ZHANG, J.; ZHOU, W.; XIE, C.; PU, J.; LI, H. Chinese sign language recognition with adaptive hmm. In: IEEE. *2016 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. [S.l.], 2016. p. 1–6.

ZHAO, K.; ZHANG, K.; ZHAI, Y.; WANG, D.; SU, J. Real-time sign language recognition based on video stream. In: IEEE. *2020 39th Chinese Control Conference (CCC)*. [S.l.], 2020. p. 7469–7474.

ZHAO, Y.; WANG, L. The application of convolution neural networks in sign language recognition. In: IEEE. *2018 Ninth International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP)*. [S.l.], 2018. p. 269–272.

ZHU, X.; WONG, K.-Y. K. Single-frame hand gesture recognition using color and depth kernel descriptors. In: IEEE. *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*. [S.l.], 2012. p. 2989–2992.

APÊNDICE B – BASES DE DADOS DE LÍNGUAS DE SINAIS DO MSL

Tabela 5 – Bases de dados de línguas de sinais

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2005	(NAYAK; SARKAR; LOEDING, 2005)	ASL(American Sign Language)	Boston SignS-tream Dataset	Imagens:palavras contínuas	Public	18 sinais de 117 sentenças
2008	(ASSALEH et al., 2008)	Arabic sign language	-	video-based sentences	Public	80 palavras pra compor 40 frases. O conjunto de dados consiste em 19 repetições das 40 frases
2009	(YANG; SARKAR, 2009)	ASL(American Sign Language)	-	Palavras	-	39 different signs - articulated in 25 different continuous sentences. Number of individual sign instances:68–70 for each sample.
2011	(THANGALI et al., 2011)	ASL(American Sign Language)	-	video-based sentences	-	dataset of 1500 lexical signs
2012	(DIXIT; JALAL, 2012)	ISL(Indian Sign Language)	-	Imagens	-	720 imagens
2012	(FORSTER et al., 2012)	German sign language	RWTH-PHOENIX-Weather	Sentences	Public	1200 class 7 Subject Number 45760 Sample Number 5 Sample Per Class
2012	(ONG et al., 2012)	Greek Sign Language	GSL 20	Video(Words)	Public	20 class 6 Subject Number 840 Sample Number 5 Sample Per Class
2012	(ZHU; WONG, 2012)	ASL (American Sign Language)	ASL FingerSpelling Dataset	Imagens	-	500 color images 5 subjects.

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2012	(COOPER et al., 2012)	German sign language	DGS Kinect 40	Words	Public	40 class /15 Subject Number/3000 Sample Number/8 Sample Per Class
2012	(FORSTER et al., 2012)	German sign language	RWTH-PHOENIX-Weather	Sentences	Public	1200 class/7 Subject Number/45760 Sample Number/5 Sample Per Class
2012	(ONG et al., 2012)	Greek Sign Language	GSL 20	Video(Words)	Public	20 class/6 Subject Number/840 Sample Number/5 Sample Per Class
2013	(DIXIT; JALAL, 2013)	ISL(Indian Sign Language)	-	Imagens	-	720 imagens(600 images and a training set that has 120 images) de 12 articuladores
2013	(SUN et al., 2013a)	ASL(American Sign Language)	Kinect sign language dataset	Video	Public	73 sinais ASL. 9 participantes. 1971 frases
2013	(RODRIGUEZ; CHAVEZ, 2013)	ASL(American Sign Language)	ASL Finger Spelling Dataset	Imagens(letras)	Public	500 samples/24 signs/5 persons.
2013	(OSZUST; WYSOCKI, 2013)	Polish Sign Language	PSL Kinect 30	Video (Words)	Public	30 class/1 Subject Number/300 Sample Number/10 Sample Per Class
2013	(OSZUST; WYSOCKI, 2013)	Polish Sign Language	PSL ToF 84	Video (Words)	Public	84 class/1 Subject Number/1680 Sample Number/10 Sample Per Class
2013	(ZHANG; YANG; TIAN, 2013)	ASL (American Sign Language)	NTU Hand Digits dataset/ASL Finger Spelling dataset	Número e letras	Public	1.000 depth maps of 10 hand gestures. 10 subjects with 10 samples for each hand gesture . ASL-60.000 hand gestures from 5 subjects. It includes 24 English letters

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2013	(SUN et al., 2013b)	ASL(American Sign Language)	Kinect Sign Language Dataset	Video(vocabulary)	Public	1971 phrases(includes 73 ASL signs.Nine participants
2013	(KUZNETSOVA; LEAL-TAIXÉ; ROSENHAHN, 2013)	ASL(American Sign Language)	public dataset	Letras	Public	Containing 24 signs . 5 signers
2013	(CONLY et al., 2013)	ASL(American Sign Language)	American Sign Language Lexicon Video Dataset (ASLLVD)	Video	Public	3.000 signs found in The Gallaudet Dictionary of American Sign
2013	(DOLIOTIS, 2014)	ASL(American Sign Language)	ASL- RGB dataset	-	-	74 imagens
2013	(ZHANG; YANG; TIAN, 2013)	ASL(American Sign Language)	NTU Hand Digits data-set/ASL Finger Spelling	-	-	-
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-D	Video(Words)	Public	500 class 8 Subject Number 600 Sample Number 5 Sample Per Class
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-L	Video(Words)	Public	239 class 8 Subject Number 24000 Sample Number 5 Sample Per Class
2014	(GENG et al., 2014a)	Chinese Sign Language	-	-	Public	includes 320 instances. 8 participants and 8 gestures
2014	(GENG et al., 2014b)	Chinese Sign Language	-	-	-	20 gestures of 12 gestures trajectories/ 4 participants/ 5 times/total of 400 instances

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2014	(ELONS, 2014)	Arabic sign language	-	-	-	200 signs. 270 postures (189 postures containing two hands and 81 postures containing one hand) / 10 times by 2 people
2014	(SAHOO; RAVULAKOLLU, 2014)	ISL (Indian Sign Language)	-	Videos alphabet [A-Z] - numbers [0-5]	-	50 samples / Total of 1250 video / 25 signers
2014	(ZAMANI; KANAN, 2014)	ASL (American Sign Language)	-	Images (alphabet / r	-	(36 signs / 26 alphabet and 10 numbers 0 to 9) - 2520 (70 images per sign / 5 subject's
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-G	Video (Words)	Public	36 class 8 Subject Number 432 Sample Number 5 Sample Per Class
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-D	Video (Words)	Public	500 class 8 Subject Number 600 Sample Number 5 Sample Per Class
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-G	Video (Words)	Public	36 class 8 Subject Number 432 Sample Number 5 Sample Per Class
2014	(CHAI et al., 2013)	Chinese Sign Language	DEVISIGN-L	Video (Words)	Public	239 class 8 Subject Number 24000 Sample Number 5 Sample Per Class
2015	(SHUKLA et al., 2015)	ISL (Indian Sign Language)	-	Imagens	-	416 images
2015	(ESCOBEDO-CARDENAS; CAMARA-CHAVEZ, 2015)	Brazilian Sign Language (Libras)	-	-	-	18 different signals. which contains 20 samples of each sign

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2015	(ABDO et al., 2015a)	Arabic Sign Language	ArASLRDE	Imagens(640x480) de letras do alfabeto e números	-	357 imagens de sinais-29 alphabet Arabic letters and 9 numbers from 0 to nine (38 sinais)
2015	(ALFONSE et al., 2015)	Arabic Sign Language	ArSL database	Videos (alfabeto e numeros)	-	19.456 sinais ($4*(1216*4)$)/(27 categorias de palavras-1216 signs/words including the alphabets and numerical)
2015	(TRIPATHI; BARANWAL; NANDI, 2015)	ISL (Indian Sign Language)	ISL dataset	Video	-	10 Indian sign language sentences of 5 different people. where each sentence has been recorded 10 times
2015	(CARDENAS; CHÁVEZ, 2015)	ASL (American Sign Language)	ASL Finger Spelling Dataset	Image(RGB)	-	60000 images(500 samples(24 signs estatics))/5 different persons)-120K images
2015	(LIU et al., 2015)	ASL (American Sign Language)	-	-	-	-
2015	(OTINIANO-RODRÍGUEZ et al., 2015)	ASL (American Sign Language)	ASL Finger Spelling Dataset	Image	-	500 samples/24 signs/5 different persons(non-native). Total of 60.000 samples
2015	(SARHAN; EL-SONBATY; YOUSSEF, 2015)	Arabic sign language	-	Image(words)	Public	16 ArSL words captured using Kinect. (215 instancias)
2015	(SINGH et al., 2015)	ISL(Indian Sign Language)	-	Image(alphabets)	-	260 images/7 users/26 different gestures

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2015	(KOLLER; FORSTER; NEY, 2015)	German sign language	SIGNUM	Video(Sentences)	Public	455 class 25 Subject Number 33210 Sample Number 3 Sample Per Class
2015	(ABDO et al., 2015b)	Arabic Sign Language	-	Video	-	40 Arabic words three signers - 1288 videos
2015	(SUN; ZHANG; XU, 2015)	ASL (American Sign Language)	Kinect Sign Language Dataset	Imagens	Public	2.000 word-level sign language phrases and 2.000 sentence-level sign language phrases - nine participants.
2015	(SUCHITHRA et al., 2015)	ISL (Indian Sign Language)	-	-	-	600 images
2015	(BASTOS; ANGELO; LOULA, 2015)	Brazilian Sign Language (Libras)	-	Imagens (40 sinais)-letras do alfabeto. Números e palavras	Public	9600 images representing 40 different gestures (signs) from Brazilian Sign Language (Libras)
2015	(VO et al., 2015)	Vietnamese Sign Language (VSL)	D-VSL data-base(Accent e Character)	images(alphabetic)	-	03 gestures de accents 613 images)-23 gestures(4637 images)
2015	(LI et al., 2015)	ASL(American Sign Language)	American sign language (ASL) dataset	Image(alphabets)	-	24class/500 images/5 users/Total:120K images
2016	(JIN; OMAR; JAWARD, 2016)	ASL (American Sign Language)	-	-	-	-

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2016	(JMAA et al., 2016)	<i>French sign language</i>	-	<i>Imagens of the French alphabet</i>	<i>Public</i>	<i>2300 gesture images from the 23 static letters.</i>
2016	(CHEN et al., 2017)	<i>ASL (American Sign Language)</i>	<i>MSR</i>	<i>Video (Words)</i>	<i>Public</i>	<i>12 class 10 Subject Number 336 Sample Number 3 Sample Per Class</i>
2016	(KIM; BAN; LEE, 2017)	<i>Korean sign language</i>	<i>TVC-hand gesture</i>	<i>Video</i>	<i>Public</i>	<i>10 class 1 Subject Number 650 Sample Number 5 Sample Per Class</i>
2016	(KIM; BAN; LEE, 2017)	<i>Korean sign language</i>	<i>TVC-hand gesture</i>	<i>Video</i>	<i>Public</i>	<i>10 class 1 Subject Number 650 Sample Number 5 Sample Per Class</i>
2016	(KRISHNAVENI; SUBASHINI; DHIVYAPRABHA, 2016b)	<i>Tamil sign language</i>	<i>Tamil Sign Language dataset</i>	<i>image vogais</i>	-	-
2016	(NAGLOT; KULKARNI, 2016a)	<i>ISL (Indian Sign Language)</i>	-	<i>image (números e alfabeto)</i>	<i>Public</i>	<i>200 samples (consisting of 20 samples of each ISL numbers). Indian Sign Language has a total of 26 alphabets and 10 numerals.</i>
2016	(ALY et al., 2016)	<i>Arabic sign language</i>	-	<i>image alphabet</i>	-	<i>28 letters-200 samples representing 42 gestures</i>
2016	(HE; LIU; ZHANG, 2016)	<i>Chinese Sign Language</i>	<i>ChaLearn dataset e Kinect-based Chinese sign language dataset</i>	<i>image</i>	-	<i>ChaLearn(23 hours of Kinect data of 27 persons performing 20 Italian gestures) Kinect-based Chinese (500 sign words by one signer with 5 repetitions and 2500 videos in total.)</i>

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2016	(CHEN et al., 2017)	ASL (American Sign Language)	MSR	Video (Words)	Public	12 class 10 Subject Number 336 Sample Number 3 Sample Per Class
2016	(KIM; BAN; LEE, 2017)	Korean sign language	TVC-hand gesture	Video	Public	10 class 1 Subject Number 650 Sample Number 5 Sample Per Class
2016	(ZHANG et al., 2016)	Chinese Sign Language	Kinect-based Chinese Sign Language Satasets	image	-	I-100 sign words by one signer with 5 repetitions and 500 videos in total. II- contains 500 sign words by one signer with 5 repetitions and 2500 videos in total
2016	(KIM et al., 2016)	ASL(American Sign Language)	American Sign Language Image Dataset (ASLID) <- (ASLLVD)	Image	-	479-ASLLVD - 1.804 video clips from ASLLVD
2016	(GATTUPALLI; GHADERI; ATHITSOS, 2016)	ASL(American Sign Language)	RGB ASL image dataset (ASLID)<- (ASLLVD)	Image	Public	808 ASLID images
2016	(CONLY; DILLHOFF; ATHITSOS, 2016)	ASL(American Sign Language)	LB1113 . TB1113. JK850 CK368 <- (ASLLVD)	-	-	1.113 unique signs(LB1113 . TB1113.) JK850 (t) dataset consists of 850 unique ASL signs e CK368(t) contains 368 unique signs

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2016	(ANSARI; HARIT, 2016)	ISL (Indian Sign Language)	ISL dataset	Image(Alfabeto-Palavras comuns-Números e palavras técnicas)	-	140 static signs
2016	(KRISHNAVENI; SUBASHINI; DHIVYAPRABHA, 2016a)	Tamil sign language	TSL dataset	Imagem	-	12 Uyir and 1 Aayutha Ezhuthu
2016	(NAGLOT; KULKARNI, 2016b)	ASL (American Sign Language)	-	26 different alphabets	-	520 samples (consisting of 20 samples of each alphabet)
2016	(PAN et al., 2016)	ASL (American Sign Language)	ASL dataset	Imagens alfabeto	Public	2515 images from 5 individuals
2016	(PAN et al., 2016)	Chinese Sign Language	CSL dataset and ASL dataset	images alfabeto	-	CSL:7800 images of 26 alphabets(300 images for each alphabet)
2016	(CHEN; ZHANG, 2016)	Chinese Sign Language	3D Sign Language dataset	words	-	360 pieces of 3D/72 words(25200 images of hands and 1000 tracks of the hand joints)
2016	(Büyüksaraç; Bulut; Akar, 2016)	ASL (American Sign Language)	eNTERFACE dataset	-	-	8 different
2016	(HASSAN; ASSALEH; SHANABLEH, 2016)	Arabic sign language	DG5-VHand. Polhemus G4 tracker	40 Arabic sentences with 80-word perplexity	-	

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2017	(FAKHFAKH; JEMAA, 2017)	Arabic Sign Lan- guage	HGR database	Images(10 Dígitos)	Public	216 hand images
2017	(OLIVEIRA et al., 2017a)	Irish Sign Lan- guage	ISL I e ISL II	Images(23 static gestures)	public	ISLI:920 ima- ges/ISLII:1620 real hand images/ 6 different human subjects
2017	(DEANEY et al., 2017)	South African Sign Lan- guage	-	-	-	
2017	(UDDIN et al., 2017)	Bangla Sign Lan- guage	-	Images fifteen Bangla different consonant signs	-	Eight hundred ima- ges are acquired for the system imple- mentation
2017	(AZIZ et al., 2017)	Bangla Sign Lan- guage	-	Images alphabets	-	31 sets of images which include 37 hand signs
2017	(VO et al., 2017)	Vietnamese Sign Language (VSL)	-	Imagens	-	3000 samples corres- ponding to 30 dyna- mic gestures
2017	(PIGOU; HERREWEGHE; DAMBRE, 2017)	Flemish Sign Lan- guage.	Flemish Sign Language Corpus (Corpus VGT)	Video		Corpus VGT:12599 video-gloss pairs from 53 different Deaf signers
2017	(PIGOU; HERREWEGHE; DAMBRE, 2017)	Italian Sign Lan- guage	-	-	-	ConGD: 249 diffe- rent gesture clas- ses/21 individuals.
2017	(RAHAGIYANTO et al., 2017)	Indonesian Sign Lan- guage	SIBI	Gesture of alphabet A to Z	-	26 classes of alpha- bet and 10 variants (10 instances for each 26-hand gesture of SIBI)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2017	(HOSOE; SAKO; KWOLEK, 2017)	Japanese sign language	-	640 x 480 (imagens) palavras	Public	41 words we recorded 5000 images - 5000 samples
2017	(KUMAR; LATHASREE; KARISHMA, 2017)	ASL (American Sign Language)	-	alphabet images	-	26 alphabet images
2017	(PIGOU; HERREWEGHE; DAMBRE, 2017)	Dutch Sign Language	Dutch Sign Language Corpus (Corpus NGT)	Video	-	Corpus NGT: 55224 video-gloss pairs from 78 different Deaf signers
2017	(OLIVEIRA et al., 2017b)	Irish Sign Language	-	Images (alphabet)	Public	52.688 images for the 23 common hand-shapes from ISL
2017	(KODAMA; KOYAMA; SAITOH, 2017)	Japanese Sign language	J100 words dataset	Palavras	-	100 words (500 samples/1 person)
2017	(KUMAR; LATHASREE; KARISHMA, 2017)	ASL(American Sign Language)	-	images alphabet	-	26 alphabet images
2017	(HOSOE; SAKO; KWOLEK, 2017)	Japanese sign language	-	image(640x480)p:	Public	41 words/5000 images/5000 samples
2017	(YANG; ZHU, 2017)	Chinese Sign Language	CSL daily vocabularies	Videos	-	Extract 40 daily vocabularies
2017	(YANG; ZHU, 2017)	Chinese Sign Language	CSL daily vocabularies	Videos	-	Extract 40 daily vocabularies
2018	(KONSTANTINIDIS; DIMITROPOULOS; DARAS, 2018)	Argentina Sign Language	LSA64	Videos (Words)	Public	64 class / 10 Subject Number / 3200 Sample Number / 5 Sample Per Class

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2018	(TASKIRAN; KILLIOGLU; KAHRAMAN, 2018)	ASL (American Sign Language)	-	Imagens (28×28 pixels)	-	900 images (36 characters(26 letters and 10 numbers))/ 25 samples per instance
2018	(KONSTANTINIDIS; DIMITROPOULOS; DARAS, 2018)	Argentina Sign Language	LSA64	Videos (Words)	Public	64 class 10 Subject Number 3200 Sample Number 5 Sample Per Class
2018	(TAO; LEU; YIN, 2018)	ASL (American Sign Language)	-	-	Public	24 signs consists of about 500 to 600 samples
2018	(BANTUPALLI; XIE, 2018)	ASL (American Sign Language)	American Sign Language Dataset	Video 720p-300 frames	-	2400 images.
2018	(IBRAHIM; SELIM; ZAYED, 2018)	Arabic sign language	ArSLRS dataset	Palavras - imagens	-	450 colored ArSL videos captured at a rate of 30 fps. (represent 30 Arabic words)
2018	(HOSSEN et al., 2018)	Bangla Sign Language	-	Imagens - alfabeto	-	37 hand signs (total 1147 images) - each sign class includes 31 images
2018	(JOSHI; VIG; SINGH, 2018)	ISL (Indian Sign Language)	I-ISL dataset/ II-ISL dataset	Imagens(alfabeto)	-	I-2300 gesture images/26 ISL alphabets II-100 images/ total 2600 images
2018	(LI et al., 2018)	ASL(American Sign Language)	HUST-ASL dataset<- ASL Finger Spelling dataset	Letras(24 English letters)-34 digits 0 to 9	-	5440 color images

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2018	(TAO; LEU; YIN, 2018)	ASL (American Sign Language)	-	-	Public	24 signs consists of about 500 to 600 samples
2018	(ISLAM et al., 2018)	Bangla Sign Language	-	Caracteres isolados (6 vowels and 30 consonants)	Public	1800 character images
2018	(PRATEEK et al., 2018)	ASL (American Sign Language)	-	Images (26 different English alphabets)		26 classes (32.400 images)
2018	(TASKIRAN; KILLIOGLU; KAHRAMAN, 2018)	ASL (American Sign Language)	-	Imagens (28 × 28 pixels)	-	900 images (25 samples for each of 36 characters consisting of 26 letters and 10 numbers in the data-set)
2018	(RAO et al., 2018)	ISL (Indian Sign Language)	-	Images(palavras)	-	200 signs in 5 different viewing angles under various background (200*1*5*2s*30f=60000 samples)
2018	(MAHMUD et al., 2018)	ASL (American Sign Language)	-	Images (200x200x3) - alfabeto	-	14 (A to Z) Training - 8 (A to Z) testing
2018	(SAHOO; ARI; GHOSH, 2018)	ASL (American Sign Language)	I-MUDB II-Jochen-Triesch III-Complex dataset	Images(alfabeto)	Public	I- 26 poses(65 images); III- 24 alphabet(100 images)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2018	(YE et al., 2018)	ASL (American Sign Language)	-	Palavras e sentenças - videos	-	Sequence videos :27 videos/ 15 people /Sentence videos: 100 videos /14 people
2018	(XIE; HE; LI, 2018)	ASL (American Sign Language)	ASL dataset	Imagens - letras	-	60.000 RGB images
2018	(HOQUE et al., 2018)	Bangla Sign Language	BdSLImset	Imagens (10 different labels sign letters.)	Public	1000 images
2018	(SAQIB; KAZMI, 2018)	Pakistan Sign Language	-	Imagens alfabeto (37 static hand gestures)	-	370 samples - 10 examples per class
2018	(BERRÚ-NOVOA; GONZÁLEZ-VALENZUELA; SHIGUIHARA-JUÁREZ, 2018)	Peruvian sign language	-	Imagens (200x200)alfabeto	-	2400 images(24 gestures contains 100 images (10 per person))
2018	(RASTGOO; KIANI; ESCALERA, 2018)	ASL(American Sign Language)	anMassey / II-ASL Fingers-pelling A III-NYU / IV-ASL Fingers-pelling Dataset	Imagens(RGB and Depth)	Public	I-36 classes(2524 instances) II - 24 classes (131.000 instances) III- 24 classes (130.000 instances).
2018	(SUNITHA et al., 2018)	ISL (Indian Sign Language)	-	-	-	
2018	(RAO; KISHORE, 2018a)	ISL(Indian Sign Language)	-	Imagens(palavras)	-	282 examples.

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2018	(KO; SON; JUNG, 2018)	<i>Korean sign language</i>	<i>KETI sign language dataset</i>	<i>Sentenças</i>		<i>10.480 videos (1.920×1.080 pixels and 30 frames)</i>
2018	(ZHAO; WANG, 2018)	<i>ASL(American Sign Lan- guage)</i>	-	<i>Letras (24)</i>	-	<i>528 imagens</i>
2018	(THIRACITTA et al., 2018)	<i>Argentina Sign Lan- guage</i>	<i>Argentina Dataset</i>	<i>Video</i>		<i>contains 3200 Video. 10 Signer. 64 Sign.</i>
2018	(KUMAR et al., 2018)	<i>ISL(Indian Sign Lan- guage)</i>	<i>3-D mocap SL</i>	<i>Video</i>	-	<i>20 000 3-D sign vi- deos. Divided into 200 classes with 100 signs per class</i>
2018	(DAS et al., 2018)	<i>ASL(Ameri- can Sign Lan- guage)</i>	-	<i>Imagens letters A to Y</i>	-	<i>24 class(100 images per class)</i>
2018	(KUMAR; REDDY; RAO, 2006)	<i>ISL(Indian Sign Lan- guage)</i>	-	<i>Imagens - Palavras</i>	-	<i>755 sign(151-word continuous sign videos from 5 different signers)</i>
2018	(ARIESTA et al., 2018)	<i>Indonesian Sign Lan- guage</i>	-	<i>video(Sentenças)</i>	-	<i>3.006 videos of 30 sentences</i>
2018	(KISHORE et al., 2018)	<i>ISL(Indian Sign Lan- guage)</i>	-	<i>Imagens</i>	-	<i>Batch 1:200 signsX1 user x5 angles x2 s X 30fps=60000 sign images. Batch 2:200 signsX2 user x5 angles x2 s X 30fps=1200000 sign images. Batch 3: 200 signsX3 user x5 an- gles x2 s X 30fps= 2400000 sign ima- ges.</i>

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2018	(SUNITHA et al., 2018)	ISL (Indian Sign Language)	-	-	-	
2018	(THIRACITTA et al., 2018)	Argentina Sign Language	Argentina Dataset	Video		contains 3200 Video. 10 Signer. 64 Sign.
2018	(KO; SON; JUNG, 2018)	Korean sign language	KETI sign language dataset	Sentence		10.480 videos(1920×1080 pixels and 30 frames)
2018	(ZHAO; WANG, 2018)	ASL(American Sign Language)	-	Letras (24)	-	528 imagens
2018	(KUMAR et al., 2018)	ISL(Indian Sign Language)	3-D mocap SL	Video	-	20 000 3-D sign videos. Divided into 200 classes with 100 signs per class
2018	(THIRACITTA et al., 2018)	Argentina Sign Language	Argentina Dataset	Video		contains 3200 Video. 10 Signer. 64 Sign.
2019	(KHAN et al., 2019)	Bangla Sign Language	-	-	-	for 5 signs of Bangla sign language
2019	(HAYANI et al., 2019)	Arabic sign language	-	Images (numbers and letters) 256 × 256 pixels	-	2030 numbers(0 to 10) and 5839 images(28 letters)i.e 7869 RGB images
2019	(EL-BENDARY et al., 2010)	Arabic sign language	-	Video	-	from ArSL.100-sign vocabulary - 1500 video files for these signs.
2019	(ROY et al., 2019)	Bangla Sign Language	-	Imagens 50x50 fifteen types of signs	-	1500(15 different gesture samples(100))

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(ROY et al., 2019)	Bangla Sign Language	-	Imagens 50x50 fifteen types of signs	-	1500(15 different gesture samples(100))
2019	(HASAN; AHSAN, 2019)	Bangla Sign Language	Ishara-Lipi dataset	Imagens (number)[binary]128x128	-	1000[ten-digit classes(100 distinct images)]
2019	(KAUR, 2019)	ISL (Indian Sign Language)	-	Imagens(alphabet and numerals)	Public	26 alphabets and 10 numbers (0-9) Each test data comprises of 5 images. In total we have 130 subjects.
2019	(LATIF et al., 2019)	Arabic sign language	ArSL2018	Imagens (RGB)	Public	54.049 images(in gray scale with 64X64) for the 32 Arabic sign language sign - 40 participants
2019	(RAHMAN et al., 2019)	ASL(American Sign Language)	I-MU HandImages ASL II - sign language digit dataset III - ASL finger spelling dataset IV - ASL Alphabet dataset	imagens(alphabet and numerals)	Public	I- 2425 images in (PNG) format from 5 individuals II - 218 Turkey Ankara Ayrançi Anadolu high school students (10 samples of each digit collected from each subject) III-24 static signs (excluding the letters J and Z) of the ASL alphabet. which were acquired from 5 individuals- 65.000 images of the ASL alphabet. IV - 87.000 samples of 29 classes (26 for the letters A-Z and three special characters: Delete. Nothing. Space)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(XUE et al., 2019)	ASL (American Sign Language)	ASLLVD	Videos (nouns/ Verbs/Adjectives and Pronouns)	Public	>3300 signs/6 Subject Number/9800 Sample Number/3 Sample Per Class
2019	(NGUYEN; DO, 2019)	ASL (American Sign Language)	Massey Dataset	Imagens (alfabeto)	-	24 alphabetical symbols (excluding 2 motion gestures J and Z) - 2524 images
2019	(SADIK et al., 2019)	Bangla Sign Language	-	Imagens 10 alphabets	Public	40 samples per class (400)
2019	(PEI; GUO; ZHAO, 2019)	German sign language	RWTH-PHOENIXWeather-2014	Video	-	5672 videos
2019	(DUARTE, 2019)	ASL (American Sign Language)	How2Sign	videos (RGB and depth)	Public	2500 videos
2019	(BUTT et al.,)	ASL (American Sign Language)	I- signmi-nisttrain II- signmi-nisttest	Imagem (28x28)	Public	I- 27.455 digital images e II - 7.172
2019	(KIRAN et al., 2019)	ISL (Indian Sign Language)	BVC3DSL (3D Indian sign language dataset)	-	-	4000 gestures (800 sign labels)
2019	(JIMÉNEZ et al., 2019)	Colombian Sign Language	-	Imagens (vowels and numbers from zero to five) 4608 x 2592 jpg	Public	3324 photos (each sign 3 photos of 3 different perspectives) - 11 class.

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(VO; PHAM; NGUYEN, 2019)	Vietnamese Sign Language (VSL)	VSL-WRF-01 e VSL-WRF-02	Imagens (palavras)	-	VSL-WRF-01 (480 videos. 27 signer. 12 words. 40 videos for each word) VSL-WRF-02 (600 videos. 27 signer. 15 words. 40 videos for each word)
2019	(SASTRY et al.,)	ISL (Indian Sign Language)	BVCSL3D. NTU RGB-D and UT-Kinect	Videos(RGB. Depth and 3D coordinate)	Public	BVCSL3D(2500signs-100 class).NTU RGB-D (56 thousand labels of 60 classes. 40 subjects). UTKinect (10 actions type-10 subjects)
2019	(ESCOBEDO; RAMIREZ; CAMARA, 2019)	Brazilian Sign Language (Libras)	LIBRAS-BSL dataset	Video RGB-D and skeleton data collected using a Kinect device.	-	LIBRAS-BSL dataset (3552 video-37 very Publicilar signs)
2019	(ESCOBEDO; RAMIREZ; CAMARA, 2019)	Argentina Sign Language	LSA64 dataset	Video RGB-D and skeleton data collected using a Kinect device.	-	10 class/1 Subject Number/650 Sample Number 5 Sample Per Class
2019	(SWARNKAR; AMBHAIKAR, 2019)	Peru sign language	Hand Gesture Dataset LSP	images alphabet	-	3750 images (six class)
2019	(KHARI et al., 2019)	ASL (American Sign Language)	ASL dataset	Images alphabet (RGB and Depth)	-	60.000 images [24 classes (except y and z) English letter images in the form of gesture expressions - 500 imagens per class - 5 different persons]

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(LIAO et al., 2019)	Chinese Sign Language	I- DEVI- SIGND dataset and II- SLRDataset	I-number and alphabet II- Video(RGB. depth)	-	I- 500 daily voca- bularie (600 videos) II- 25K labeled video instances. with100+ hours of total video footage by 50 sig- ners
2019	(XIE; MA, 2019)	ASL (Ameri- can Sign Lan- guage)	Standard American Sign Lan- guage(ASL)hand gestures	palavras. Letras e Números	-	2425 expand to 17640 ima- gens(36 classes (490 samples) static sign language words.including 0-9 numbers and English letters A-Z.)
2019	(CAYAMCELA; LIM, 2019)	ASL (Ameri- can Sign Lan- guage)	Transfer Learning CNN American Sign Lan- guage	Imagens alphabet (RGB)	Public	78.000 images[3.000 training samples per classe (alphabet let- ter)]
2019	(ODARTEY et al., 2019)	Ghanaian Sign Lan- guage	-	Images alphabet and digit(RGB)	Public	66000 images (48000 samples alphabets and 18000 samples digits) - 33 classes (24 alphabets 9 digits (1-9)) - 2000 for each class instance.
2019	(KISHORE et al.,)	ISL (Indian Sign Lan- guage)	BVCSL3D. NTU RGB-D e UTKi- nect	Videos(RGB. depth and 3D coordinate)	Public	BVCSL3D(2500signs- 100 class).NTU RGB-D (56 thou- sand labels of 60 classes. 40 sub- jects). UTKinect (10 actions type-10 subjects)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(SINCAN et al., 2019)	Turkish Sign Language	AU-TSL	images RGB	Public	228 words (150 samples)/34.200 samples in total
2019	(SINCAN et al., 2019)	Italian Sign Language	Montalbano Italian gesture dataset	images RGB		20 words 14.000 samples in total
2019	(KADAM; GHODKE; SADHUKHAN, 2019)	ISL (Indian Sign Language)	-	Images	-	5200 images used as a set of training and 5200 pictures used as a test kit
2019	(OLIVEIRA et al., 2019)	Irish Sign Language	ISL-HS	Images alphabet	Public	58.114 images for the 26 hand gestures.
2019	(SINCAN; TUR; KELES, 2019)	Montalbano Italian sign language	-	-	-	
2019	(YUAN et al., 2019)	Chinese Sign Language	Chinese Sign Language Dataset (CSLD)	Images RGB and depth(words or characters)	Public	10.000 utterances(10-30 characters- one or two sentences)-49.708 videos
2019	(ADIMAS; RAKUN; HARDIANTO, 2019)	Indonesian Sign Language	-	-	-	
2019	(DAWOD; CHAKPITAK, 2019)	ASL (American Sign Language)	-	RGB image with 1920x1080 resolution. Depth image with 640 x 480	-	-
2019	(WARCHOŁ; KAPUŚCIŃSKI; WYSOCKI, 2019)	Polish Sign Language	-	-	Public	-
2019	(THANASEKHAR et al., 2019)	ISL(Indian Sign Language)	-	Images Word	-	7 classes with each class having 400 training and 100 test image data.

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(BAEHAQI; IRZAL; INDIYAH, 2019)	Indonesian Sign Language	Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) video dataset	Video (character and word)	-	>2.311 SIBI video (26 videos per character-2.285 words)
2019	(RAVI et al., 2019)	ISL (Indian Sign Language)	BVCSL3D Dataset	Video (RGB. depth and skeleton) 100 frames at 30fps	-	30000 RGB videos[200 class(150 video signs per class- 10 signers performed 15 times each sign)]
2019	(XIAO et al., 2019)	Chinese Sign Language	I- CSL dataset II- CSL dataset	Video (RGB. depth and skeleton)	-	I- 50 continuous common CSL sentences-150 different isolated signs (500 instances of each isolated sign) : $150 \times 500 = 75,000$ instances II- 500 different isolated signs for words:125.000 instances.
2019	(SRIPAIRJTHIKOON; HARNSEMBURANA, 2019)	Thai Sign Language	-	-	-	-
2019	(MAKAROV et al., 2019)	Russian Sign Language	-	images (alphabet letters)	Public	Around 900 original images 3500 new images were obtained
2019	(HOSAIN et al., 2019)	ASL (American Sign Language)	GMU-ASL51	RGB video and/or skeletal data	Public	12 users and 13107 samples across 51 word level classes

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(DAWOD; CHAKPITAK, 2019)	ASL(American Sign Language)	-	RGB image(920x1080). Depth image(640 x 480)	-	Numbers(1-20)/250 sign samples /30 signers(195000 instances). Alphabets of 26 letters with 250 samples/30 signers (1500000 instances)
2019	(URMEE et al., 2019)	Bangla Sign Language	BdSLInfinite dataset	Images (100x100)	Public	2.000 images of 37 classes different signs(100 images)
2019	(ZAMORA-MORA; CHACÓN-RIVAS, 2019)	Costa Rican Sign Language	EgoHands public dataset	Imagens 720x1280px JPEG	Public	(4.800) labeled images(frames)taken from forty-eight (48) videos
2019	(AKTAŞ; GÖKBERK; AKARUN, 2019)	Turkish Sign Language	I- BosphorusSign II- Hospi-Sign	images(words.Compounds and phrases)960X 1080		I-188 signs phrases. 171 signs banking and phrases. 496 signs used in hospital ie - 483 videos and II : 6 classes
2019	(KAMAL et al., 2019)	Chinese Sign Language	CSL dataset	-	Public	39000 images comprising 26 alphabets
2019	(NAKJAI; MANEERAT; KATANYUKUL, 2019)	Thai Sign Language	Thai Finger Spelling(TFS) dataset	Images(800x600 pixels.)	-	15.000 images and test dataset of 15.000 images-25 hand sign (5 times by each signer) classes-12 signers
2019	(UNUTMAZ; KARACA; GÜLLÜ, 2019)	Turkish Sign Language	-	-	-	
2019	(PATEL; PATEL, 2019)	ISL (Indian Sign Language)	ISL Alphabet and number	alphabets and numbers	-	3600 samples are captured on 40 persons

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2019	(ALY; ALY; ALMOTAIRI, 2019)	ASL (American Sign Language)	ASL fingerspelling	images (depth and RGB) alphabet excluding letters J and Z	Public	60.000 images [24 ASL fingerspelling signs (500 images for each sign) by five different users.]
2019	(MANGAMURI; JAIN; SHARMAY, 2019)	ISL (Indian Sign Language)	THISL dataset	Images(50x50)English alphabet(A-Z)	Public	9100 images[26 gestures(350 images)-7020training 2080 test]
2019	(LIMA et al., 2019)	Brazilian Sign Language (Libras)	-	videos 26 letters of the Libras alphabet	Public	224000 extracted images from video[26 letters Libras alphabet by 13 persons]
2020	(RAGHUVIERA et al., 2020)	ISL (Indian Sign Language)	ISL dataset	images (depth and RGB) : Numbers. Alphabets and words;	-	4600 images (140 unique gestures (40 imagens under each sign) taken from 21 subjects)
2020	(PRATAMA et al., 2020)	Indonesian Sign Language	-	Images RGB/alphabets(a-z)100x100	Public	3000x29(29objects)
2020	(RASTGOO; KIANI; ESCALERA, 2020)	Persian Sign Language	RKS-PERSIANSIGN	Videos[words]	Public	100 class/10 Subject Number/10.000 Sample Number/100 Sample Per Class
2020	(IMRAN; RAMAN, 2020)	Argentina Sign Language	LSA64	Video1920 × 1080		64*10*5 = 3200 video samples[64 signs.42 sign[single hand] while 22 signs [both the hands] 10 subjects]
2020	(BIRD; EKÁRT; FARIA, 2020)	British sign language	BSL dataset	Images	Public	BSL: 100 images per class (18 BSL gestures (five subjects))
2020	(BIRD; EKÁRT; FARIA, 2020)	ASL (American Sign Language)	ASL dataset	-	Public	ASL:26 ASL letters

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2020	(MANGLA et al., 2020)	<i>Pakistani Sign Language</i>	<i>SL dataset</i>	<i>video (word and alphabets)</i>	-	3213 videos[100 daily used word and 37 Urdu alphabets (recorded from 4 signers)]
2020	(HOSSAIN et al., 2020)	<i>Bangla Sign Language</i>	-	<i>images (alphabets and numbers)</i>	<i>Public</i>	24168 samples (basic characters: 18745 and numerals: 5423) - 10 classes(DIGITS) - 7 classes (Vowels)-30 classes(Consonents)
2020	(JAYADEEP et al., 2020)	<i>ISL (Indian Sign Language)</i>	-	<i>Videos 1080x1920 [words]</i>	-	1100 videos representing bank-related signs and everyday signs (>6000 sign words)
2020	(WANG et al., 2020)	<i>ASL (American Sign Language)</i>	<i>RGBDE dataset (V1 and V2)</i>	<i>Images RGB and depth maps</i>	-	V1 and V2 : 24 classes of high resolution RGB [7 different people (both male and female)] V2 : 3300 pairs (RGB and Depth as a pair) of each class.
2020	(IMRAN; RAMAN, 2020)	<i>ISL (Indian Sign Language)</i>	<i>IITR Sign Language Thermal Dataset (ISLTD)</i>	<i>Video 1024 × 710 Words</i>	-	10 subjects with 3 repetitions - 1039 video sequences.
2020	(IMRAN; RAMAN, 2020)	<i>German sign language</i>	<i>RWTH German fingers-pelling dataset</i>	<i>Images</i>	-	1400 samples (35 gestures letters from 'A' to 'Z.' umlauts 'A.' 'O.' 'U.' consonant 'SCH.' and the numbers 1 to 5 20 signers)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2020	(AFJAL; NITU, 2020)	Bangla Sign Language	-	Images alphabet [RGB]	-	1400 images[35 Bengali alphabets signs. 40 instances for each sign]
2020	(GANGRADE; BHARTI; MULYE, 2020)	ISL(Indian Sign Language)	-	Imagens(640×480/96 dpi.) numbers 0–9.	-	2000 images(20images * 10 people * 10signs)
2020	(LI et al., 2019)	New Zealand Sign Language	New Zealand Sign Language Dataset (NZSL)	-	-	1500 hands
2020	(MANDIKHANLOU; EBRAHIM-NEZHAD, 2020)	ASL (American Sign Language)	-	Imagens (skeleton and RGB image) - alphabet e numbers	-	64.000 samples.[32 classes (24 English letters ('A' to 'I' and 'K' to 'Y') and numbers ('0', '1', '2', '3', '4', '5', '7', and '8') : 2000 samples per class]
2020	(WANGCHUK; RIYAMONGKOL; WARANUSAST, 2020)	Bhutanese Sign Language	-	RGB images of size 64 × 64 × 3	-	20.000 images of 10 BSL digits (0–9) [2000 images per class]- collected 21 Thai students- Each student captured 10 images per category and recorded videos)
2020	(ZHAO et al., 2020)	Chinese Sign Language	CSSL5000	Video 720P RGB. MP4 - 640 × 480	-	500.000 sign language examples >5000 words - 10 deaf demonstrate each word 15 times.
2020	(CAMGOZ et al., 2020)	German sign language	RWTHPH Weather-2014T (PHOENIX14T) dataset.	Videos (vocabulary)	Public	2887 different words.

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2020	(JOSHI; SINGH; VIG, 2020)	ISL (Indian Sign Language)	-	Images (alphabet) grayscale	-	2600 images of 100 images for each class
2020	(WEI et al., 2020)	German Sign language	RWTH-PHOENIX-Weather 2014 dataset	Video (RGB)(Previsão do tempo)	-	6841 instances (5672 for training.540 for validation and 629 for testing)
2020	(WEI et al., 2020)	Chinese Sign Language	CSL Split II dataset	Video (sentences)	-	100 sentences (performed by 50 signers). Training(94×50=4700 video instances). Testing (300 video instances)
2020	(BANTUPALLI; XIE, 2018)	ASL (American Sign Language)	American Sign Language Dataset	Imagens (different signs)	-	2400 images (100 signs [1 signer-5 times]-1800 Training e 600 testing)
2020	(LI et al., 2020a)	ASL (American Sign Language)	WLASL100 / WLASL300 / MSASL100 / MSASL200	Videos (Words)	Public	WLASL100 (2.038 videos 100 Gloss/ 20 videos samples per gloss) ; WLASL300 (5.117 videos 300 Gloss/ 17 videos samples per gloss) ; WLASL1000 (13.168 videos 1.000 Gloss/ 13 videos samples per gloss) ; WLASL2000 (21.083 videos 2.000 Gloss/ 10 videos samples per gloss)

Ano	Referência	Língua	Base	Dados	Disponível	Características
2020	(LI et al., 2020b)	ASL	WLASL100	Videos(words)	Public	100class
2020	(LI et al., 2020b)	ASL	WLASL300	Videos(words)	Public	300class
2020	(LI et al., 2020b)	ASL	MSASL100	Videos(words)	Public	100class
2020	(LI et al., 2020b)	ASL	MSASL200	Videos(words)	Public	200class
2020	(RASTGOO; KIANI; ESCALERA,)	Persian sign language	RKS-PERSIANS	Videos RGB (Words)	Public	100 class 10 Subject Number 10.000 Sample Number 100 Sample Per Class
2020	(JOSHI; SINGH; VIG, 2020)	ASL (American Sign Language)	ASL Dataset	Images 200x200.	Public	2929 images(29 class of which 26 are for the letters A-Z and 3 classes for SPACE. DELETE and NOTHING)
2020	(RASTGOO; KIANI; ESCALERA,)	Persian sign language	RKS-PERSIANS	Videos RGB (Words)	Public	100 class/10 Subject Number/10.000 Sample Number/100 Sample Per Class
2020	(SIYLI et al., 2020)	Língua de Sinais Turca	Subconjunto Bosphorus Sign Turkish Língua de Sinais Database(BS-TSLD)	Videos(sentenças)	-	11 sentenças[6 signatários]

Fonte: Elaborada pelo autor (2020)

APÊNDICE C – ANALOGIA ASLLVD E V-LIBRASIL

Tabela 6 – Correlação de Termos ASLLVD e V-LIBRASIL

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
TWENTY	Vinte
ALONE	Sozinho
BACHELOR	Solteiro
SOMETHING	Algo
ALWAYS	Sempre
WAIT	Espere
ONE	Um
LETTER A	Letra A
LITTLE-BIT	Pouco
ABANDON	Abandonar
ABORTION	Aborto
ABOVE	Acima
ADULT	Adulto
CHILD	Criança
GROW-UP	Crescer (virar adulto)
MAXIMUM	Máximo
MORE-THAN	Mais do que
LESS	Menos
WHISKERS	Bigode
BLACK	Preto
BOY+FRIEND	Amigo
WASHING-MACHINE+SOAP	Máquina de lavar
MILLION	Milhão
STAMP	Selo
ENGINE	Motor
NECKLACE	Colar(cordão)
NERVY	Nervoso
CRAZY	Louco
LATER	Depois(mais tarde)
ANNOUNCE	Anunciar
WONDER	Maravilhado
FLIP-FLOP	Chinelo de dedo
SWING	Balanço

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
UNDER	embaixo
UPPER	em cima
ELEMENTARY	elementar
ACCEPT	aceitar
ACCIDENT	acidente
ACCOMPANY	acompanhar
LIVE TOGETER	morar junto
FLIRT	namorar
BLAME	culpar
ACT	Agir (fazer)
AGGRESSIVE	agressivo
ADD	acrescentar
TOTAL	total
ENTER	entrar
ADMIT	admitir
AFRAID	com medo
AFTERNOON	tarde
ALL-AFTERNOON	à tarde toda
AGAIN	de novo
OFTEN	com frequencia
THOUSAND	mil
BILLION	bilhão
OLD	idoso
AGREE	concordar
AIR	ar
AIRPLANE	avião
FLY-BY-PLANE	voar de avião
ALARM	alarme
ALCOHOL	álcool
SARCASM	sarcasmo
ALL	todos
ALL-DAY	o dia todo
RUN-OUT	Acabar
ALL-RIGHT	tudo certo
ALLIGATOR	jacaré
ALLOW	permitir
GENERATION	geração
GENERATION-AGO	geração atrás

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
OTHER	outro
ANSWER	resposta
REPORT	relatório
ANY	qualquer
DEAF	surdo
APLAUSE	aplauso
CHEEKBONE	maçã(rostos)
APPLY	pedir
APPOINTMENT	compromisso marcado
REGULAR	regular
APPROVE	aprovar
SHOOT-ARROW	disparar a flecha
TO THROW	lançar
GUITAR	guitarra
ARRIVE	chegar
ART	Arte
ARTICLE	Artigo
CHAPTER	Capítulo
SOCIAL/INTERACT	interação social
GO	ir
PAY-ATTENTION	prestar atenção
ATTITUDE	atitude
AUDIENCE	audiência
AUNT	tia
UNCLE	tio
WAKE-UP	acordar
SURPRISE	surpresa
ASTONISHED	atônito
GO-AWAY	ir embora
AWKWARD	estranho
LETTER B	letra B
BABY	bebê
KEEP-IN-MIND	Lembrar (ter em mente)
PAST	passado
BACKPACK	mochila
BALD	careca
BALL	bola

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
BALLOON	Balão
BANANA	banana
BAR	Barra(haste)
BASEBALL	beisebol
BASKET	cesta(de feira)
BAG	bolsa
GABARGE BAG	Saco de lixo
BASKETBALL	basquetebol
BATH	banho
BATHING-SUIT	biquini
BRA	sutiã
TOILET	banheiro
NEUTRAL	Imparcial (neutro)
BAWL-OUT	gritar
CARE	cuidado
KEEP	Manter(guardar)
BEACH	praia
OCEAN	Mar(oceano)
BEAR	urso
HIT	sucesso
ASSAULT	assalto
BECAUSE	porque
BED	cama
BEG	Implorar(pedir)
BELL	campainha
BELONG	pertencer
DISCONNECT	desconectar
COOPERATE	colaborar
RELATIONSHIP	relação
BENEFIT	benefício
BETTER	melhor
BICYCLE	bicicleta
BIG	Grande(enorme)
BIG-HEADED	cabeçudo
LITTLE	pequeno
LOSE-WEIGHT	perder peso
BIRD	pássaro
DUCK	pato
BIRTHDAY	aniversário

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
BITE	Mordida(picada)
BLACK	preto
BLANKET	cobertor
BLESS	abençoar
BLIND	cego
BLINK/WINK	piscar os olhos
BLOND	loiro
BLOOD	sangue
BLOSSOM	flor
HEAD-COLD	cabeça fria
BLOW-UP	explodir
BLUE	azul
BOAT	barco
BODY	corpo
BOIL	ferver
BOMB	bomba
BORN	nascer
BORROW	pedir algo emprestado
LEND	emprestar algo
BOSS	chefe
COACH	técnico
BOTH	ambos
BOTTLE	garrafa
WINE-BOTTLE	garrafa de vinho
DRIBBLE	derramar
BOWTIE	gravata(borboleta)
BOY	garoto(menino)
BRACELET	pulseira
WATCH	assistir
BRAG	Se gabar
BRAKE	freio
BRAWL	brigar(dar porrada)
BREAD	pão
BREAK	intervalo(pra descanso)
BREASTS	seios
BREATHE	respirar
BRIDGE	ponte
BRING	trazer
CARRY	levar

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
BROKE	liso(sem dinheiro)
BROOM	vassoura
BROWN	marrom
BEER	cerveja
BUG	inseto
LOUSY	péssimo
BUILD	construir
BUILDING	prédio
COMFORTABLE	confortável
BULL	boi
BURY	enterrar
BUSINESS	empresa
BUSY	ocupado
BUT	mas
BUTTER	manteiga
BUTTERFLY	borboleta
BUTTON	Botão(broche)
CABINET	armário
CAKE	bolo
CAMERA	câmera
TAKE-PICTURE	tirar foto
CAN	poder
CANDLE	vela
CUTE	fofinho
SUGAR	açúcar
SWEET	doce
CANNOT	não poder
GOVERNMENT	governo
FEDERAL	federal
POLITICS	política
PEA-BRAIN	Cérebro(de ervilha)
NAB	pegar
CAR	carro
DRIVE	dirigir
CARELESS	descuidado(irresponsável)
CARPENTER	carpinteiro
CAT	gato
CATCH	pegar
TO-FOOL	enganar
CATERPILLAR	lagarta

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
CATHOLIC	católico
CAUSE	causa
CELEBRATE	Comemorar(celebrar)
CENTER	centro
MIDDLE	meio
CERTIFY	certificar(atestar)
CHALK	giz
CHALLENGE	desafio
GAME	jogo
DANGER	perigo
CHAMP	campeão
CHANCE	chance
BET	aposto
CHANGE	mudar
ADAPT	adaptar
TRANSLATE	traduzir
PRICE	preço
CHEAP	barato
CHEAT	enganar
CHECK	verificar
CHECKERS	jogo de damas
BEANS	feijões
CHEST	torax
CHOCOLATE	chocolate
OPTION	opção
CHRISTMAS	natal
CHURCH	igreja
CIGARETTE	cigarro
CIRCLE	círculo
APPLAUSE	aplauso
CLEVER	esperto(inteligente)
SICK	doente
NEAR	perto
CLOSE	fechado
NEXT	próximo
BEFORE	antes
PROCEED	prosseguir
PROGRESS	progresso

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
GATE	portão
UP-AHEAD	frente/á frente
SHUT	fechar
DRESS	vestido
COAT	casaco
COCONUT	coco
COINS	moeda
COLD	frio
COLLECT	coletar
COLOR	cor
COMB	pente
HAIRBRUSH	escova de cabelo
COME-ON	vamos
COME	venha
COMMUNICATE	comunicar
CITY	cidade
COMPUTER	computador
CONCEPT	conceito
WEEKEND	fim de semana
RESULT	resultado
END	fim
CONCLUSION	conclusão
CONDUCTOR	condutor
CONFRONT	Confrontar(enfrentar)
CONGRATULATIONS	parabéns
BEAT	Batida (ritmo)
CONTINUE	continuar
CONTACT	contato
INTERNET	internet
CHAT	bater papo
ENCOURAGE	encorajar
COOKIE	biscoito
COPY	cópia
CORN	milho
DISCRIMINATE	discriminar
CORRESPOND	correspondente
COUGH	tosse
COMPLAIN	reclamação
COUNT	contagem

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
COUNTRY	país
FOREIGN	estrangeiro
EITHER	cada
COUSIN	primo
FEMALE-COUSIN	prima
EASTER	páscoa
CRACK	quebrar
CREDIT-CARD	cartão de crédito
CROSS	cruz
CROWDED	lotado
CROWN	coroa
HELMET	capacete
CRY	choro
CULTURE	cultura
SITUATION	situação
ENVIRONMENT	ambiente
SMOOTH	suave
GROUND	terra(planeta)
CURIOUS	curioso
STUCK	preso
CURLY	encaracolado
CURRICULUM	currículo
CURVE	curva
CUSHION	almofada
CUT	cortar
CYCLE	ciclo
LETTER D	letra D
DANCE	dança
EXPERT	especialista
SOON	breve
DARK	escuro(sombrio)
OBSCURE	obscuro
DAUGHTER	filha
GIRL	menina
DAY	dia
COLLAPSE	colapso
DISCUSS	discutir(debater)
DECIDE	decidir

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
COURT	tribunal
DECORATE	decorar(ornamentar)
DEER	veado
MOOSE	alce
COW	vaca
HORSE	cavalo
DEVIL	pessoa malvada
STUBBORN	teimoso
DONKEY	asno
BUFFALO	búfalo
TIGER	tigre
LION	leão
DEFEND	defender(proteger)
HUG	abraço
PREVENT	evitar
REQUIRE	necessário
DEMOCRACY	democracia
SHOW	show
DEPEND	depende
DEPOSIT	depósito
DESTROY	destruir
DEVELOP	desenvolver
DIALOG	diálogo
INTERVIEW	entrevista
DIE	morrer(falecer)
DIM	escurecer
DIMPLE	ondulação
PIMPLES	espinha
DINNER	jantar(banquete)
EAT+NIGHT	comer à noite
DINOSAUR	dinossauro
DIPLOMA	diploma
DIRECT	direcionar
EXPLAIN	explicar
CONTROL	controle
DIRTY	sujo
FILTHY	imoral
PIG	porco
DISAGREE	discordar

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
DISAPPEAR	sumir
POP-UP	surgir
ESCAPE	escapar
DISAPPOINT	desapontamento
SERIOUS	sério
CHIN	lábua
BITTER	amargo
DISCIPLINE	disciplina
DISGUST	desgosto
EXCUSE	desculpa
DISMISS	demitir
PROTEST	protesto
DISTRIBUTE	distribuir
DIVE	mergulho
DIVIDE	dividir
QUIET	calmo
DIVORCE	divórcio
DIZZY	tonto(confuso)
DO	faz
ACTION	ação
BEHAVIOR	comportamento(conduta)
DOCTOR	médico (doutor)
NURSE	enfermeira
DOLLAR	dólar
DON'T	não
NOT-CARE	desassistido
TWICE	em dobro
DOUBT	dúvida(incerteza)
DONUT	rosquinha(de massa frita)
DOWN	para baixo
DEEP	profundo
DREAM	sonho
DRILL	broca
DRINK	bebida
DRIP	gotejamento
DROWN	afogar
MEDICINE	medicina
TAKE-ADVANTAGE	tirar proveito
DRUMS	bateria

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
DRUNK	bêbado
DRY	seco(árido)
DURING/WHILE	enquanto isso
PARALLEL	paralelo
DYE	tintura
LETTER E	letra E
E-MAIL	e-mail
EACH	cada
MOTIVATE	motivar
EARRING	brinco
EARTH	terra
EAST	leste
EAT	comer
ECONOMIC	econômico
FINANCIAL	financeiro
EGO	ego
ELBOW	cotovelo
ELECTRIC	elétrico
ELASTIC	elástico
ELEPHANT	elefante
ELEVATOR	elevador
DELETE	excluir
EMBARRASS	embaraçar
EMERGENCY	emergência
EMOTION	emoção
ENERGY	energia
AUTHORITY	autoridade
POWERFUL	poderoso
POWER	energia
PLEASE	por favor
HAPPY	feliz
ENOUGH	suficiente
PLENTY	muito
FULL	cheio
EQUAL	igual(similar)
EQUIPMENT	equipamento
ETCETERA	etcetera
EVENING	noite
EVERYDAY	todo dia

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
TOMORROW	Amanhã
YESTERDAY	Ontem
EXACT	Exato
PERFECT	Perfeito
WORK-OUT	Exercite-se
EXPAND	Expandir
EXPERIENCE	Experiência
PEACH	Pêssego
EXPERIMENT	Experimentar
EVALUATE	Avaliar
EXPRESS	Expressar
POEM	poema
EYEBROW	Sobancelha
EYELASHES	Cílios
EYES	olho
LETTER F	Letra F
FACE	Face(rostos)
FACIAL-EXPRESSION	Expressão facial
SO-SO	Mais ou menos
FALL-IN-LOVE	Apaixonar-se
FALL	Cair
FALSE	Falso
FALSEHOOD	Falsidade
FAMILY	Família
CLASS	Classe
TEAM	Equipe
GROUP/TOGETHER	Juntos
ASSOCIATION	Associação
SOCIETY	Sociedade
DEPARTMENT	Departamento
ORGANIZATION	Organização
FARM	Fazenda
FAST	Rápido
VERY-FAST	Muito rápido
FASTING	Jejum(abstinência)
BECOME-FAT	Tornar-se gordo
FAVORITE	Favorito
TASTE	Gosto(sabor)
DELICIOUS	Delicioso
LUCKY	Sortudo

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
FEED	Alimentação
PAY	Pagar
FEEL	Sentir
TEND	Tomar conta de
CONCERN	Preocupação
EXCITED	Animado
LIGHT-WEIGHT	Peso leve
DEPRESS	Deprimir
SENSITIVE	Sensível(delicado)
FENCE	Cerca(barreira)
NET	Rede
FIGHT	Luta
BOXING	Boxe(esporte)
FILE	Arquivo
FIND	Descobrir
FINE	Bem
POLITE	Educado
FANCY	Chique
FINGER	dedo
FINGERPRINTS	Impressões digitais
SPELL	Soletrar
CASHIER	Caixa
CALCULATOR	Calculadora
FINISH	Terminar
FIRE	fogo
FIRED	Demitido
FIREMAN	Bombeiro
FISH	Peixe
PUNCH	Soco
VIDEO-CAMERA	Filmadora
FLEXIBLE	Flexível
PLASTIC	Plástico
LEAD	Conduzir
LOOSE	Solto
TURN-PAGE	Virar a página
FAIL	Falhar
FLUNK	Reprovado
CHOOSE	Escolher
FLUTE	Flauta

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
ANGEL	Anjo
FOOT	Pé
FOOTSTEP	passo
WALK	Caminhada
FORCE	Força
VETO	Veto
FOREHEAD	Testa
FORGET	Esquecer
BLANK-OUT	Em branco
FORK	Garfo
EAT-WITH-FORK	Comer com faca
FOUNDATION	Instituição
FOUNTAIN	Fonte de água
FOX	Raposa
WOLF	Lobo
FRECKLES	Sarda
MEASLES	Sarampo
MUMPS	Caxumba
BEARD	Barba
FREE	Livre
INDEPENDENT	Independente
FREEZE	Congelar
FRESHMAN	Calouro
FRIDAY	Sexta-feira
EVERY-FRIDAY	Toda sexta-feira
BEST-FRIEND	Melhor amigo
RELATIVE	Relativo
FROG	Rã(sapo)
EMOTIONLESS	Sem emoção
OVERLOOK	Negligenciar
FRUIT	Fruta
FUN	Diversão
FUNNY	Engraçado
FUNCTION	Função
FUNERAL	Funeral
FUTURE	Futuro

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
GO	Vai
LETTER G	Letra G
GARAGE	Garagem
HELICOPTER	Helicóptero
GAY	Gay
LESBIAN	Lésbica
GET-IN	Chegar a algum lugar
GHOST	Fantasma
GIGGLE	Risadinha
GIVE-UP	Desistir
GIFT	Presente
GIVE	Dar
GLASSES	Óculos
GLORY	Glória
GLOVES	Luvas
GLUE	Cola
GOAL	Objetivo
GOAT	Bode
GOD	Deus
GOLF	Golfe
GONE	Desaparecido
GOSSIP	Fofoca
GRADUATE	Graduado
GRAD	Colar grau
GRAMMAR	Gramática
GRANDMOTHER	Avó
GRANDFATHER	Avô
GRAPES	Uvas
OIL	Óleo
GRAY	Cinza(cor)
GREEN	Verde
HELLO	Oi
GUN	Arma de fogo
HUNTING	Caçando
GYM	Academia
LETTER H	Letra H

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
USE	uso(de utilização)
HAIR	cabelo
HAMMER	martelo
HANDS	mãos
HAPPEN	acontecer
HARD	difícil
TOUGH	resistente
PROBLEM	problema
PHYSICS	física (área de conhecimento)
CRUEL	cruel
HAT	chapéu
HATE	ódio
HAVE	ter
TIRED	cansado/fatigado
YOUNG	jovem
ANIMAL	animal
LUNGS	pulmões
FAR	longe (de distância)
HEAD	cabeça
HEADLINE	título (de manchete)
HEARING-AID	aparelho auditivo
HEARING	audiência
HEART	coração
TOUCH-HEART	tocar o coração (sentimento)
HEAVEN	céu
HEIGHT	altura
HELL	inferno
HIGH	alto (no sentido de altura)
HIGHWAY	rodovia
LONG-AGO	muito tempo atrás
HISTORY	história
SUSPEND	suspender
HOLY	piedoso
HOME	casa (residência)
DORM	dormitório/quarto de dormir
HONEY/DEAR	pessoa encantadora
CAR-HORN	buzina de carro
RESPECT	respeito
HOPE	esperança

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
HOT	Quente
SAUSAGE	Salsicha
HOURL	Hora
HOW	Como
HUMBLE	Humilde
HURT	Machucar
THROAT-HURT	Dor de garganta
HEADACHE	Dor de cabeça
EAR-HURT	Dor de ouvido
LETTER I	Letra I
I-LOVE-YOU	Eu amo você
ICE-CREAM	Sorvete
IDEA	Ideia
IDENTIFY	Identificar
IMAGINE	Imaginar
PARANOID	Paranóia
HIGH-ON-DRUGS	Drogado
IMMATURE	Imaturo
IMPORTANT	Importante
IMPOSSIBLE	Impossível
IMPRESS	Impressionar
EMPHASIZE	Enfatizar
IMPROVE-A-LOT	Melhorar um pouco mais
SAVE-MONEY	Economizar dinheiro
INCREASE	Aumentar
DECREASE	Diminuir
INDIVIDUAL	Individual
INDUSTRY	Indústria
INNOCENT	Inocente
INSULT	Insulto
INTERESTING	Interessante(atraente)
INTERPRET	Interpretar
INTERRUPT	Suspender(interromper)
BOTHER	Incômodo
PSYCHOLOGY	Psicologia
CREATE	Criar
ISOLATED	Isolado
TALK-TO-SELF	Conversar consigo mesmo

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
JEWISH	Judeu
J	Letra j
JAW	Mandíbula
JEALOUS	Ciumento
JEWELRY	Joalheria
WORK	Emprego(trabalho)
DUTY	Obrigação
JUMP	Pulo
JUMP-FORWARD	Salto pra frente
JUMPROPE	Corda usada pra pular
KANGAROO	Canguru
KEY	chave
LETTER K	letra k
KIND	Tipo(espécie)
KING	Rei
QUEEN	rainha
PRINCE	Príncipe
PRINCESS	Princesa
CHRIST	Cristo
ROYAL	Real
KISS	Beijo
PROTESTANT	Protestante
KNEEL	Ajoelhar
KNIFE	Faca
KNOCK	Batida(pancada)
KNOW	Saber
L	Letra L
LADDER	Escada
LAPTOP	computador portátil
LAST	Última
LAUGH	Rir(gargalhar)
LAZY	Preguiçoso
LEARN	Aprender
LEAVE	Deixar
LECTURE	Palestra
LEFT	Esquerda
LIBRARY	Biblioteca

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
LICENSE	Licença
LIE-DOWN	Deitar-se
RESTLESS	Inquieto(agitado)
LIVE	Viver
ADDRESS	Endereço
HEAVY	Pesado
LIGHT	Luz
CLEAR	Claro
LIGHTHOUSE	Farol
LIGHTNING	Relâmpago
LIKE	Gostar
LIMIT	Limite
LINE	Linha
STRING	Corda
LIPREAD	Leitura labial
LIST	Lista
TAKE-NOTES	Tomar notas
FILL-OUT	Preencher
COURSE	Rumo(direção)
HEAR	Ouvir
PERCEIVE	Perceber
LONG	Longo
SEARCH-FOR	Procurar por
LOSE-COMPETITION	Perder a competição
SPEAKER	Caixa de som
SUITCASE	Mala de viagem
LUNCH	Almoço
LETTER M	Letra M
MACHINE	Máquina
FOOTBALL	Futebol
GROUCHY	Ranzinza
MAGAZINE	Revista
MAGIC	Magia
MAJOR	Maior
MINOR	Menor

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
PROFESSION	Profissão
PRACTICE	Prática
COFFEE	café
HAIRCUT	Corte de cabelo
MAN	Homem
WOMAN	Mulher
HOW-MANY	Quantos
MARCHING	Em marcha (andar)
MARIJUANA	Maconha
MARRY	Se casar
VIRGIN-MARY	virgem maria
MASK	Máscara
MATERIAL	Material
MATH	Matemática
CALCULUS	Cálculo
STATISTICS	Estatística
FIX	Consertar
WORSE	Pior
MAYBE	Talvez
SIZE	Tamanho
MEAT	Carne
MEETING	Reunião
MEET	Encontrar
COMMITTEE	Comissão
LEGISLATURE	Legislatura
FACULTY	Faculdade
MEMORIZE	Memorizar
MENSTRUATE	Menstruar
METAL	Metal
MICROPHONE	Microfone
MIDNIGHT	Meia-noite
MILK	Leite
MINUTE	Minuto
MIRROR	Espelho
MISUNDERSTAND	Mal entendido

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
ABSENT	Ausente
MISTAKE	Erro
MIX-UP	Misturar
CONFUSE	Confuso
MONDAY	Segunda-feira
EVERY-MONDAY	Toda segunda-feira
MONEY	Dinheiro
EXPENSIVE	Caro
MONKEY	Macaco
MOON	Lua
MORE	Mais
NUMBER	Número
MORNING	Manhã
MOST	Maioria
MOTHER	Mãe
FATHER	Pai
MOTORCYCLE	Motocicleta
MOUNTAIN	Montanha
SAD	Triste
RAT	Rato
MOVE-AROUND	Movimento
MOVE-AWAY	Se afaste
PUT	Colocar
MOVIE	Filme
MUSEUM	Museu
MUSIC	Música
POETRY	Poesia
LETTER N	Letra N
NAKED	Nu
EMPTY	Vazio
AVAILABLE	Disponível
NECKTIE	Gravata
NEGATIVE	Negativo
NEPHEW	Sobrinho

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
NIECE	Sobrinha
NERVE	Veia
PULSATE	Pulsar
NEVER	Nunca
NEW	Novo
NIPPLES	Mamilos
NO-PROBLEM	Sem problemas
ZERO	Zero
NOON	Meio-dia
NORTH	Norte
NOSE	Nariz
NOT	Não
NOTICE	Aviso
NOW	Agora
I-SEE	Eu vejo
ON	Ligar
ONCE	Uma vez
ONION	Cebola
OPEN-DOOR	Abrir a porta
OPEN-WINDOW	Abrir a janela
SURGERY	Cirurgia
OPINION	Opinião
AGAINST	Contra
STRUGGLE	Luta
ORANGE	Laranja
OUT	Fora
OVERFLOW	Transbordar
DICTIONARY	Dicionário
SEND-TEXT-MESSAGE	Enviando mensagem de texto
PAINT	Pintura
PANTS	Calça
PAPER	Papel
PIRATE	Pirata
PATIENT	Paciente(conformado)
SUFFER	Sofrer
PAY	Pagamento

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
PENIS	Pênis
PERCENT	Porcentagem
PERFUME	Perfume
PERIOD	Período
PERSON	Pessoa
PERSPECTIVE	Perspectiva
JUDGE	Juiz
LETTER P	Letra P
PIANO	Piano
SANDWICH	Sanduíche
PICTURE	Imagem
PILLOW	Travesseiro
PINEAPPLE	Abacaxi
PIPE	Tubo
PITY	Piedade
PIZZA	Pizza
PLANT-SEEDS	Sementes de plantas
PARTY	Festa
FRIENDLY	Amigável
COOL	Frio
WALLET	Carteira de bolso
POINT-TO	Apontar para
COP	Policial
POOR	Pobre
POPCORN	Pipoca
SQUARE	Quadrado
FORM	Formulário
POSTPONE	Adiar
POTATO	Batata
PITCHER	Jarro
PRAY	Orar
REQUEST	Solicitação
PREACH-THE-WORD	Pregar a palavra
PREGNANT	Grávida
PRESIDENT	Presidente
PRESSURE	Pressão
BEAUTIFUL	Bonito
PRINCIPAL	principal

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
PRIORITY	Prioridade
PROGRAM	Programa
PROJECT	Projeto
PROMISE	promessa
PROUD	Orgulhoso
PROVE	Provar
URGE	Impulso(desejo)
PURPLE	Roxo
LETTER Q	Letra Q
ARGUE	Argumentar
QUIT	Sair
LETTER R	letra R
RABBIT	Coelho
RAIN	Chuva
WEATHER	Clima
READ	Leitura
READY	Pronto
REASON	Razão
ROCKING-CHAIR	Cadeira de balanço
RED	Vermelho
PINK	Rosa
REFUSE	Recusar
SUPPORT	Apoio
REJECT	Rejeitar
RELIGION	Religião
REMEMBER	Lembre-se
REMOVE	Remover
RESEARCH	Pesquisar
INSTITUTE	Instituto
RESPONSIBILITY	Responsabilidade
RESTAURANT	Restaurante
CAFETERIA	Cafeteria
REVENGE	Vingança
REVIEW	Revisão

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
RICH	Rico
RIDE	Passeio
SHORT-SLEEVE	Manga curta(de camisa)
CORRECT	Correto
RIGHT	Direito
PUT-ON-RING	Por o anel
ROOSTER	Galo
RUBBER	Borracha
GOOSEBUMPS	Arrepios
RUN	Executar
SAFE	Seguro
SAILBOAT	Barco a vela
SALAD	Salada
SALT	Sal comum
SAME-TIME	Mesmo tempo
SAME-OLD	Mesma idade
ALSO	Também
SATURDAY	Sábado
EVERY-SATURDAY	Todo sábado
SAVE	Salvar
SAY	Dizer
SCHEDULE	Cronograma
SCHOOL	Escola
SCIENCE	Ciência
BIOLOGY	Biologia
CHEMISTRY	Química
CUT-WITH-SCISSORS	Corte com tesoura
SCRAPE	Raspar
SCREWDRIVER	Chave de fenda
SECOND-OF-TIME	Segunda vez
SECRET	Segredo
SECRETARY	Secretário
SECRETARY	Secretária
SEE	Ver
PREDICT	Predizer
SEEM	Parecer
COMPARE	Comparar
SEE-SAW	Gangorra

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
SELL	Vender
SEND	Enviar
SEND-MAIL	Enviar e-mail
TOSS	Sorteio
SENIOR	Mais antigo
SERVICE	Serviço
ERECT	Ereto
SEW	Costurar
SEX	Sexo
SHAVE	Barbear
SHEEP	Ovelha
SHINE	Brilho
SHOE	Sapato
BOOT	Bota
SHORTS	Bermuda
SHOWER	Chuveiro
SHUT-UP	Cale-se
SHY	Tímido
SHAME	Vergonha
SIDE	Lado
USE-SIGN-LANGUAGE	Use lingua de sinais
SIGNATURE	Assinatura
SILLY	Bobo
SILVER	Prata
SIMPLE	Simples
UP-TO-NOW	Até agora
SIT	Sentar
BONE	Osso
ICE-SKATE	patins
SKILL	Habilidade
SKIN	Pele
THIN	Fino
SKIRT	Saia
SKY	Céu
SLAVE	Escravo
SLEEP	Dormir
TOMATO	tomate
SLIDING-DOORS	Porta corrediça

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
SLIPPERY	Escorregadio
SLOW	lento
SMELL	Cheiro
SMELLY	Mau cheiroso
SMILE	Sorriso
SNAKE	Serpente
SNEEZE	Espirrar
SOAP	Sabão
SOCIAL-WORK	Trabalho social
SOCKS	Meias
SOFT	Macio
WET	Molhado
SOME	Alguns
SOMETIMES	Às vezes
ONCE-IN-A-WHILE	De vez em quando
SON	filho
SORRY	Desculpa
SOUP	Sopa
CEREAL	Cereal
SOUTH	Sul
SPAGHETTI	Espaguete
SPANK	Palmada
SPICY	Picante
HOT-SPICY	Fortemente picante
SPIDER	Aranha
SPIT	Cuspir
TATTLE	Bisbilhotar
STAB	Facada
START	Começar
STATE	Estado
CONSTITUTION	Constituição
SYMBOL	Símbolo
STEAL	Roubar
STEAM	Vapor
STILL	Ainda
STIMULATE	Estimular
EXPOSE	Expor

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
STING	Mordida(picada)
BEE	Abelha
STINK	Mau cheiro
STIR	Agitar
INVEST	Investir
TOURNAMENT	Torneio
STOP	Parar
STOPLIGHT	Semáforo
STORY	História
STRAIGHT	Direto
STRUCTURE	Estrutura
STUDY	Estudo
STUPID	Estúpido
SUBTRACT	Subtrair
SUBWAY	Metrô
VACUUM-UP	Aspirar
SUMMARIZE	Resumir
FASCINATE	Fascinar
BLACK-OUT	Queda de energia
SUMMER	Verão
SUMMON	Convocar
WARN	Advertir
NATIVE	Nativo
SMOOTH-SURFACE	Superfície lisa
SUN	Sol
SUNSHINE	Luz do sol
SUNRISE	Nascer do sol
SUNSET	Pôr do sol
IF	Se
SUSPECT	Suspeito
SWALLOW	Andorinha
THIRSTY	Com sede
SWEAT	Suor
SWEATER	Agasalho
SWIM	Nadar
SYSTEM	Sistema
SEMESTER	Semestre
LETTER T	Letra T
TABLE	tabela

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
WAG	Sacudir
TAKE	Tomada
TAKE-UP	Assumir
GRAB	Agarrar
TAKE-OFF	Decolar
TALL	Alto
TANK-TOP	Regata
TATTOO	Tatuagem
TEACH	Ensinar
PHONE	Telefone
CALL-BY-PHONE	Chamada por telefone
TELESCOPE	Telescópio
TEST	Teste
THEORY	Teoria
THERMOMETER	Termômetro
THICK	Grosso
SLIM	Fino
THROAT	Garganta
THUMB	Polegar
THURSDAY	Quinta-feira
EVERY-THURSDAY	Toda quinta-feira
TICKLE	cócegas
TOAST	Torrada
TONGUE	Língua(idioma)
TOOTHBRUSH	Escova de dente
BRUSH-TEETH	Escovar os dentes
TOOTHPASTE	Creme dental
TOP	Topo
TOUCH	Toque
TOWEL	Toalha
REPLACE	Substituir
TRADITION	Tradição
TRAIN	Trem
TROPHY	Troféu
HONEST	Honesto
TUESDAY	terça-feira
EVERY-TUESDAY	Toda terça-feira

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
TWENTY-ONE	Vinte e um
TWENTY-TWO	Vinte e dois
UGLY	Feio
UMBRELLA	Guarda-chuva
WHISTLE	Apito
UNDERSTAND	Compreender
FORMERLY	Anteriormente
LETTER V	letra V
VAGINA	Vagina
VICE-PRESIDENT	vice-presidente
VIOLIN	Violino
VIRGIN	Virgem
VISUALIZE	Visualizar
VISIT	Visita
VOCABULARY	Vocabulário
VOICE	Voz
VOLLEYBALL	Vôlei
VOMIT	Vomitar
VOTE	Voto
TEA	Chá
LETTER W	Letra W
WAIST	Cintura
WAIT	Esperar
WANT	Quer
WAR	Guerra
WARM	Caloroso
WASH-DISH	Lavar prato
WASTE	Desperdício
WATER	Água
WATERMELON	Melância
PUMPKIN	Abóbora
WAVE-GOODBYE	Acenar
WEAK	Fraco
WEDDING	Casamento
WEDNESDAY	quarta-feira
EVERY-WEDNESDAY	Toda quarta-feira

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
ONE-WEEK	Uma semana
EVERY-WEEK	Toda semana
LAST-WEEK	Última semana
THANK-YOU	Obrigado
BAD	Ruim
WEST	Oeste
WHALE	Baleia
WHEEL	Roda
WHEELCHAIR	Cadeira de rodas
RECYCLE	Reciclar
WHEELBARROW	Carrinho de mão
WHEN	Quando
ABOUT	Sobre
WHERE	Onde
WHICH	Qual
WHIP	Chicote
WHITE	Branco
WHO	Quem
WIND	Vento
WINDOW	Janela
WINE	Vinho
AHEAD	Adiante
BEHIND	Atrás
FOLLOW	Seguir
PASS	Passar
CHASE	Correr Atrás
FAR	Longe
DETERIORATE	Deteriorar
WOOD	Madeira
WORKSHOP	Oficina
WORLD	Mundo
UNIVERSE	Universo
WORM	Verme
WORRY	Preocupação
TROUBLE	Problema
WOW	Grande sucesso
TIME	Tempo

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
WRITE	Escrever
PENCIL	Lápis
LETTER X	Letra X
YAWN	Bocejar
YEAR	Ano
YELLOW	Amarelo
YES	Sim
LETTER Z	Letra z
ZIPPER	Zíper
ROOM	Quarto de dormir
BOX	Caixa
SWEAR	Xingar
CHEW	Mastigar
WASH	Lavar
RUB	Esfregar
ERASE-BOARD	Apagar quadro
ERASE	Apagar
WASH-FACE	Lavar o rosto
WASH-HANDS	Lavar as mãos
CLOSE-DOOR	Fechar a porta
OBESE	Obeso
MENTALLY-RETARDED	Retardado mental
TEMPERATURE	Temperatura
ACQUIRE	Adquirir
CAMERA-FLASH	Flash da câmera
RECOVER	Recuperar
STRONG	Forte
WALL	Parede
LETTER U	Letra U
LETTER Y	Letra Y
ADVERTISE	Anunciar
SPOILED	Animal mimado
SPRINKLER	borrifador
NOT-MY-PROBLEM	não é problema meu
WHAT	O quê?
HERE	Aqui
SPEND	Gastar

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
AREA	Área
AROUND	Ao redor
LOCAL	Local
PLACE	Lugar
ASSIST	Ajudar
STRICT	Rigoroso
LETTER S	Letra S
SEPARATE	Separado
BOOK	Livro
RAIN CLOUD	Nuvem de chuva
MESSED-UP	Bagunçado
COLLEGE	Colégio
UNIVERSITY	Universidade
SENTENCE	Sentença
SISTER	Irmã
TREE	Árvore
STRAWBERRY	Morango
BLOCK	Bloquear
ROWING	Ato de remar
KINDERGARTEN	Jardim de infância
RUDE	Grosseiro
RUNNY-NOSE	Nariz escorrendo
FEEDBACK	Retorno
GORILLA	Gorila
TWO-WEEKS	Duas semanas
HOUSE	Casa
FLOOR	Chão
INSTITUTION	Instituição
GET INTO SOMETHING	Entrar em algo
LIGHT	Leve
FLUSHED	Corado
BASIC	Básico
PSYCHIATRIST	Psiquiatra

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
PURCHASE	Comprar
ROUTE	Percurso
INTEREST	Interesse
RETURN	Volta
HURRY	Pressa
KILL	Matar
IDENTIFY DOCUMENT	Identificar documento
FIRMNESS	Firmeza
HUNGRY	Faminto
HOMEWORK	Dever de casa
KICK	Chute
BELL	Sino
RAIN CLOUD	Nuvem de chuva
EQUAL IDEA	Ideia igual
PRUNING TREE	Podar árvore
RELEASE GASES	Soltar gases
DISTRESSED	Angustiado
CAPITAL	Capital
ACHIEVING	Conseguindo
GUIDE	Orientar
OWN PLACE	Próprio lugar
GO HOME	Ir pra casa
PERSONAL SATISFACTION	Satisfação Pessoal
SYMBOL	Símbolo
TO ANTICIPATE	Antecipar
EFFORT	Empenho
PRINT OUT	Imprimir
SATED	Saciado
FAMOUS PERSON	Pessoa famosa
SICK PERSON	Pessoa doente
SENDING TEXT MESSAGE	Enviando mensagem de texto
SUGGEST	Sugerir
SEND TEXT MESSAGE	Enviar mensagem de texto
EXCEED	Exceder
A-LEVEL-ABOVE	Superior

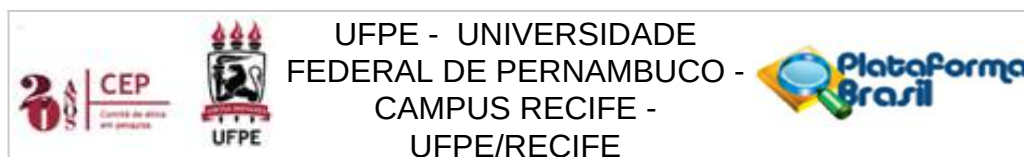
Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
USE	Uso
TOUCH THE HEART	Tocar o coração
TITLE	Título
TO HAVE	Ter
SHINE	Brilhar
HIGHWAY	Rodovia
RESPECT	Respeito
RESISTANT	Resistente
LUNGS	Pulmões
PIOUS	Piedoso
CHARMING PERSON	Pessoa encantadora
HATE	Ódio
NINE	Nove
LONG AGO	Muito tempo atrás
HANDS	Mãos
YOUNG	Jovem
HELL	Inferno
IGNORE	Ignorar
HOSPITAL	Hospital
HONOR	Honra
PHYSICS	Física
HOPE	Esperança(torcer pra dar certo)
HOUSEHOLD	Domitório
DOCUMENT	Documento
DIFFICULT	Difícil
CRUEL	Cruel
HEART	Coração
HAT	Chapéu
TIRED OUT	Cansado
HAIR	Cabelo
HEAD	Cabeça
HORN	Buzina
HEARING AID	Aparelho auditivo
PASSION	Paixão
MORAL	Moral
GIVE BACK	Devolver
TO DECORATE	Decorar(ornamentar)
EMBARRASSED	Envergonhado
CLOSE	Encerrar
CANCEL	Cancelar

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
ACTIVITY	Atividade
GREETING	Cumprimento
NEGLIGENT	Negligente
HORN	Tromba
REHEARSE	Ensaiair
PAINFUL	Doloroso
DUPLICATE	Duplicar
TIPTOE	Ponta pé
DRUG	Medicamento
EXCUSE	Com licença
STORED	Armazenado
SHAMPOO	Xampu
CUP	Cálice
SECOND YEAR HIGH SCHOOL STUDENT	Aluno do Segundo Ano do Ensino Médio
REQUEST	Solicitar
TO PRAY	Rezar
REASON	Motivo
REGISTRATION FORM	Ficha de registro
COMPASSION	Compaixão
WHISPER	Sussurro
SUBTITLE	Legenda
PRONOUN	Pronome
GET RID OF	Livra-se
PLAY BASKETBALL	Jogar basquetebol
ROCKET	Foguete
EFFORT	Esforço
HEAD DOWN	De cabeça baixa
UNDERWEAR	Cueca
STAR	Estrela
PREACH THE WORD	Pregar a palavra
DESIRE	Desejo
NAME	Nome
EVEN MORE	Mais ainda
WE MUST	Devemos
NOISE	Ruído
ALL NIGHT	A noite toda
WINNING	Vencer

Termos ASLLVD	Termos V-LIBRASIL
SIMPLIFY	Simplificar
CHIN	Queixo
HAMMER	Martelo
LIZARD	Lagarto
BE ASHAMED	Ficar com vergonha
CHEAT	Trapacear
KINSHIP	Parentesco
THUS	Assim
SUPERVISE	Supervisionar
NOISE	Barulho
BALLOON	Balão
FORBID	Proibir(vetar)
APPOINT	Nomear
ANALYZE	Analisar
IN BETWEEN	Entre
ADVISE	Aconselhar
WAIT	Espera
QUOTE	Citação
OBSERVE	Observar
INATTENTIVE	Desatento
CONNECT SOMETHING	Ligar algo
HUNGER	Fome
PLAY SOCCER	Jogar futebol
URGENT	Urgente
FROZEN WATER	Água congelada
DISPUTE	Disputar
ANIMAL	Animal
HEIGHT	Altura
TO HAPPEN	Acontecer
FLAT SURFACE	Superfície plana
EMOTIONLESS	sem emoção
GONE	Se foi(já era)
TANNING	Bronzeamento
NOTHING	Nada

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

ANEXO A – PARECER CEP



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: LIBRAS-CNN: Redes Neurais Convolucionais para Reconhecimento de Sinais em LIBRAS.

Pesquisador: AILTON JOSE RODRIGUES

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 28946920.2.0000.5208

Instituição Proponente: CENTRO DE INFORMÁTICA

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 3.996.731

Apresentação do Projeto:

Projeto de pesquisa do aluno AILTON JOSÉ RODRIGUES, orientado pelo Prof. Dr. Cleber Zanchettin, do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Centro de Informática da UFPE, para fins de elaboração de dissertação de mestrado. Tem como proposta um modelo computacional, que utiliza Redes Neurais Convolucionais (CNNs), para o reconhecimento de sinais de LIBRAS a partir de dispositivos computacionais. Currículos de orientador e aluno foram anexados no modelo Lattes.

Objetivo da Pesquisa:

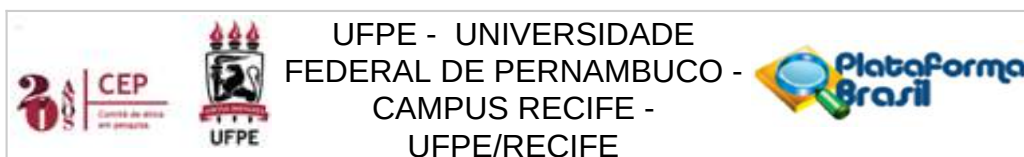
Objetivo geral: propor um modelo computacional para reconhecimento de sinais em LIBRAS em dispositivos computacionais.

Objetivos específicos: 1) Construir um banco de dados de vídeo de pessoas articulando sinais em LIBRAS; 2) Pesquisar na literatura de reconhecimento de sinais, principalmente, o uso de Redes Neurais Convolucionais no reconhecimento de língua de sinais, extraindo o que de mais atual existe no estado da arte, e, 3. Comparar os resultados obtidos com outros trabalhos relevantes e semelhantes que utilizem outras técnicas de reconhecimento de sinais.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Riscos: desconforto/cansaço por estar de pé articulando sinais, mas para amenizar isso serão

Endereço: Av. da Engenharia s/nº - 1º andar, sala 4, Prédio do Centro de Ciências da Saúde
Bairro: Cidade Universitária **CEP:** 50.740-600
UF: PE **Município:** RECIFE
Telefone: (81)2126-8588 **E-mail:** cepccs@ufpe.br



Continuação do Parecer: 3.996.731

realizados intervalos de descanso a cada 30 minutos.

Benefícios: sentimento de altruísmo em participar de uma pesquisa com foco na inclusão social de pessoas com deficiência.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Pesquisa de abordagem quantitativa e experimental, com dados coletados no estúdio de gravação da reitoria do Instituto Federal do Piauí-IFPI, tendo como sujeitos de pesquisa participantes que tenham um domínio na língua de sinais brasileira e que já tenham experiência na área, principalmente em sala de aula com surdos e deficientes auditivos. Há detalhamento das etapas, do recrutamento, apresentação da pesquisa, ajuste de glossários, articulação e captação, produção (dos sinais), proposta dos modelos, experimentos e validação e análise dos resultados. Cronograma adequado e orçamento presente.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Foram apresentados:

- 1) TCLE: com principais informações.
- 2) Folha de rosto: com assinatura do pesquisador responsável, assinatura e carimbo do responsável pela instituição onde será realizada a pesquisa.
- 3) Carta de Anuência: apresentada
- 4) Cronograma: apresentado;
- 5) Orçamento: apresentado

Recomendações:

Não há.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

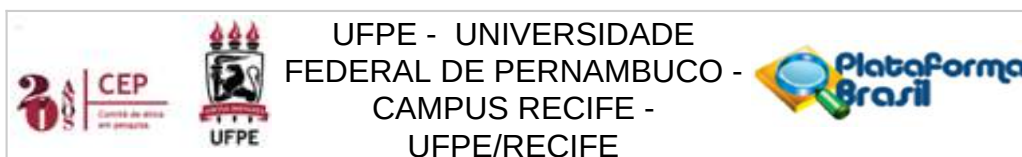
Atendidas as pendências.

Considerações Finais a critério do CEP:

As exigências foram atendidas e o protocolo está APROVADO, sendo liberado para o início da coleta de dados. Informamos que a APROVAÇÃO DEFINITIVA do projeto só será dada após o envio do Relatório Final da pesquisa. O pesquisador deverá fazer o download do modelo de Relatório Final para enviá-lo via "Notificação", pela Plataforma Brasil. Siga as instruções do link "Para enviar Relatório Final", disponível no site do CEP/CCS/UFPE. Após apreciação desse relatório, o CEP emitirá novo Parecer Consubstanciado definitivo pelo sistema Plataforma Brasil.

Informamos, ainda, que o (a) pesquisador (a) deve desenvolver a pesquisa conforme delineada neste protocolo aprovado, exceto quando perceber risco ou dano não previsto ao voluntário

Endereço: Av. da Engenharia s/nº - 1º andar, sala 4, Prédio do Centro de Ciências da Saúde
Bairro: Cidade Universitária **CEP:** 50.740-600
UF: PE **Município:** RECIFE
Telefone: (81)2126-8588 **E-mail:** cepccs@ufpe.br



Continuação do Parecer: 3.996.731

participante (item V.3., da Resolução CNS/MS Nº 466/12).

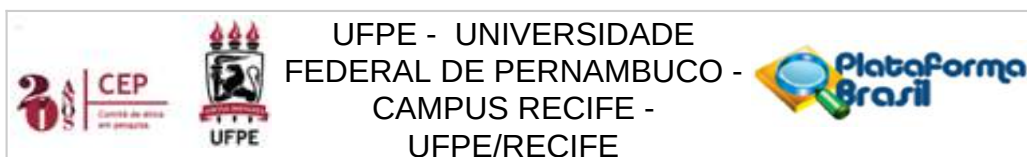
Eventuais modificações nesta pesquisa devem ser solicitadas através de EMENDA ao projeto, identificando a parte do protocolo a ser modificada e suas justificativas.

Para projetos com mais de um ano de execução, é obrigatório que o pesquisador responsável pelo Protocolo de Pesquisa apresente a este Comitê de Ética relatórios parciais das atividades desenvolvidas no período de 12 meses a contar da data de sua aprovação (item X.1.3.b., da Resolução CNS/MS Nº 466/12). O CEP/CCS/UFPE deve ser informado de todos os efeitos adversos ou fatos relevantes que alterem o curso normal do estudo (item V.5., da Resolução CNS/MS Nº 466/12). É papel do/a pesquisador/a assegurar todas as medidas imediatas e adequadas frente a evento adverso grave ocorrido (mesmo que tenha sido em outro centro) e ainda, enviar notificação à ANVISA – Agência Nacional de Vigilância Sanitária, junto com seu posicionamento.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_1505494.pdf	05/04/2020 15:06:36		Aceito
Outros	OK_Carta_Resposta_PENDENCIAS.docx	05/04/2020 15:02:01	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Ok_Projeto_Detalhado.pdf	05/04/2020 14:59:30	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	OK_TCLEMaiores18.pdf	05/04/2020 14:58:58	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	AutUsoimagem.pdf	11/02/2020 10:08:54	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Folha de Rosto	Folha_Rosto.pdf	10/02/2020 10:32:22	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	OK_TermoCompromisso.pdf	10/02/2020 10:30:44	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	Carta_Anuencia_uso_dados.pdf	10/02/2020 08:59:12	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	8_Declaracao_Mestrado.pdf	04/02/2020 21:24:53	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	Lattes_Ailton.pdf	04/02/2020	AILTON JOSE	Aceito

Endereço: Av. da Engenharia s/nº - 1º andar, sala 4, Prédio do Centro de Ciências da Saúde
Bairro: Cidade Universitária **CEP:** 50.740-600
UF: PE **Município:** RECIFE
Telefone: (81)2126-8588 **E-mail:** cepccs@ufpe.br



Continuação do Parecer: 3.996.731

Outros	Lattes_Ailton.pdf	21:22:32	RODRIGUES	Aceito
Outros	Lattes_Cleber_Zanchettin.pdf	04/02/2020 21:22:03	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito
Outros	2_CartaAnuencia.pdf	04/02/2020 21:15:02	AILTON JOSE RODRIGUES	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

RECIFE, 29 de Abril de 2020

Assinado por:

**Gisele Cristina Sena da Silva Pinho
(Coordenador(a))**

Endereço: Av. da Engenharia s/nº - 1º andar, sala 4, Prédio do Centro de Ciências da Saúde
Bairro: Cidade Universitária **CEP:** 50.740-600
UF: PE **Município:** RECIFE
Telefone: (81)2126-8588 **E-mail:** cepccs@ufpe.br