

FACULDADE DE CIÊNCIAS
Departamento de Matemática e Informática

Trabalho de Licenciatura em
Informática

**Visão Computacional Para o Reconhecimento
de Sinais do Alfabeto da Língua de Sinais
Moçambicana**

Autor: Milton da Silva Maleiane Júnior

Maputo, 16 de Maio de 2026

Trabalho de Licenciatura em
Informática

**Visão Computacional Para o Reconhecimento de
Sinais do Alfabeto da Língua de Sinais
Moçambicana.**

Autor: Milton Da Silva Maleiane Júnior

Supervisor: Mestre Osvaldo Cossa

Co-supervisor: Lic. Ernesto Argentina

Maputo, 16 de Maio de 2026

Dedicatória

Dedico este trabalho a todos aqueles que me apoiaram e acreditaram em mim, especialmente aos meus pais

Milton Maleiane e Rute Utui

Declaração de Honra

Declaro por minha honra que o presente Trabalho de Licenciatura é resultado da minha investigação e que o processo foi concebido para ser submetido apenas para a obtenção do grau de Licenciado em Informática, na Faculdade de Ciências da Universidade Eduardo Mondlane.

Maputo, 16 de Maio de 2026

(Milton da Silva Maleiane Júnior)

Agradecimentos

A realização deste trabalho representa o culminar de uma jornada marcada por desafios, esforço e dedicação, com o objectivo de concluir a minha formação em Informática e trilhar um caminho profissional sólido. Contudo, este percurso não foi feito sozinho. Muitas pessoas, directa ou indirectamente, estiveram ao meu lado e deram o seu contributo, pelo qual estarei eternamente grato.

Em primeiro lugar, agradeço a Deus pelo dom da vida. Agradeço igualmente aos meus pais, Milton Maleiane e Rute Utui, pelo amor, sacrifício e pela base sólida que sempre me proporcionaram. A vocês devo a força e a motivação que me impulsionaram até aqui.

Aos meus irmãos, Herman Maleiane, Mónica Maleiane e Nobel Maleiane, que sempre estiveram ao meu lado nos momentos bons e menos bons, deixo o meu sincero reconhecimento e carinho. A vossa presença tem sido uma fonte constante de apoio e inspiração.

Agradeço profundamente ao Mestre Osvaldo Cossa e ao Ernesto Argentina, meus orientadores, pelo acompanhamento atento, pelas orientações valiosas, pela paciência e pelo incentivo constante ao longo de todo este processo.

Expresso igualmente o meu reconhecimento ao corpo docente do curso de Informática, pelo conhecimento transmitido, pela dedicação ao ensino e pela contribuição significativa na minha formação académica e profissional ao longo de todo o percurso universitário.

Aos meus colegas, Herco ZauZau, Keil Ricardo, Edilson Ricardo, Francisco Júnior, Augusto Chissano, António Sambo, Stanley Nhampossa, Tatiana Langa, Jaime Manhiça, Paulo Massingue, entre outros, agradeço pelas partilhas, pelos debates, pelas noites de estudo e pelas motivações mútuas que tornaram esta jornada mais leve e enriquecedora.

Estendo também o meu apreço à minha família, colegas e amigos que, mesmo quando não puderam estar presentes fisicamente, fizeram-se sentir por meio de palavras de encorajamento, gestos de carinho e votos de sucesso.

Resumo

A Língua de Sinais Moçambicana (LSM) constitui o principal meio de comunicação da comunidade surda em Moçambique, desempenhando um papel fundamental nos processos de inclusão social e educacional. Apesar do seu reconhecimento institucional, o ensino e a aprendizagem da LSM ainda enfrentam limitações significativas, nomeadamente a escassez de materiais didáticos digitais e de ferramentas tecnológicas de apoio à aprendizagem autónoma. Neste cenário, o presente trabalho propõe o desenvolvimento de uma aplicação web educativa baseada em visão computacional, destinada ao reconhecimento automático do alfabeto estático da LSM, como ferramenta experimental de apoio à aprendizagem inicial.

A abordagem adoptada baseia-se na aprendizagem automática supervisionada, utilizando dados provenientes de uma única câmara de vídeo e técnicas de extracção de características da mão por meio de landmarks. Devido à inexistência de uma base de dados pública e suficientemente abrangente de imagens da LSM, o modelo foi treinado com um conjunto de dados de referência do alfabeto manual da American Sign Language (ASL), explorando a semelhança estrutural existente entre os gestos estáticos das duas línguas de sinais. O trabalho adopta uma metodologia mista (qualitativa–quantitativa), combinando a análise do contexto educativo e linguístico com a avaliação experimental do desempenho do modelo, recorrendo a métricas como acurácia, precisão, recall e F1-score.

Os resultados obtidos demonstram a viabilidade técnica da abordagem proposta para o reconhecimento de gestos estáticos, evidenciando o potencial da visão computacional para o desenvolvimento de ferramentas de apoio à aprendizagem da LSM. O sistema desenvolvido constitui um protótipo experimental, com limitações reconhecidas, mas representa um contributo relevante para futuras investigações e para o desenvolvimento de soluções tecnológicas contextualizadas à realidade moçambicana.

Palavras-chave: Língua de Sinais Moçambicana; Visão Computacional; Reconhecimento de Gestos; Aprendizagem Automática; Aplicação Web.

Abstract

Mozambican Sign Language (LSM) is the primary means of communication for the deaf community in Mozambique and plays a key role in social and educational inclusion. Despite its institutional recognition, the teaching and learning of LSM still face significant challenges, particularly the lack of digital educational resources and technological tools that support autonomous learning. In this context, this work proposes the development of an educational web application based on Computer Vision, aimed at the automatic recognition of the static alphabet of LSM as support for the initial learning process.

The proposed approach relies on supervised machine learning, using data captured from a single video camera and hand feature extraction through landmarks. Due to the absence of a public and sufficiently comprehensive image dataset for LSM, the model was trained using a reference dataset of the American Sign Language (ASL) manual alphabet, taking advantage of the structural similarity observed between the static hand configurations of both sign languages. The study adopts a mixed-methods approach (qualitative–quantitative), combining contextual and linguistic analysis with an experimental evaluation of the model’s performance, using metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score.

The results demonstrate the technical feasibility of the proposed approach for static gesture recognition, highlighting the potential of computer vision techniques to support the teaching and learning of LSM. The developed system represents an experimental prototype, with acknowledged limitations, but constitutes a relevant contribution to future research and to the development of technological solutions adapted to the Mozambican context.

Keywords: Mozambican Sign Language; Computer Vision; Gesture Recognition; Machine Learning; Web Application.

Abreviaturas

SI	Sistema de Informação
TIC	Tecnologias de Informação e Comunicação
LSM	Língua de Sinais Moçambicana
LIBRAS	Língua Brasileira de Sinais
ASL	American Sign Language
LGP	Língua Gestual Portuguesa
LAS	Língua Angolana de Sinais
CPU	Central Processing Unit
GPU	Graphic Processing Unit
AI	Artificial Intelligence
HTML	HyperText Markup Language
UEM	Universidade Eduardo Mondlane
CSS	Cascading Style Sheets
RF	Requisito funcional
RNF	Requisito Não Funcional

Índice

Dedicatória.....	i
Declaração de Honra.....	ii
Agradecimentos	iii
Resumo.....	iv
Abstract	v
Abreviaturas	vi
Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xii
1. Introdução	1
1.1. Contextualização	1
1.2. Definição do Problema.....	2
1.3. Delimitação do Tema.....	2
1.4. Contribuições	3
1.5. Objectivos.....	4
1.5.1. Objectivo Geral.....	4
1.5.2. Objectivos Específicos	4
1.6. Estrutura do Relatório	4
2. Revisão de Literatura	6
2.1. Língua de Sinais.....	6
2.1.1. Parâmetros da Língua de sinais.....	7
2.1.2. Língua de Sinais Moçambicana.....	8
2.1.3. Ensino de Língua de Sinais em Moçambique.....	9
2.2. Comparação do alfabeto manual de LIBRAS, ASL e LSM.....	10
2.3. Reconhecimento do Gesto Humano.....	14
2.4. Tecnologias de Reconhecimento Gestual.....	17
2.5. Inteligência Artificial.....	19

2.6.	Reconhecimento de padrões	21
2.7.	Aprendizagem de máquina	21
2.7.1.	Tipos de Aprendizagem de máquina.....	22
2.8.	Visão Computacional.....	24
2.9.	Python.....	24
2.9.1.	MediaPipe.....	25
2.10.	Trabalhos relacionados	27
2.11.	Síntese Crítica da Literatura.....	27
3.	Material e Metodologia.....	29
3.1.	Metodologia de Pesquisa	29
3.1.1.	Classificação da Metodológica	29
3.1.2.	Quanto à Natureza	29
3.1.3.	Quanto à Abordagem.....	29
3.1.4.	Quanto ao método.....	30
3.2.	Métodos de desenvolvimento do protótipo	30
3.2.1.	Metodologia de Desenvolvimento	30
3.2.2.	Paradigma de Programação.....	31
3.2.3.	Plataforma	31
3.2.4.	Ambiente de Desenvolvimento	31
3.2.5.	Linguagens de Programação e Estruturação	31
3.2.6.	Bibliotecas Utilizadas.....	32
3.3.	Treinamento do Modelo de Reconhecimento de Gestos	32
3.3.1.	Validação dos Resultados.....	33
3.4.	Versionamento de Código.....	33
3.5.	Medidas de avaliação.....	33
4	Experimentos e Resultados.....	35
4.1.	Caso de Estudo	35
4.2.	Descrição do Cenário Atual	35
4.3.	Descrição do Modelo proposto	35

4.4.	Levantamento de Requisitos	36
4.4.1.	Requisitos do Utilizador.....	37
4.4.2.	Requisitos do Sistema.....	38
4.5.	Análise de Alternativas	39
4.6.	Conjunto de dados utilizados.....	40
4.7.	Avaliação do Modelo	41
4.7.1.	Resultados do experimento I.....	42
4.7.2.	Resultados do experimento II.....	44
4.7.3.	Comparação dos experimentos	45
5.	Conclusões e Recomendações	46
5.1.	Conclusões.....	46
5.2.	Recomendações.....	47
6.	Referências Bibliográficas	49

Lista de Figuras

Figura 1: Diferentes pontos de articulação em língua de sinais	7
Figura 2: Diferentes expressões faciais.....	8
Figura 3: Dicionário de Língua de Sinais de Moçambique....	10
Figura 4: Alfabeto de LIBRAS.....	12
Figura 5: Alfabeto de LSM... ..	13
Figura 6: Alfabeto de ASL.....	14
Figura 7: Graus de liberdades da mão e punho.	15
Figura 8: Classificação de gestos.....	16
Figura 9: CyberGlove R e o Enable Talk... ..	17
Figura 10: Comando da Wii.... ..	18
Figura 11: Comando Move da Playstation	19
Figura 12: Kinect e Intel Realsense	19
Figura 13: Ramos da Inteligência Artificial	20
Figura 14: Subáreas da Inteligência Artificial	21
Figura 15: Aprendizagem supervisionada	23
Figura 16: Aprendizagem não supervisionada	24
Figura 17: Hand Landmarks	26
Figura 18: Face Landmarks	26
Figura 19: Pose Landmarks	27
Figura 20: Ambiente de treinamento do modelo	33
Figura 21: Fórmula de Acurácia	34
Figura 22: Fórmula de Precisão	34
Figura 23: Fórmula de Recall	35
Figura 24: Fórmula de F1.....	35

Figura 25: Estrutura do sistema proposto	37
Figura 26: Diagrama de casos de uso	39
Figura 27: Conjunto de dados escolhido para o desenvolvimento	43
Figura 28: Experimento I	46
Figura 29: Experimento II	48
Figura 30: Tela Inicial	54
Figura 31. Pedido de permissão de acesso a câmara	55
Figura 32: Menu Webcam	56
Figura 33: Pratica de gesto B, caso de sucesso	57
Figura 34: Pratica do Gesto B, caso de não sucesso	57

Lista de Tabelas

Tabela 1: Requisitos do utilizador39

Tabela 2: Requisitos funcionais 40

Tabela 3: Requisitos não funcionais40

Tabela 4: Análise das Alternativas41

Tabela 5: Matriz de Confusão do experimento I.....45

Tabela 6: Metricas por classe do Experimento I45

Tabela 7: Matriz de confusão do experimento II46

Tabela 8: Métricas por classe do experimento II47

Introdução

1.1. Contextualização

A participação plena dos indivíduos na vida social, educacional e cultural depende, de forma directa, da existência de meios eficazes de comunicação. Na ausência desses meios, surgem barreiras que comprometem o acesso à educação, à informação e à convivência social, afectando especialmente grupos com necessidades específicas.

Entre esses grupos encontram-se as pessoas portadoras de deficiência auditiva, que enfrentam limitações no acesso à comunicação oral, a forma mais utilizada pelos seres humanos (Dizeul e Apa, 2005). De acordo com Baptista (2012), dependendo do grau da deficiência, estas pessoas podem apresentar desde dificuldades parciais até à incapacidade total de ouvir e falar, o que compromete significativamente a interacção com indivíduos ouvintes.

A comunicação, enquanto processo fundamental para a organização da vida em sociedade, pode manifestar-se por diferentes meios, incluindo sinais, códigos linguísticos, escrita e oralidade (Araujo, 2017).

Historicamente, as pessoas portadoras de deficiência auditiva foram colocadas à margem do convívio familiar, social, cultural, educacional e político, sendo muitas vezes consideradas incapazes e privadas de direitos fundamentais, sobretudo por não utilizarem a oralidade como principal meio de comunicação (Coelho e Bavo, 2019). Diante desta realidade, a língua de sinais assume um papel central como meio eficaz de comunicação e inclusão.

De acordo com Rocha e Botelho (2013), uma das formas mais eficazes de reduzir as barreiras comunicativas entre indivíduos portadores de deficiência auditiva e indivíduos ouvintes consiste em permitir que ambos aprendam a língua de sinais. Esta necessidade é particularmente evidente em Moçambique, onde a maioria das crianças surdas tem progenitores ouvintes sem conhecimento da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), situação que pode conduzir ao isolamento do indivíduo portador de deficiência auditiva, mesmo no seio familiar (UEM, 2013).

Foi neste contexto que, em 2013, a Universidade Eduardo Mondlane instituiu o curso de Licenciatura em Língua de Sinais Moçambicana, com o objectivo de promover a integração social, educacional e

profissional das pessoas portadoras de deficiência auditiva, contribuindo para a sua inclusão e mobilidade na sociedade (UEM, 2013).

1.2. Definição do Problema

Segundo Baptista (2012), as pessoas portadoras de deficiência auditiva enfrentam limitações significativas no acesso a meios eficazes de comunicação, o que se reflecte directamente nos processos educativos. No contexto da aprendizagem da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), estas limitações manifestam-se, sobretudo, na ausência de mecanismos que permitam a prática contínua e autónoma dos conteúdos aprendidos.

No contexto educacional moçambicano, o ensino da LSM baseia-se, maioritariamente, em métodos tradicionais assentes na observação directa e repetição dos gestos, exigindo a presença constante de um instrutor. Esta abordagem limita a aprendizagem fora da sala de aula e dificulta a avaliação objectiva do desempenho dos estudantes, particularmente nas fases iniciais da aprendizagem, como o domínio do alfabeto manual, que constitui a base da iniciação à língua de sinais.

De acordo com Coelho e Bavo (2019), a exclusão histórica das pessoas portadoras de deficiência auditiva reflecte-se também na escassez de recursos educativos adequados, incluindo ferramentas tecnológicas que promovam a autonomia e a integração destes indivíduos. Embora as Tecnologias de Informação e Comunicação tenham vindo a transformar os processos educativos, a sua aplicação no ensino da LSM ainda é limitada, especialmente no que diz respeito a soluções interactivas capazes de fornecer *feedback* imediato ao aprendente.

Neste contexto, torna-se pertinente investigar de que forma as Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC), em particular as técnicas de visão computacional, podem ser utilizadas para reconhecer automaticamente gestos do alfabeto manual da LSM, contribuindo para dinamizar o processo de aprendizagem e reduzir as barreiras existentes entre a teoria e a prática. Assim, a presente pesquisa procura responder à seguinte questão:

De que forma as Tecnologias de Informação e Comunicação, com recurso a visão computacional, podem ser utilizadas para apoiar a aprendizagem do alfabeto manual da Língua de Sinais Moçambicana?

1.3. Delimitação do Tema

O presente trabalho está delimitado ao desenvolvimento e avaliação de uma aplicação web educativa baseada em visão computacional e aprendizagem automática, destinada ao reconhecimento automático do alfabeto manual estático da Língua de Sinais Moçambicana (LSM). O estudo insere-se no contexto educacional moçambicano, com enfoque no apoio à aprendizagem inicial da LSM por parte de

estudantes do curso de Licenciatura em Língua de Sinais Moçambicana e de outros interessados na aprendizagem da língua.

O foco da investigação recai exclusivamente sobre o alfabeto manual estático, considerando apenas letras produzidas sem movimento, razão pela qual os sinais J e Z não são contemplados neste estudo. A escolha deste recorte deve-se ao facto de o alfabeto manual constituir a base da iniciação à língua de sinais, bem como à sua maior viabilidade técnica para aplicações de reconhecimento automático baseadas em imagens e vídeo.

A abordagem técnica adoptada limita-se ao uso de dados visuais captados por uma única câmara, explorando configurações manuais e características da mão, sem recurso a sensores adicionais ou dispositivos especializados. A aplicação desenvolvida assume a forma de um protótipo experimental, implementado como aplicação web, não sendo concebida como uma aplicação móvel nativa nem como uma aplicação progressiva (PWA).

Devido à inexistência de uma base de dados pública e estruturada de imagens da LSM, o estudo recorre a conjuntos de dados públicos de referência, utilizados exclusivamente para fins experimentais, visando avaliar a viabilidade da abordagem proposta. O trabalho não contempla o reconhecimento de frases completas, a análise de expressões faciais ou corporais complexas, nem a validação do sistema em contexto real de sala de aula ou com utilizadores finais.

Deste modo, a delimitação estabelecida permite concentrar a investigação num escopo específico e viável, assegurando coerência metodológica e criando bases sólidas para o desenvolvimento de estudos futuros mais abrangentes no domínio da LSM.

1.4. Contribuições

O presente trabalho apresenta como principal contribuição o desenvolvimento de um protótipo funcional, sob a forma de uma aplicação web, para o reconhecimento automático do alfabeto manual estático da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), utilizando técnicas de visão computacional e aprendizagem automática. O estudo demonstra, de forma experimental, que é possível aplicar estas tecnologias no reconhecimento de gestos estáticos associados à LSM, mesmo num contexto com limitações de dados e recursos.

Adicionalmente, o trabalho organiza e documenta um processo metodológico, desde a selecção dos dados até à avaliação do modelo, que pode servir de base para futuras investigações no domínio da LSM. Ao identificar explicitamente as limitações encontradas, nomeadamente a ausência de bases de dados públicas específicas, a pesquisa contribui para orientar estudos posteriores e iniciativas voltadas ao desenvolvimento de recursos digitais da LSM.

1.5. Objectivos

1.5.1. Objectivo Geral

- Desenvolver um protótipo funcional de reconhecimento de sinais do alfabeto da Língua de Sinais Moçambicana utilizando visão computacional.

1.5.2. Objectivos Específicos

- Investigar e analisar as técnicas de visão computacional adequadas para o reconhecimento de gestos do alfabeto da Língua de Sinais Moçambicana (LSM);
- Desenvolver um modelo de aprendizagem de máquina capaz de identificar os sinais do alfabeto da LSM a partir de imagens capturadas por uma câmara;
- Implementar uma aplicação web educativa que integre o modelo desenvolvido, permitindo a interacção do utilizador com o sistema de reconhecimento;
- Avaliar o desempenho da solução proposta, discutindo as limitações e possibilidades de melhoria.

1.6. Estrutura do Relatório

O presente relatório sobre o desenvolvimento de um protótipo para o reconhecimento de sinais da Língua de Sinais Moçambicana utilizando visão computacional está organizado da seguinte forma:

Capítulo I – Introdução: Neste capítulo foi feita a contextualização e o enquadramento

do problema, assim como a descrição do mesmo e as razões que levaram a escolha do mesmo pelo autor, sem esquecer que neste capítulo foi também descrito detalhadamente o problema e os objectivos que se pretendem alcançar.

Capítulo II – Revisão de Literatura: Neste capítulo é feita a descrição teórica de todos os aspectos relevantes para realização do trabalho. Assim sendo, são apresentados conceitos essenciais sobre a visão computacional e a sua aplicação no contexto de interpretação de língua de sinais.

Capítulo III – Material e Métodos: Neste capítulo são apresentados os procedimentos técnicos e as ferramentas usadas para alcançar os objectivos definidos para o trabalho.

Capítulo IV – Resultados e Discussão: Nesse capítulo é feita a descrição do sistema actual de aprendizagem de LSM, e apresenta-se a proposta de solução, de acordo com os constrangimentos identificados.

Capítulo V – Conclusões e Recomendações: O capítulo final sumariza as principais conclusões do estudo, destaca as limitações encontradas e sugere recomendações para futuras pesquisas e melhorias no sistema.

Revisão de Literatura

Este capítulo tem como objetivo introduzir uma contextualização acerca dos temas que são necessários para o desenvolvimento deste trabalho.

2.1. Língua de Sinais

Segundo Brito (1995), a linguagem por meio de sinais constitui uma língua independente, não sendo uma tradução da língua oral nem uma simples imitação de gestos. À medida que um determinado sinal passa a ser utilizado e compreendido por um conjunto mais amplo de pessoas, ele deixa de ser um gesto natural desprovido de significado linguístico e passa por um processo de formalização, adquirindo um sentido próprio e assumindo-se como um verdadeiro signo de linguagem.

Northens e Downs (1989) salientam que o signo gestual assume particular relevância quando articulado com a expressão facial, elemento essencial para a transmissão de emoções, abstrações, estados de humor, metáforas, ironia e outros conteúdos comunicativos nesta modalidade linguística. Para os autores, a eficácia comunicativa da língua de sinais depende da integração harmoniosa entre os componentes manuais e não manuais.

Ainda segundo Northens e Downs (1989), a padronização da língua de sinais foi fortemente impulsionada pela elaboração do Dicionário da Língua Americana de Sinais e pela criação do Registro Nacional de Intérpretes, estruturado em três níveis de certificação. Esses níveis são definidos com base nas competências individuais, avaliadas por meio de testes padronizados aplicados por especialistas ouvintes e por intérpretes surdos, assegurando critérios objectivos de qualificação.

Por sua vez, Koslowski (2000) afirma que a língua de sinais se distingue das línguas orais sobretudo pelo meio de comunicação utilizado, uma vez que recorre ao canal visual-espacial, em oposição ao canal oral-auditivo. Os seus signos são articulados visualmente e percebidos pelo olhar, sem prejuízo da sua complexidade linguística. Assim, as línguas de sinais são tão naturais quanto as línguas orais, apresentando níveis semelhantes de complexidade e flexibilidade lexical, bem como facilidades e desafios próprios de qualquer sistema linguístico (Koslowski, 2000).

Assim como as línguas orais, as línguas de sinais não são universais (Quadros, 1998, p. 64): cada país apresenta sua própria língua. Tomando como exemplo alguns países falantes da língua portuguesa,

vemos que cada um dos países, possui a sua própria língua de sinais: em Brasil existe a Língua Brasileira de Sinais (LIBRAS) em Portugal a Língua Gestual Portuguesa (LGP), em Angola a Língua Angolana de Sinais (LAS) (Quadros, 1998, p.65). No caso de Moçambique, temos a Língua de Sinais de Moçambique (LSM).

2.1.1. Parâmetros da Língua de sinais

As línguas de sinais são compostas por parâmetros que são muito importantes para a formação do sinal. Segundo Rosa et al (2016), existem cinco (5) parâmetros da língua de sinais que são:

- **Ponto de Articulação (PA):** são locais do corpo ou próximos a ele que dão origem à execução do sinal. Nesta ordem de ideia reparamos que o ponto de articulação é o lugar onde o sinal é produzido. E o ponto de articulação divide-se em (3) três grandes partes que são: Cabeça; Braço e Tronco.

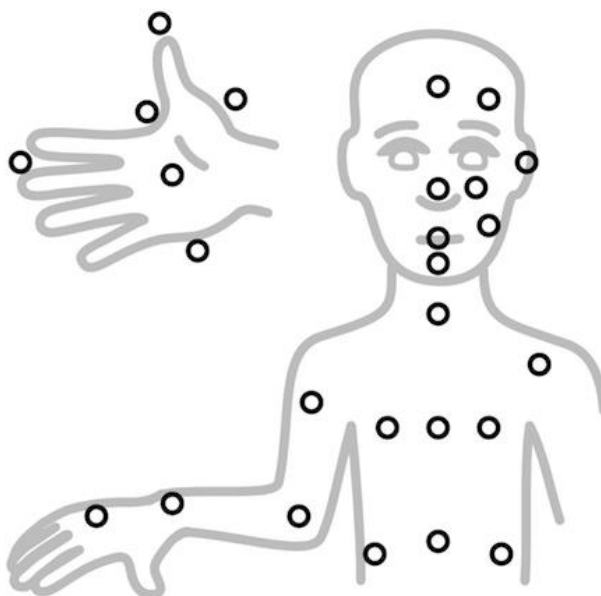


Figura 1: Diferentes pontos de articulação em língua de sinais (fonte: ASL font)

- **Orientação ou Direccionalidade (O/D):** trata da direcção para a qual a palma da mão aponta quando o sinal é produzido. Essa orientação a palma da mão pode ir para cima, atrás, frente, dentro, fora, esquerda direita.
- **Movimento (M):** é o deslocamento no espaço durante a realização do sinal.

Segundo Rosa (2016), na Língua de Sinais de Moçambique (LSM) podemos encontrar 10 (dez) movimentos que são:

1. Movimento rectilíneo unidireccional;
2. Movimento ondulado da esquerda para direita;
3. Movimento rectilíneo bidireccional;
4. Movimento em zig-zag;

5. Movimento ondulado da direita para esquerda;
 6. Movimento curvo em oval;
 7. Movimento rectilíneo unidireccional repetido;
 8. Movimento em espiral;
 9. Movimento indicador de curva;
 10. Movimento curvo em arco.
- **Expressão facial e corporal (EF/EC):** A expressão facial e corporal desempenha um papel fundamental na atribuição de significado aos gestos nas línguas de sinais. Elementos como interrogação, exclamação, negação, afirmação, admiração, dúvida, vergonha, medo e tristeza, entre outros, são frequentemente transmitidos para além da configuração manual do gesto, contribuindo para a interpretação correcta da mensagem. Em determinadas situações, há gestos que, na ausência de expressão facial ou corporal, perdem total ou parcialmente o seu significado linguístico. Deste modo, a expressão corporal assume um carácter essencial na definição do sujeito, da intenção comunicativa e da estrutura da frase nas línguas de sinais.

Schematic faces



CG faces

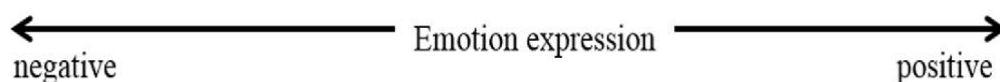


Figura 2: Diferentes expressões faciais (fonte: Semantic Scholar)

Configuração de Mão (CM): são as formas em que a mão ou as mãos são posicionadas para execução do sinal. Como vimos a configuração da mão é a forma que a mão toma para a produção do sinal.

2.1.2. Língua de Sinais Moçambicana

No que concerne a origem e história da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), são escassos estudos que a sustentam, todavia, e apesar da história de língua de sinais no mundo ser bastante antiga, somente em 1990 é que se fala da LSM (Bavo e Coelho, 2019). Ainda assim, os censos populacionais subsequentes a 1990, nomeadamente 1997, 2007 e 2017, não registaram a existência de LSM, na distribuição e diversificação linguística de Moçambique. Bavo e Coelho (2019), afirmam que em muitos países multilingues, como é o caso de Moçambique, não possuem um documento que define a sua política linguística.

Ainda que a história da LSM tenha sido reconhecida através da Constituição da República e outros dispositivos legais, o seu estatuto oficial de língua de ensino fica abaixo do nível desejável na sociedade moçambicana (Bavo e Coelho, 2019), decorrente da falta da massificação da mesma no sistema regular de ensino.

2.1.3. Ensino de Língua de Sinais em Moçambique

O direito à educação dos indivíduos surdos em Moçambique, é salvaguardado pela Constituição da República. Como forma de assegurar e garantir o cumprimento dessa norma, a língua utilizada pelos surdos foi reflectida no Plano Estratégico de Educação (PEE) 2012 – 2016 do então Ministério de Educação (MINED), que referenciava a igualdade de oportunidades por meio da promoção de uma participação inclusiva que se devia proporcionar a crianças, jovens e adultos com Necessidades Educativas Especiais (NEE) em cada um dos níveis de ensino (MINED, 2012).

Em concordância com o PEE 2012 – 2016, a Universidade Eduardo Mondlane (UEM), no seu Plano Estratégico 2012 – 2018, preconiza o alargamento da oferta de cursos e programas de graduação e pós-graduação, prestando particular atenção, por um lado, àqueles que ainda não eram ministrados por outras instituições locais e, por outro, às necessidades e planos de desenvolvimento do país.

Com base no preceituado na constituição da República, no Plano Estratégico da Educação e no Plano Estratégico da UEM, a Faculdade de Educação da UEM, procurando acomodar as políticas da Educação Inclusiva do Governo de Moçambique e do MINED em particular se propõem a introduzir um curso de Licenciatura em Língua de Sinais Moçambicana (MINED, 2012, p.21) no seu plano de desenvolvimento.

Em 1995, com apoio da cooperação finlandesa, foi produzido o 1º Dicionário de LSM. A partir daí, o processo de ensino e aprendizagem dos surdos nas escolas especiais e nos Centros de Recursos de Educação Inclusiva (CREI), passou a adoptar a comunicação total. “Esta consistia numa abordagem do trabalho com crianças surdas que admitia toda uma gama de recursos e procedimentos entre os quais a língua de sinais, embora sempre ao serviço da promoção da oralidade” (Baptista, 2001, p.11).

O segundo volume do Dicionário de LSM, foi elaborado em 2002, contudo, esse Dicionário não foi publicado por possuir muitos erros (Rosa et al, 2013), estando neste momento em processo de revisão, ainda assim, continua sendo usado nas instituições onde a LSM é leccionada como disciplina, como é o caso dos IFP's.

Como preconizado no PCES (Plano Curricular do Ensino Secundário, 2022), a LSM, surge no contexto de operacionalização dos princípios legais que defendem a sua utilização na educação, pelos alunos com

deficiência auditiva. Ela visa desenvolver a competência comunicativa e linguístico-gestual dos alunos com essa deficiência.

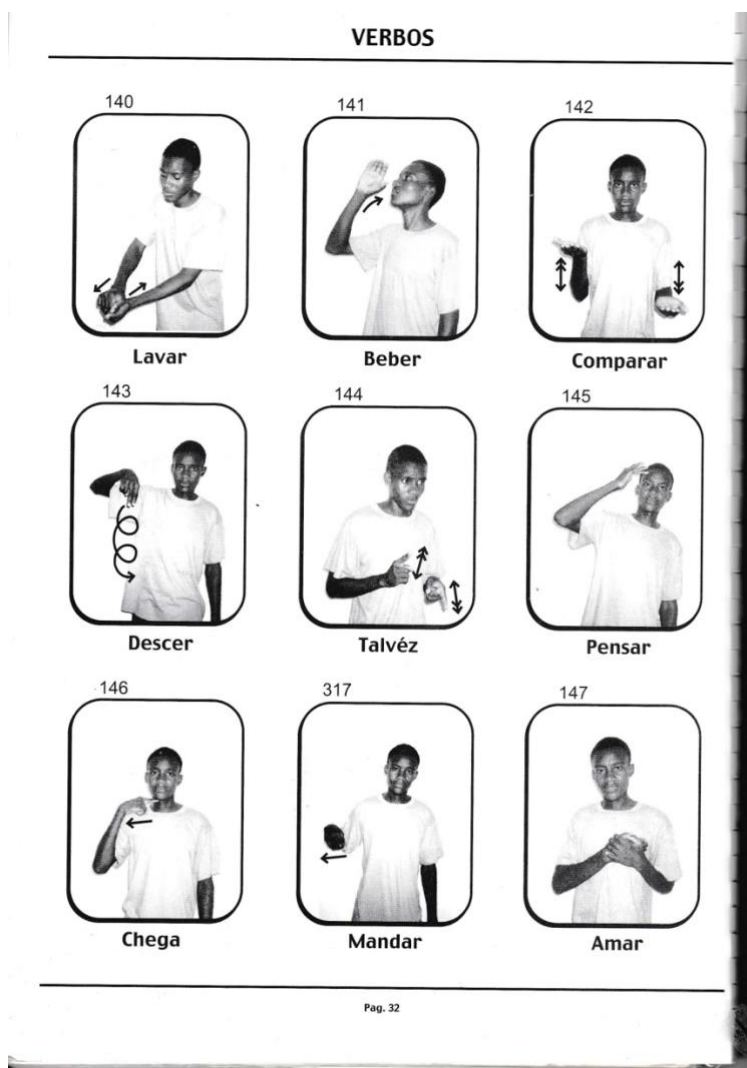


Figura 3: Dicionário de Língua de Sinais de Moçambique (fonte: ASUMO)

2.2. Comparação do alfabeto manual de LIBRAS, ASL e LSM

As Línguas de Sinais não são universais, desenvolvendo-se de forma autónoma em cada país, em função de factores históricos, culturais e educacionais. Consequentemente, os alfabetos manuais utilizados em diferentes línguas de sinais apresentam tanto semelhanças quanto diferenças, reflectindo adaptações próprias de cada comunidade linguística.

A comparação entre os alfabetos manuais da Língua de Sinais de Moçambique (LSM), da American Sign Language (ASL) e da Língua Brasileira de Sinais (LIBRAS) evidencia que, apesar de partilharem

diversas configurações semelhantes, existem variações relevantes na forma de execução de determinadas letras. Estas variações manifestam-se, sobretudo, na orientação da mão, na posição relativa dos dedos, no contacto entre o polegar e os demais dedos e na presença ou ausência de movimento.

No caso da LIBRAS, observa-se que algumas letras do alfabeto manual recorrem ao movimento como elemento distintivo do gesto, o que introduz uma componente dinâmica mais frequente quando comparada à LSM e à ASL. Além disso, existem letras cuja configuração manual difere de forma mais acentuada, resultado de adaptações linguísticas próprias do contexto brasileiro. Apesar disso, há também letras cuja configuração é semelhante às da LSM e da ASL, demonstrando a existência de configurações gestuais semelhantes entre estas línguas.

Por sua vez, a análise comparativa entre a LSM e a ASL revela uma maior semelhança estrutural observável entre os seus alfabetos manuais. Em ambas as línguas, grande parte das letras é produzida por meio de configurações manuais estáticas, com diferenças pontuais principalmente ao nível da orientação ou do contacto entre dedos, sem alterações significativas na estrutura geral do gesto. Esta proximidade sugere a adopção de padrões gestuais semelhantes, frequentemente observados em alfabetos manuais amplamente difundidos a nível internacional.

Assim, embora a LSM, a ASL e a LIBRAS possuam identidades linguísticas próprias, a comparação dos seus alfabetos manuais permite concluir que existem semelhanças estruturais relevantes, sendo estas mais evidentes entre a LSM e a ASL. Estas semelhanças não implicam equivalência linguística, mas evidenciam pontos de convergência na forma como determinadas letras são representadas gestualmente, reforçando a importância de análises comparativas no estudo das línguas de sinais.



Figura 4: Alfabeto de LIBRAS (fonte: Minidicionário ilustrado de LIBRAS)



Figura 5: Alfabeto de LSM (fonte: Associação dos Jovens Surdos de Moçambique)

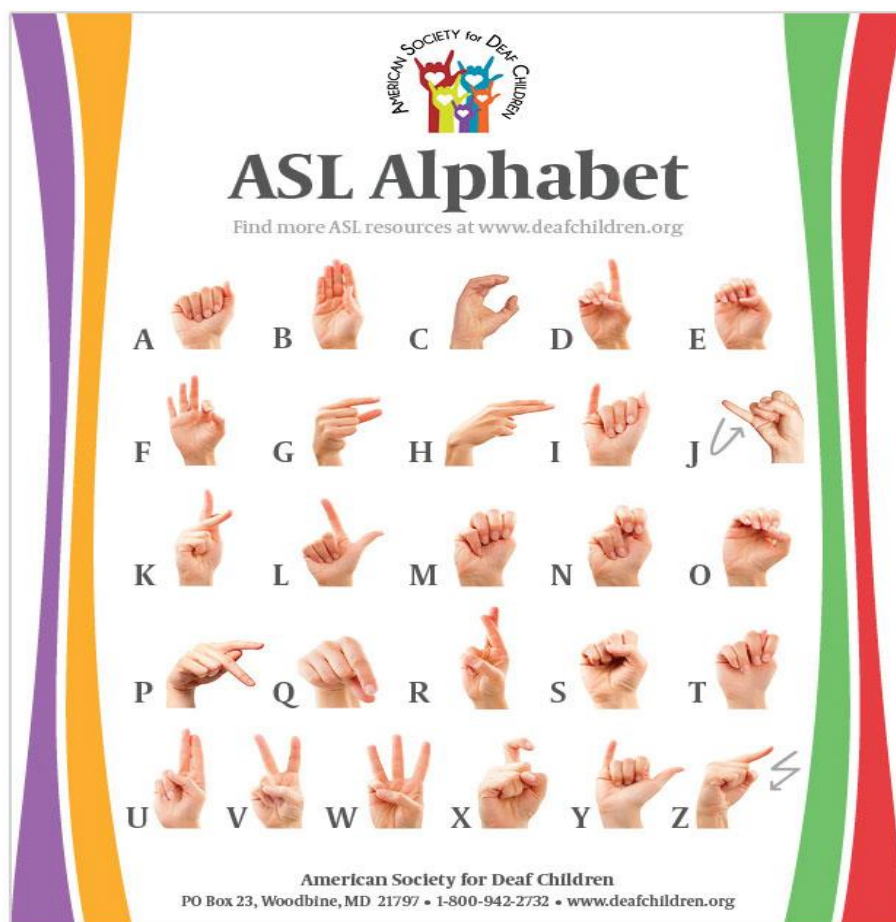
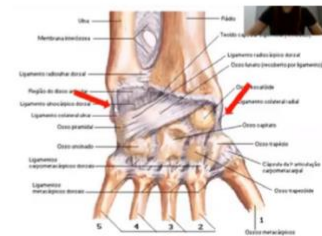
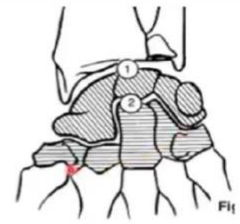


Figura 6: Alfabeto de ASL (fonte: American Society of Deaf Children)

2.3. Reconhecimento do Gesto Humano

A comunicação por gestos é uma capacidade natural do ser humano; contudo, a sua análise e reconhecimento automático por sistemas computacionais constitui um problema complexo. Para que uma máquina consiga identificar correctamente um gesto, torna-se necessário segmentar o problema em partes de menor complexidade, facilitando a sua modelação e tratamento computacional. Esta complexidade advém, em grande medida, do facto de o movimento da mão humana envolver aproximadamente 27 graus de liberdade, incluindo os movimentos do punho, o que impõe a necessidade de particularizar os diferentes tipos de gestos (Oliveira, 2000).



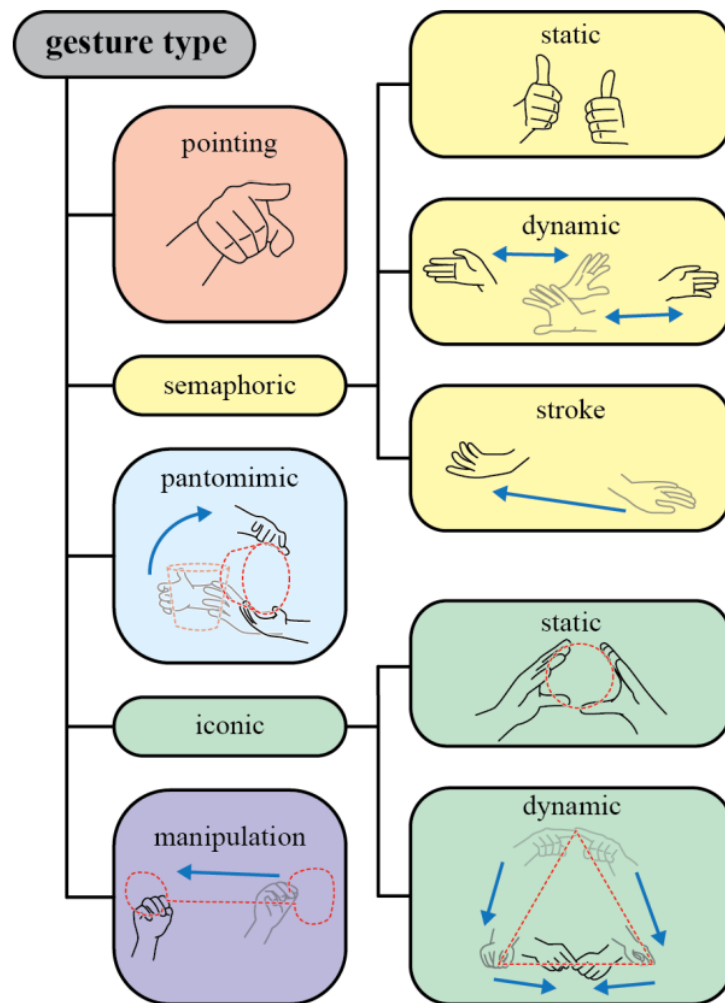


Figura 8: Classificação de gestos (fonte: Aigner et al)

Aigner et al. propõem uma classificação dos gestos em cinco categorias principais: gestos apontadores, sinaléticos, pantomímicos, icónicos e de manipulação. Os gestos apontadores correspondem ao acto de indicar um objecto ou uma direcção específica. Os gestos sinaléticos consistem em posturas ou movimentos das mãos com significado convencional, utilizados em contextos específicos como símbolos; estes podem ser estáticos (por exemplo, o gesto “polegar para cima”), dinâmicos (como o gesto de saudação “olá”) ou associados a interacções contínuas, como o movimento de swipe.

Os gestos pantomímicos procuram imitar características ou acções relacionadas com determinados objectos ou tarefas. Devido à grande variedade de movimentos e posturas possíveis, estes gestos são considerados quase arbitrários. Por sua vez, os gestos icónicos representam visualmente propriedades como forma, tamanho ou curvatura de um objecto, sendo que o seu significado não é implícito, ao contrário dos gestos sinaléticos. Estes podem igualmente ser classificados como estáticos, quando a informação é transmitida pela forma da mão, ou dinâmicos, quando depende do trajecto realizado pelos dedos ou pelas mãos. Finalmente, os gestos de manipulação estão associados à interacção directa com

objectos ou ferramentas, sendo utilizados para controlar posições, rotações ou escalamentos de entidades no espaço.

2.4. Tecnologias de Reconhecimento Gestual

O reconhecimento e a classificação automática de gestos humanos constituem uma tarefa complexa, embora diversas abordagens tenham sido propostas na literatura para enfrentar este desafio.

Para uma análise mais sistemática, torna-se fundamental organizar as abordagens de reconhecimento de gestos em duas grandes categorias: aquelas que recorrem a sensores de captação de imagem, como câmaras e dispositivos de visão computacional, e aquelas que não utilizam sensores de imagem, baseando-se em outros tipos de sensores ou dispositivos de entrada.

- **Sensores não baseados em visão:** correspondem a dispositivos que não recorrem à captação de imagem para o reconhecimento de gestos. Entre os exemplos mais comuns incluem-se braçadeiras ou pulseiras, luvas com instrumentação e dispositivos com mecanismos de *tracking*. De acordo com Yang et al., estes sensores podem ser organizados em cinco grupos, nomeadamente:
 - **Wearable:** Dispositivos instrumentados utilizados como adereços. São equipamentos que incorporam sensores capazes de analisar o movimento de uma determinada região do corpo ou, em alguns casos, do corpo como um todo. Estes dispositivos recolhem dados relativos aos movimentos e às posições corporais, permitindo a sua utilização em sistemas de reconhecimento de gestos.

Temos como exemplo a. CyberGlove R e o Enable Talk.



Figura 9: CyberGlove R e o Enable Talk (fonte: Freepik)

- **Biomecânico:** Este tipo de dispositivo recorre a técnicas biomecânicas, nomeadamente à eletromiografia (EMG), para medir parâmetros associados à execução dos gestos, a partir da captação dos sinais eléctricos gerados pela

actividade muscular. Estes sinais são posteriormente analisados com o objectivo de permitir a identificação e classificação de gestos de forma automática.

- **Inercial:** estes dispositivos medem variações com recurso a dispositivos como acelerómetros, giroscópios, magnetómetros para as medições, como por exemplo o comando da consola de jogos Wii.



Figura 10: Comando da Wii (fonte: Unsplash)

- **Háptico:** Os exemplos mais representativos deste tipo de dispositivos são os smartphones e tablets equipados com ecrãs multi-táctil, os quais permitem captar e analisar os movimentos e interacções realizadas directamente sobre a superfície do ecrã pelo utilizador.
- **Eletromagnético:** Recorrendo a medição da variação de campos electromagnéticos, como por exemplo sinais Wi-Fi, é possível efectuar a detecção e o reconhecimento de gestos humanos. Um exemplo representativo desta abordagem é o sistema WiSee, que explora as transmissões sem fio presentes no ambiente para permitir a detecção de gestos em toda a área de uma residência. Outro exemplo é o smartphone *touchless* desenvolvido na Universidade de Washington, equipado com quatro antenas de radiofrequência, capaz de reconhecer gestos sem contacto directo com o dispositivo.
- **Sensores Baseados em Visão:** Estes dispositivos dependem do uso de câmaras ou sensores óticos. Segundo Yang et al. estão divididos em 3 grandes grupos:
 - **Câmaras de Vídeo:** Técnicas de reconhecimento de gestos baseadas em dados derivados de apenas uma câmara, empregando diferentes métodos de detecção, tais como abordagens baseadas na cor ou na forma, técnicas fundamentadas no contorno da mão, detectores de aprendizagem a partir dos valores dos pixels e métodos de detecção baseados em modelos tridimensionais (3D). Esta é a técnica utilizada nesta obra.

- **Técnicas invasivas:** Correspondem a abordagens que exigem a colocação de marcadores ou dispositivos no corpo do utilizador, como, por exemplo, luvas de cor ou outros elementos artificiais destinados a facilitar a detecção do gesto. Um exemplo representativo deste tipo de técnica é a utilização de LED's no comando Move da Playstation, os quais permitem a identificação e o acompanhamento do movimento por meio de marcadores luminosos.



Figura 11: Comando Move da Playstation (fonte: Unsplash)

- **Técnicas Ativas:** exigem a projeção de alguma forma de luz estruturada. Exemplos deste modelo de captura são a Kinect e Intel Realsense.



Figura 12: Kinect e Intel Realsense (fonte: Unsplash)

2.5. Inteligência Artificial

Desde a década de 1940, com o aparecimento do computador digital, tornou-se evidente que estas máquinas podiam ser programadas para executar tarefas de grande complexidade, como a demonstração de teoremas matemáticos ou o jogo de xadrez com elevado nível de proficiência.

De acordo com a definição apresentada por Monard e Baranauskas (2000), a Inteligência Artificial constitui um ramo da Ciência da Computação cujo objectivo central é o desenvolvimento de sistemas capazes de apresentar comportamentos considerados inteligentes, aproximando-se do raciocínio humano na resolução de problemas. No entanto, os autores salientam que a Inteligência Artificial não se limita exclusivamente à Ciência da Computação,

uma vez que integra contributos de diversas áreas do conhecimento, como a matemática, a psicologia e a linguística, conforme ilustrado na Figura 13.

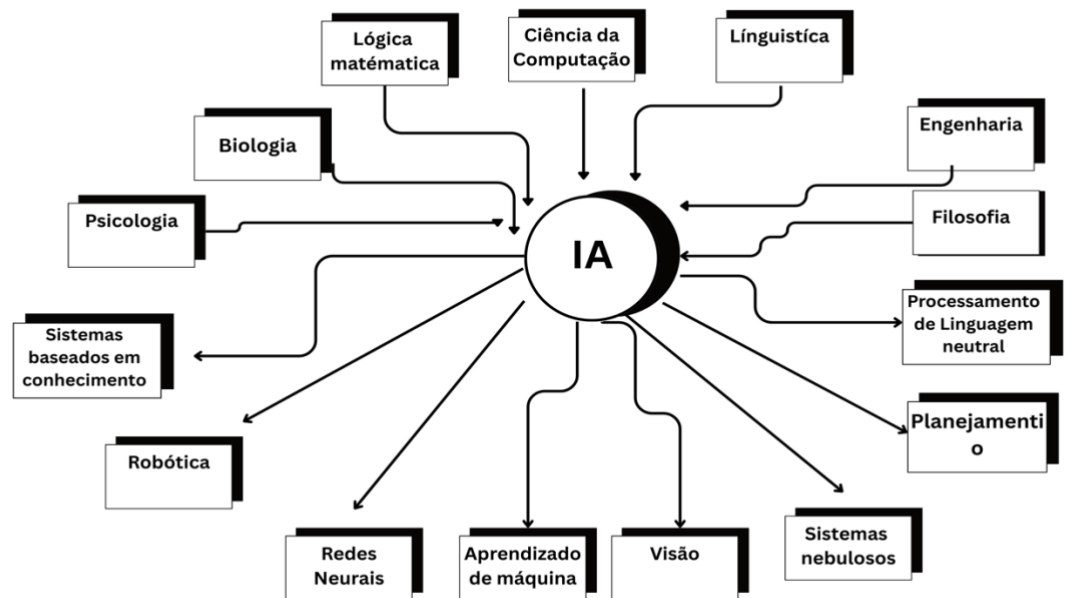


Figura 13: Ramos da Inteligência Artificial (fonte Monard Baranaukas)

No vasto domínio da Inteligência Artificial, é possível identificar duas subáreas principais: o Aprendizado de Máquina e o Aprendizado Profundo. Cada um destes subcampos integra diversas subáreas e técnicas específicas, organizadas de forma hierárquica, conforme ilustrado na Figura 14.

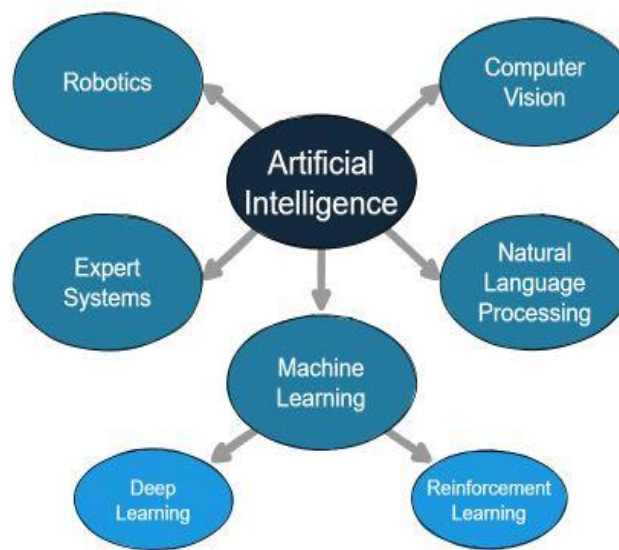


Figura 14: Subáreas da Inteligência Artificial (fonte: Morrera)

2.6. Reconhecimento de padrões

A observação de padrões sempre acompanhou o ser humano ao longo do seu desenvolvimento histórico. Um exemplo clássico é o dos antigos egípcios que, ao observarem os padrões de cheia do Rio Nilo, conseguiram organizar as suas práticas agrícolas e garantir a sobrevivência em regiões desérticas do norte de África. De forma semelhante, foi a partir da análise dos padrões de herança resultantes do cruzamento de diferentes variedades de ervilhas que o cientista austríaco Gregor Mendel estabeleceu as leis fundamentais da genética.

No domínio da Computação, o reconhecimento de padrões baseia-se na análise sistemática de dados, os quais podem assumir diversas formas, tais como valores numéricos, sinais codificados, imagens ou mesmo textos. Segundo Bishop (2006), “o campo do reconhecimento de padrões preocupa-se com a descoberta automática de regularidades nos dados, por meio do uso de algoritmos computacionais, e com a utilização dessas regularidades para executar tarefas como a classificação dos dados em diferentes categorias”.

As aplicações do reconhecimento de padrões são amplas e abrangem diversas áreas do conhecimento, incluindo a detecção de correio electrónico indesejado (spam), a análise de sinais em exames médicos para apoio ao diagnóstico de doenças, bem como a identificação de padrões em imagens. Esta última aplicação é particularmente relevante para o presente trabalho.

2.7. Aprendizado de máquina

O Aprendizado de Máquina (Machine Learning) é um ramo da Inteligência Artificial que se dedica ao desenvolvimento de métodos computacionais capazes de permitir que sistemas informáticos aprendam a partir de dados, sem necessidade de programação explícita para cada tarefa. O seu objectivo central é possibilitar que os sistemas identifiquem padrões, generalizem experiências passadas e tomem decisões informadas com base em conhecimentos adquiridos ao longo do

tempo. Dessa forma, um sistema de Aprendizado de Máquina constrói modelos a partir de dados históricos, utilizando-os para resolver problemas semelhantes no futuro. Conforme salientam Monard e Baranauskas (2000), esses sistemas podem ser classificados segundo diferentes critérios, tais como o paradigma adotado, o modo de aprendizagem, a forma de representação do conhecimento e o tipo de dados utilizados.

No presente trabalho, adopta-se a abordagem de aprendizagem supervisionada, na qual o modelo é treinado a partir de um conjunto de dados previamente rotulado. Isto significa que cada amostra de entrada possui uma resposta conhecida, permitindo ao sistema aprender a associação entre entradas e saídas. Após o processo de treino, o modelo torna-se capaz de classificar novos dados, inferindo correctamente a classe correspondente com base nos padrões aprendidos durante a fase de aprendizagem.

O Aprendizado Profundo (Deep Learning) constitui uma subárea do Aprendizado de Máquina que se baseia no uso de redes neurais artificiais com múltiplas camadas para modelar dados complexos. Esta abordagem permite a extracção automática de características relevantes, por meio de sucessivos níveis de representação e abstracção, recorrendo a transformações não lineares. Segundo Hamaguti e Breve (2023), o Deep Learning destaca-se pela sua capacidade de lidar com grandes volumes de dados e por aprender representações hierárquicas, tornando-se particularmente adequado para tarefas de visão computacional, como o reconhecimento de gestos e padrões visuais.

2.7.1. Tipos de Aprendizagem de máquina

As principais abordagens de aprendizagem automática incluem a aprendizagem supervisionada, não supervisionada, semi-supervisionada e a aprendizagem por reforço:

- **Supervisionada:** Na aprendizagem supervisionada é disponibilizado ao sistema um conjunto de dados, onde cada um possui um rótulo associado. Esse rótulo define a classe a qual o dado pertence (Baptista, 2003). Esse processo de atribuir um rótulo para cada dado, é chamado de classificação. Esses dados posteriormente são submetidos ao algoritmo que será capaz de aprender e identificar elementos de cada grupo (Cortez, 2022). A Figura 15 apresenta o funcionamento genérico do algoritmo de aprendizagem supervisionada. É possível observar que na entrada, os itens já estão separados de acordo com suas classes. E na saída a máquina é capaz de identificar e classificar cada item de acordo com suas classes

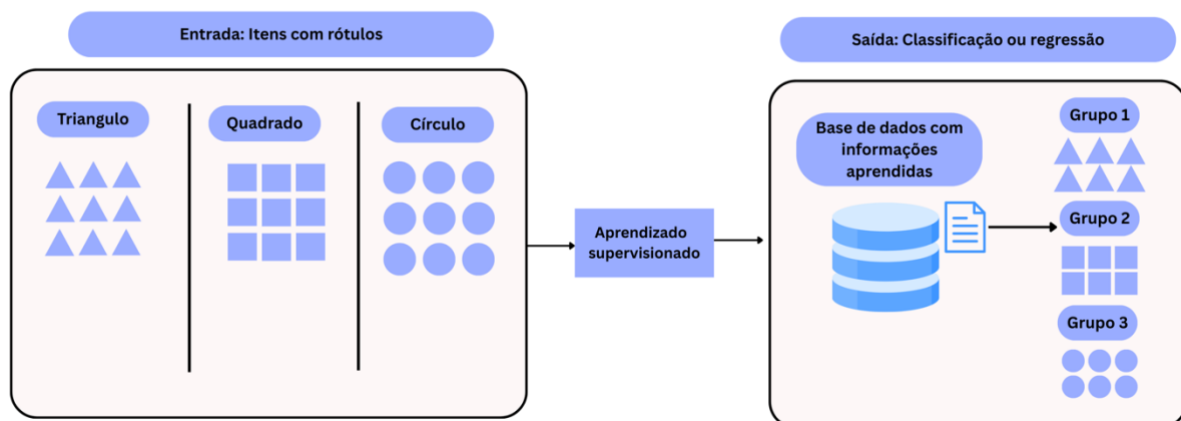


Figura 15: Aprendizagem supervisionada (fonte: autor)

- **Não Supervisionada:**

Neste tipo de aprendizagem, os dados são fornecidos ao sistema sem qualquer identificação ou classificação prévia, cabendo ao algoritmo identificar padrões, estruturas ou tendências existentes no conjunto de dados (Cortez, 2022). O principal objectivo desta abordagem é a construção de um modelo capaz de descobrir regularidades e semelhanças entre as amostras, permitindo o seu agrupamento com base em características comuns, sem intervenção humana directa (Batista, 2003).

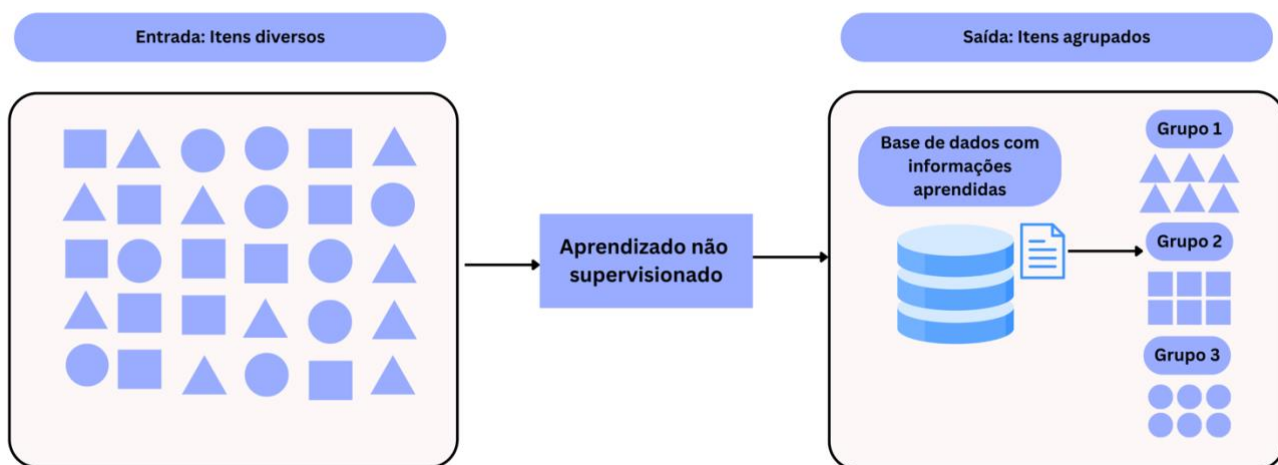


Figura 16: Aprendizagem não supervisionada (fonte: autor)

- **Semi-Supervisionada:** Esta abordagem é uma combinação das anteriores. Apenas uma parte dos dados possui etiquetas, enquanto a maioria não está rotulada. O sistema utiliza os dados rotulados para auxiliar na interpretação dos dados não rotulados.
- **Aprendizagem por Reforço:** Diferente das demais abordagens, neste método o sistema aprende com base em *feedback* recebido das suas interações com o ambiente ou utilizador. Com o tempo, o sistema ajusta o seu comportamento para melhorar os resultados futuros (Kozs et al., 1996).

2.8. Visão Computacional

A visão computacional é uma área da Ciência da Computação dedicada à extração de informações relevantes a partir de imagens ou de outros dados multidimensionais obtidos por meios visuais (Klette, 2014). O seu principal objectivo consiste em permitir que sistemas computacionais interpretem e compreendam o conteúdo visual de forma automática, aproximando-se da capacidade humana de percepção.

As imagens, por definição, são representadas por matrizes bidimensionais, cujos elementos são designados por pixels. Cada pixel corresponde a uma posição discreta na imagem e contém informações relativas à intensidade luminosa e/ou à cor, que, em conjunto, formam as estruturas visíveis presentes na imagem (Gonzalez; Woods, 2002). As imagens capturadas por câmaras convencionais a cores são, geralmente, representadas por três matrizes bidimensionais distintas, correspondentes às componentes de cor primárias aditivas, as quais, quando combinadas, permitem a reprodução de um vasto espectro cromático em dispositivos electrónicos.

No contexto da visão computacional, o processamento de imagem refere-se à manipulação e análise dessas matrizes por meio de algoritmos computacionais. Tais algoritmos recorrem a diferentes técnicas e métodos com o objectivo de melhorar a qualidade das imagens, extrair características relevantes, realizar transformações e identificar padrões de interesse.

Esta área tem uma grande variedade de aplicações, como o reconhecimento de objectos e rostos, a condução autónoma de veículos, a detecção de anomalias em equipamentos, e a análise de imagens médicas, entre outras. (Marr, 1982)

2.9. Python

O Python é uma linguagem de programação de propósito geral, de alto nível e com tipagem dinâmica. Apesar de orientada a objectos, suporta múltiplos paradigmas de programação (PYTHON, 2022). Trata-se de uma das linguagens mais utilizadas em projectos que envolvem aprendizagem de máquina. Pela sua simplicidade sintáctica, baseada na língua inglesa, e pelo facto de ser de alto nível, o Python permite que o programador se concentre mais nos objectivos do projecto do que em detalhes técnicos da linguagem.

2.9.1. MediaPipe

O framework MediaPipe foi desenvolvido pela Google e integra diversos modelos de aprendizagem de máquina que funcionam em conjunto para identificar e rastrear mãos, rosto, corpo humano e objectos do quotidiano em vídeos e imagens. Este framework disponibiliza várias soluções que podem ser utilizadas para reconhecimento e rastreamento de partes do corpo humano e de objectos em diferentes plataformas, como web, dispositivos móveis e computadores (MEDIAPIPE, 2022).

Com base na documentação do MediaPipe, foi possível compreender o funcionamento de cada uma das soluções aplicadas nesta pesquisa. A documentação da solução Hands, usada nos módulos responsáveis pela detecção da configuração das mãos, movimento, localização e orientação da palma, permitiu identificar uma forma de capturar as posições dos hand landmarks (pontos que o framework projeta em locais específicos da mão). Cada landmark possui um identificador próprio, conforme demonstrado na Figura 1.

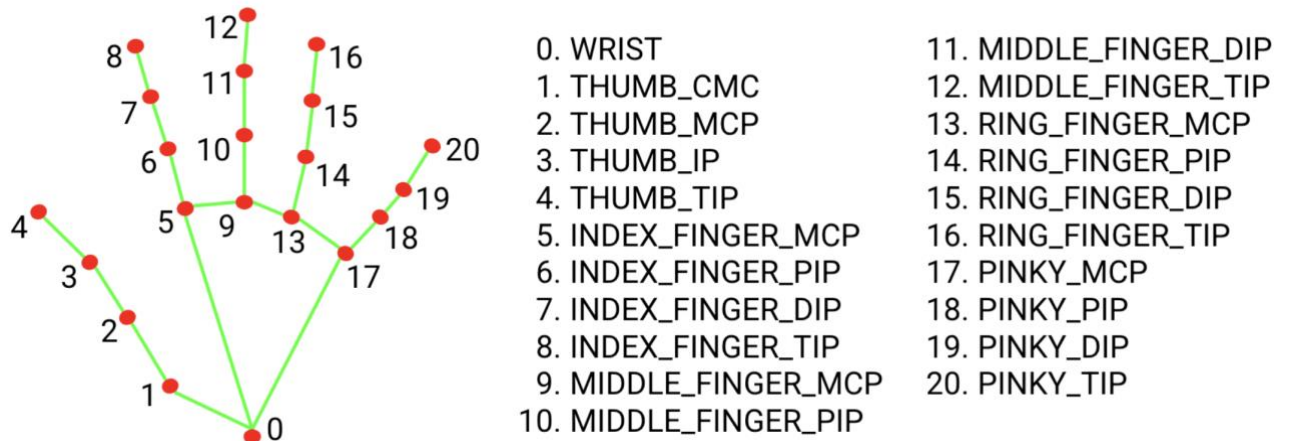


Figura 17: Hand Landmarks (fonte: Google)

A documentação da solução Face, voltada para a detecção de expressões faciais, não apresenta directamente a lista de landmarks utilizados para o rastreamento do rosto. Contudo, disponibiliza um documento de referência intitulado Real-time Facial Surface Geometry from Monocular Video on Mobile GPUs que descreve em maior detalhe o funcionamento do modelo de Face.

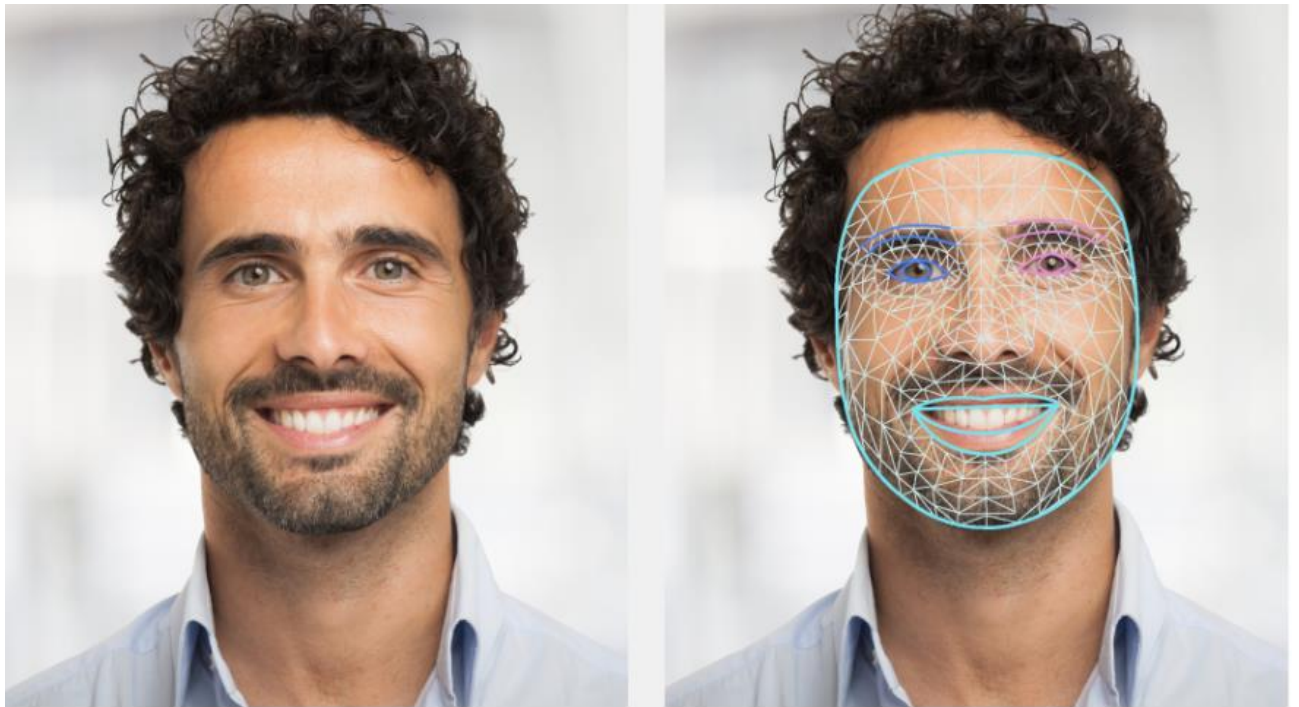
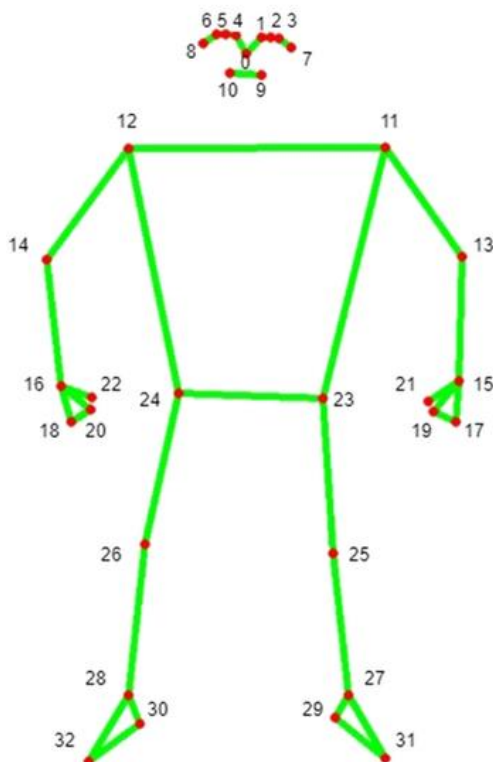


Figura 18: Face Landmarks (fonte: Google)

Já a solução Pose do MediaPipe utiliza aprendizagem de máquina para identificar e rastrear poses do corpo humano com elevada precisão, permitindo estimar a posição e os movimentos dos membros.



- | | |
|--------------------|----------------------|
| 0. nose | 17. left pinky |
| 1. left eye inner | 18. right pinky |
| 2. left eye | 19. left index |
| 3. left eye outer | 20. right index |
| 4. right eye inner | 21. left thumb |
| 5. right eye | 22. right thumb |
| 6. right eye outer | 23. left hip |
| 7. left ear | 24. right hip |
| 8. right ear | 25. left knee |
| 9. mouth left | 26. right knee |
| 10. mouth right | 27. left ankle |
| 11. left shoulder | 28. right ankle |
| 12. right shoulder | 29. left heel |
| 13. left elbow | 30. right heel |
| 14. right elbow | 31. left foot index |
| 15. left wrist | 32. right foot index |
| 16. right wrist | |

Figura 19: Pose Landmarks (fonte: Google)

2.10. Trabalhos relacionados

Entre os estudos recentes que utilizam visão computacional e aprendizagem de máquina para o reconhecimento de línguas de sinais, destacam-se abordagens baseadas em gestos isolados, extração de landmarks e modelação temporal. No entanto, tais abordagens variam significativamente quanto ao escopo linguístico, complexidade computacional e objectivo final (tradução versus aprendizagem).

Prestes (2024) desenvolveu um sistema de reconhecimento de sinais isolados da LIBRAS utilizando a biblioteca MediaPipe Holistic para extracção de landmarks da mão, pose e cabeça, combinada com uma arquitectura LSTM para classificação de gestos a partir de sequências de vídeo. O sistema foi treinado com dados provenientes principalmente da base V-LIBRASIL, alcançando uma acurácia média de 82,77%, valor considerado satisfatório tendo em conta a complexidade dos sinais e a escassez de dados. O trabalho demonstra claramente a eficácia da utilização de landmarks como representação intermédia e valida o uso de modelos recorrentes para sinais dinâmicos e isolados.

O sistema não foi concebido como ferramenta pedagógica interactiva, nem como aplicação web acessível em contexto de aprendizagem inicial.

Em contraste, Barros Júnior (2016) demonstrou a viabilidade do uso de imagens estáticas para o reconhecimento de sinais da LIBRAS, ao traduzir configurações manuais para a notação SignWriting, considerando apenas o parâmetro de configuração da mão. Esta abordagem aproxima-se do presente trabalho ao reduzir a complexidade temporal, embora o seu objectivo seja a transcrição gráfica e não o apoio directo à aprendizagem do alfabeto manual.

Anjo, Pizzolato e Feuerstack (2012) apresentaram um sistema para reconhecimento de gestos estáticos do alfabeto manual da LIBRAS, utilizando o Kinect como dispositivo de captura. O sistema conseguia reportar resultados em tempo real, demonstrando o potencial do alfabeto manual como ponto de partida para sistemas automáticos. Contudo, a dependência de hardware dedicado limita a sua aplicabilidade em contextos com poucos recursos.

Bastos, Angelo e Loula (2015) obtiveram taxas elevadas de acerto (96,77%) na identificação de sinais manuais da LIBRAS através do uso de descritores visuais clássicos (HOG e ZIM) e Redes Neurais. Este trabalho evidencia que sinais estáticos possuem padrões visuais suficientemente discriminativos, reforçando a adequação do alfabeto manual para sistemas de reconhecimento automático, embora não tenha sido orientado para um cenário educativo.

2.11. Síntese Crítica da Literatura

A literatura analisada confirma que as línguas de sinais constituem sistemas linguísticos naturais, com estrutura gramatical própria e independentes das línguas orais. Autores como Brito (1995) e Koslowski (2000) demonstram que os sinais não são simples gestos naturais, mas signos linguísticos formais, cuja interpretação resulta da articulação entre componentes manuais e não manuais. Esta complexidade linguística coloca desafios relevantes à sua representação e reconhecimento automático por sistemas computacionais.

No contexto moçambicano, os estudos evidenciam avanços no reconhecimento institucional da Língua de Sinais de Moçambique (LSM), particularmente no domínio da educação inclusiva. Contudo, persiste um desfasamento entre as políticas públicas e a prática educativa, caracterizado pela escassez de materiais didácticos, pela predominância de métodos manuais e pela limitada integração de tecnologias digitais no processo de ensino-aprendizagem. Esta realidade compromete a aprendizagem autónoma e dificulta a avaliação objectiva do desempenho dos estudantes.

Relativamente ao reconhecimento automático de gestos, a literatura apresenta abordagens diversas, desde o uso de sensores físicos até técnicas baseadas em visão computacional. As abordagens com sensores não visuais, embora precisas, revelam-se pouco práticas em contextos educativos devido

ao seu custo e complexidade. Por outro lado, as abordagens baseadas em câmaras de vídeo, especialmente aquelas que utilizam uma única câmara e analisam a aparência da mão, mostram-se mais acessíveis e adequadas a aplicações em tempo real.

Os trabalhos relacionados analisados concentram-se, em grande parte, no reconhecimento de gestos dinâmicos, recorrendo a modelos temporais complexos, como redes LSTM, e são predominantemente desenvolvidos para línguas de sinais amplamente estudadas, como a LIBRAS. Verifica-se, assim, uma lacuna significativa no que respeita a soluções tecnológicas orientadas à aprendizagem inicial da LSM e implementadas em plataformas leves, como aplicações web.

Neste sentido, a escolha do alfabeto manual como foco deste trabalho justifica-se por constituir a base da iniciação à língua de sinais, sendo amplamente utilizado no ensino da LSM e em estudos de reconhecimento gestual. A opção por tratar apenas gestos estáticos, excluindo-se letras que envolvem movimento, como J e Z, reduz a complexidade temporal do problema e permite a implementação de um sistema de reconhecimento mais eficiente.

Material e Metodologia

3.1. Metodologia de Pesquisa

A Metodologia de pesquisa é um processo que permite ao investigador analisar e compreender os fenómenos, construindo conhecimento de uma forma sistemática e fundamentada. Segundo Demo (2000), pesquisar significa buscar respostas para assuntos relevantes, preenchendo assim lacunas de modo a contribuir para o avanço do saber. Luna (2000) reforça que a investigação deve ser socialmente significativa, de modo a trazer impactos concretos para a área em estudo.

3.1.1. Classificação Metodológica

A pesquisa pode ser classificada sob diferentes perspectivas metodológicas, conforme descrito a seguir.

3.1.1.1. Quanto à Natureza

A presente pesquisa enquadra-se na categoria de pesquisa aplicada, pois visa desenvolver uma solução prática para o reconhecimento da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) utilizando visão computacional. De acordo com Gil (2008), a pesquisa aplicada busca transformar conhecimento teórico em iniciativas que possam ser implementadas na realidade, contribuindo assim para a resolução de problemas concretos.

3.1.1.2. Quanto à Abordagem

De acordo com Bryman (2012), uma pesquisa pode adoptar uma abordagem qualitativa, quantitativa ou mista, dependendo da natureza do problema investigado e dos métodos de análise utilizados. A abordagem qualitativa privilegia a compreensão aprofundada de fenómenos e contextos, enquanto a abordagem quantitativa se concentra na análise numérica de dados e na medição objectiva de resultados.

Neste trabalho, optou-se por uma abordagem mista (qualitativa e quantitativa), uma vez que o problema em estudo exige tanto a compreensão do contexto educativo e social da Língua de Sinais de Moçambique quanto a avaliação objectiva do desempenho de um sistema computacional.

A componente qualitativa manifesta-se na análise do enquadramento linguístico da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), na identificação das limitações existentes no processo de ensino-aprendizagem e na definição dos requisitos do sistema, considerando as necessidades dos estudantes e do contexto educativo moçambicano. Por sua vez, a componente quantitativa evidencia-se no treino e na avaliação

do modelo de reconhecimento de gestos, recorrendo a dados numéricos rotulados e à utilização de métricas estatísticas, tais como acurácia, precisão, recall e F1-score, para medir o desempenho do sistema desenvolvido.

A adopção desta abordagem mista permitiu alinhar a complexidade do problema com a proposta de uma solução tecnológica eficaz, garantindo resultados consistentes e relevantes, tanto do ponto de vista científico quanto do ponto de vista prático e social.

3.1.1.3. Quanto ao método

Relativamente ao método de pesquisa, Prodanov e Freitas (2013) referem que os estudos científicos podem adoptar diferentes procedimentos metodológicos, tais como o levantamento, o estudo de caso, o método comparativo ou o método experimental. No presente trabalho, optou-se pelo método experimental, uma vez que foram realizados testes controlados para o desenvolvimento e avaliação de um sistema de reconhecimento automático de gestos do alfabeto da Língua de Sinais de Moçambique, utilizando técnicas de visão computacional e aprendizagem automática.

A adopção do método experimental justifica-se pela necessidade de avaliar objectivamente o desempenho do modelo proposto, por meio da variação de parâmetros, da utilização de conjuntos de dados distintos e da aplicação de métricas quantitativas de avaliação. Os experimentos realizados seguiram um fluxo estruturado, conforme descrito a seguir:

1. **Seleção do conjunto de dados**, composto por imagens e amostras visuais correspondentes a gestos estáticos do alfabeto manual, compatíveis com a Língua de Sinais de Moçambique.
2. **Pré-processamento dos dados**, incluindo normalização, organização das classes, inclusão da classe *none* e divisão do conjunto de dados em subconjuntos de treino e teste.
3. **Treino do modelo de reconhecimento**, recorrendo ao *MediaPipe Gesture Recognizer* e a técnicas de aprendizagem automática supervisionada, com ajuste de parâmetros adequados ao contexto da aplicação web.
4. **Avaliação dos resultados**, utilizando métricas estatísticas como acurácia, precisão, *recall* e F1-score, bem como a análise de matrizes de confusão para identificar padrões de acerto e erro entre as diferentes letras do alfabeto.

3.2. Métodos de desenvolvimento do protótipo

Para o desenvolvimento do protótipo foram usadas as seguintes abordagens:

3.2.1. Metodologia de Desenvolvimento

Para a implementação do protótipo, foi empregue a prototipação incremental. Essa abordagem iterativa possibilita a construção de versões funcionais do sistema de forma progressiva, permitindo a validação contínua por meio de testes práticos. Essa metodologia é especialmente vantajosa em projectos experimentais, como o reconhecimento de sinais por meio de visão computacional, pois proporciona ajustes rápidos e o refinamento do modelo com base na interacção constante com os dados.

3.2.2. Paradigma de Programação

O desenvolvimento do sistema seguiu o paradigma imperativo, no qual as instruções são executadas de forma sequencial e controlada. Essa abordagem garante uma gestão precisa do fluxo do programa, sendo ideal para aplicações que exigem processamento detalhado e controle explícito de operações, como a captura de vídeo, a detecção de mãos e a interpretação dos gestos reconhecidos pela biblioteca de visão computacional.

3.2.3. Plataforma

O sistema foi concebido como uma aplicação web, o que permite que os utilizadores acessem a plataforma a partir de qualquer dispositivo equipado com um navegador e conexão à internet. Segundo Sommerville (2011), aplicações web trazem vantagens essenciais, como:

- **Acessibilidade Remota:** Permite o uso do sistema em qualquer local, sem necessidade de instalação.
- **Atualizações Centralizadas:** As melhorias e correções são implementadas de forma remota, garantindo que todos os utilizadores estejam sempre a utilizar a versão mais atual.
- **Interoperabilidade:** Facilita a integração com outras plataformas académicas ou institucionais.
- **Escalabilidade:** O sistema pode ser dimensionado para suportar um número crescente de utilizadores sem comprometer o desempenho.

3.2.4. Ambiente de Desenvolvimento

O Visual Studio Code (VS Code) foi escolhido como ambiente de desenvolvimento, oferecendo uma interface intuitiva e compatibilidade com diversas linguagens e extensões essenciais para otimizar o fluxo de trabalho. Conforme relatado pela Microsoft (2021), o VS Code é amplamente adoptado por sua versatilidade e integração com ferramentas de versionamento, o que contribui para uma maior organização e eficiência no desenvolvimento do sistema.

3.2.5. Linguagens de Programação e Estruturação

Para garantir o funcionamento eficiente da aplicação no ambiente web, foram adoptadas as seguintes ferramentas:

- **JavaScript:** Utilizada para adicionar dinamismo e interatividade ao sistema, possibilitando a manipulação de eventos e a comunicação assíncrona, além da integração com bibliotecas especializadas para reconhecimento de gestos (MDN Contributors, 2023).
- **HTML:** Linguagem de marcação empregada para estruturar o conteúdo da aplicação, definindo a organização dos elementos na interface.

- **CSS:** Utilizado para estilizar e aprimorar a apresentação visual do sistema, assegurando um layout adaptável e intuitivo para o utilizador.
- **Python:** é uma linguagem orientada a objecto de alto nível que tem maior suporte na comunidade de desenvolvedores de sistemas baseados em inteligência artificial.

3.2.6. Bibliotecas Utilizadas

Para a implementação do reconhecimento de gestos, foi integrada a biblioteca **MediaPipe Hands**, desenvolvida pelo Google. Essa ferramenta possibilita a detecção de mãos em tempo real, permitindo que o sistema interprete os sinais da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) diretamente no navegador e com desempenho satisfatório.

3.3. Treinamento do Modelo de Reconhecimento de Gestos

As aplicações que envolvem análise de imagens exigem um elevado poder de processamento, o que sobrecarrega os recursos computacionais. Normalmente, as unidades centrais de processamento (CPUs) presentes na maioria dos computadores demoram mais tempo a treinar um algoritmo, pois executam as tarefas de forma sequencial. Para ultrapassar essa limitação, recorrem-se às unidades de processamento gráfico (GPUs), que permitem processar várias tarefas em paralelo. Por essa razão, o autor utilizou o Google Colab que é um ambiente na nuvem, que permite escrever, executar e gravar código e partilhar análises para realizar todo o processo de treino do algoritmo.

Foi escolhido por ser um ambiente virtual com grande poder computacional e acesso a GPU de forma gratuita.



Figura 20: Ambiente de treinamento do modelo (fonte: autor)

3.3.1. Validação dos Resultados

Os resultados do modelo são validados a partir de um subconjunto do conjunto de dados chamado dados de teste ou validação, este subconjunto de dados representa instâncias de dados que o algoritmo de aprendizagem não teve acesso, na hora de treino.

3.4. Versionamento de Código

Para garantir um controle eficiente das versões do sistema e facilitar a colaboração no desenvolvimento, foram utilizados os seguintes recursos:

- **Git:** Sistema de versionamento local que permite rastrear e gerenciar as alterações no código-fonte, mantendo um histórico detalhado do desenvolvimento.
- **GitHub:** Plataforma de armazenamento remoto do código, que possibilita a colaboração entre desenvolvedores, a revisão de versões e integra-se de forma prática com o VS Code (Atlassian, 2023).

3.5. Medidas de avaliação

A avaliação do desempenho de modelos de aprendizagem automática é uma etapa essencial para verificar a capacidade do sistema em generalizar para dados não utilizados no treino e para aferir a sua adequação prática ao problema em estudo. No contexto deste estudo esta avaliação permite analisar se o modelo é capaz de identificar correctamente as configurações manuais associadas às letras do alfabeto.

Em problemas de classificação multiclasse, como o reconhecimento de letras da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), a utilização de múltiplas métricas de avaliação é recomendada, uma vez que cada métrica fornece uma perspectiva distinta sobre o comportamento do classificador. Neste trabalho são utilizadas métricas amplamente referenciadas na literatura, nomeadamente acurácia, precisão, recall, F1-score e a matriz de confusão, por permitirem uma análise abrangente e complementar do desempenho do modelo.

A acurácia corresponde à proporção de previsões correctas relativamente ao número total de amostras avaliadas, constituindo uma medida global do desempenho do classificador. Esta métrica considera o número de classificações correctas e incorrectas efectuadas pelo modelo, sendo definida por:

$$\text{Acurácia} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}}$$

Figura 21: Fórmula de Acurácia (fonte: autor)

onde TP (True Positives) representa os verdadeiros positivos, TN (True Negatives) os verdadeiros negativos, FP (False Positives) os falsos positivos e FN (False Negatives) os falsos negativos (Bishop, 2006).

A precisão avalia a fiabilidade das classificações realizadas pelo modelo, ao indicar a proporção de exemplos classificados como pertencentes a uma determinada classe que, de facto, correspondem correctamente a essa classe. Esta métrica é particularmente relevante quando se pretende minimizar a ocorrência de classificações incorrectas. A precisão é definida por:

$$\text{Precisão} = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

Figura 22: Fórmula de Precisão (fonte: autor)

O recall, também designado por sensibilidade, mede a capacidade do modelo em identificar correctamente todas as amostras pertencentes a uma determinada classe, avaliando a proporção de verdadeiros positivos relativamente ao total de exemplos dessa classe. O recall é dado por:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Figura 23: Fórmula de Recall (fonte: autor)

De modo a equilibrar as métricas de precisão e recall, recorre-se ao F1-score, que corresponde à média harmónica entre ambas. Esta métrica permite uma avaliação equilibrada do desempenho do modelo, sendo especialmente útil em cenários com classes desbalanceadas ou com elevada semelhança visual entre as classes. O F1-score é definido por:

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precisão} \times \text{Recall}}{\text{Precisão} + \text{Recall}}$$

Figura 24: Fórmula de F1 (fonte: autor)

Experimentos e Resultados

4.1. Caso de Estudo

Este capítulo apresenta a síntese das informações obtidas durante o processo de desenvolvimento do protótipo proposto. As ações aqui descritas incluem o levantamento do problema relacionado à escassez de recursos digitais voltados ao ensino da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) e a proposta de solução baseada na criação de um sistema interativo utilizando técnicas de visão computacional.

4.2. Descrição do Cenário Atual

No cenário atual, a aprendizagem da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) em Moçambique ainda é marcada por limitações significativas, sobretudo no que diz respeito à oferta de ferramentas didáticas acessíveis e digitais. A maioria dos materiais existentes está disponível apenas em formato impresso, o que reduz o alcance e a flexibilidade para quem deseja aprender a LSM de forma autónoma. Além disso, a inexistência de plataformas digitais voltadas à aprendizagem prática da LSM cria obstáculos adicionais para estudantes do curso de Licenciatura em Língua de Sinais Moçambicana, educadores, familiares de pessoas com deficiência auditiva e outros interessados.

Outro factor relevante é a ausência de tecnologias que explorem o potencial da inteligência artificial para reconhecer e traduzir sinais da LSM em tempo real. Diferentemente das línguas orais, para as quais já existem tradutores e dicionários digitais amplamente disseminados, a LSM carece de soluções que utilizem visão computacional para facilitar o processo de aprendizagem por meio de interações mais visuais, práticas e responsivas.

Diante disso, torna-se viável o desenvolvimento de ferramentas que aproximem a aprendizagem da LSM da realidade tecnológica atual, respondendo à crescente demanda por acessibilidade linguística e promovendo o engajamento de novos aprendizes.

4.3. Descrição do Modelo proposto

A solução escolhida para o problema em causa no presente trabalho é um software. Segundo Sommerville (2011) software é um programa de computador e a documentação associada. A Engenharia de Software é a área que estuda e aplica métodos para gerir todas as etapas ligadas ao desenvolvimento de um sistema, acompanhando-o desde a sua conceção até à sua implementação. O ciclo de vida de um software compreende fases como a definição da ideia, o planeamento, o desenvolvimento e a colocação em funcionamento. A figura apresentada demonstra essas diferentes fases.

Neste trabalho, adoptou-se a metodologia de prototipação incremental, caracterizada pelo desenvolvimento do sistema em etapas sucessivas, nas quais versões parciais do protótipo são construídas, avaliadas e melhoradas continuamente. Esse processo permite que os utilizadores forneçam *feedback* em cada incremento, possibilitando ajustes antes da conclusão da versão final.

O ciclo inicia-se com a definição dos requisitos principais, que orientam a elaboração do primeiro protótipo. Em seguida, procede-se ao desenvolvimento incremental, no qual novas funcionalidades são adicionadas gradualmente, acompanhadas de testes e validações. A cada iteração, o sistema é revisto e refinado, garantindo maior adequação às necessidades identificadas.

Dessa forma, a metodologia assegura um processo dinâmico, interativo e flexível, facilitando a detecção precoce de falhas, a incorporação de melhorias e a adaptação contínua do software às expectativas dos utilizadores.

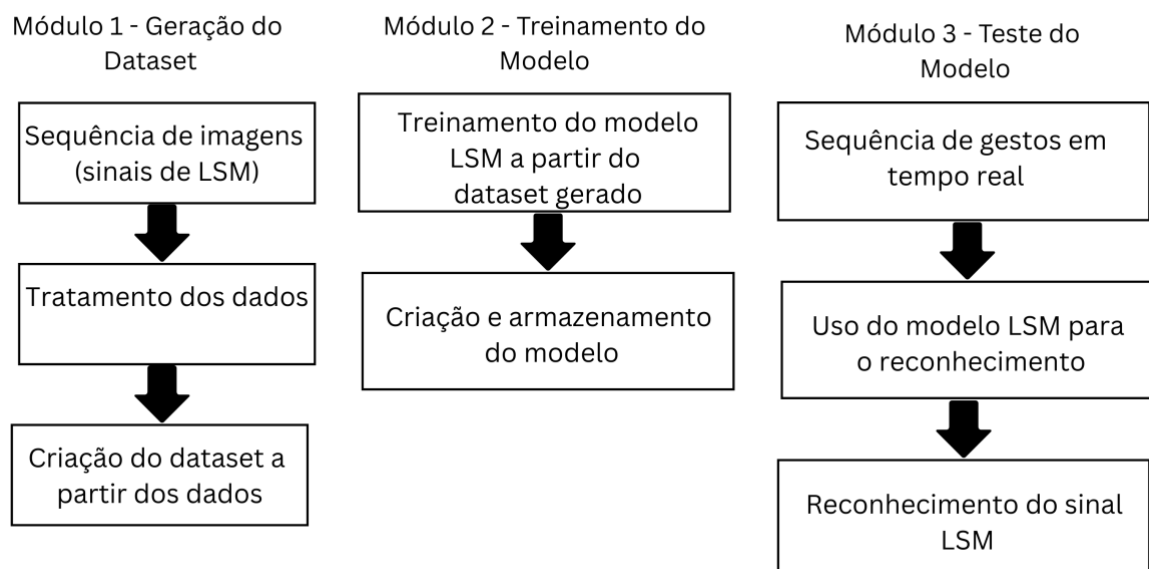


Figura 25 – Estrutura do sistema proposto (fonte: autor)

4.4. Levantamento de Requisitos

Segundo Sommerville (2008), os requisitos correspondem às características, capacidades ou qualidades que um sistema deve contemplar para garantir utilidade e relevância aos seus utilizadores.

No contexto do sistema proposto neste trabalho, foram definidos os requisitos apresentados a seguir, seguindo a classificação proposta por Sommerville (2008):

- **Requisitos do Utilizador**
- **Requisitos do Sistema**

4.4.1. Requisitos do Utilizador

Os requisitos do utilizador descrevem, de forma clara e acessível, as funções e restrições do sistema, utilizando uma linguagem natural baseada nas necessidades identificadas. Esses requisitos refletem aquilo que o utilizador espera que o sistema proporcione.

Para a representação do que será desenvolvido no sistema, podem ser utilizadas user stories ou diagramas de casos de uso. No presente trabalho, optou-se pelo uso do diagrama de casos de uso, por se tratar de uma notação padronizada da UML (Unified Modeling Language), amplamente compreendida e formalmente estruturada.

De acordo com Pressman (2011), o diagrama de casos de uso tem como objetivo representar os atores externos ao sistema e os casos de uso que descrevem as funcionalidades a serem oferecidas.

A Figura 26 apresenta o diagrama de casos de uso elaborado para o sistema proposto, destacando os principais atores e as funcionalidades previstas.

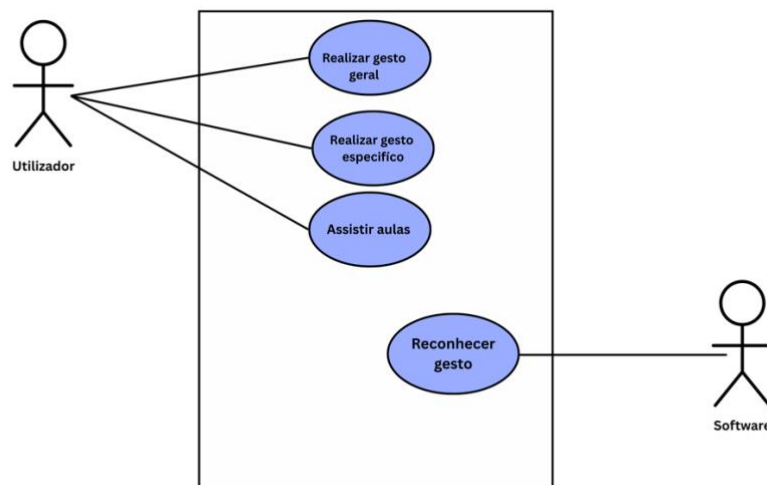


Figura 26: Diagrama de casos de uso (fonte: autor)

ID	Descrição	Prioridade
RU1	O sistema deve permitir o reconhecimento de gestos do alfabeto da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) em tempo real, exibindo o resultado na tela.	Essencial
RU2	O sistema deve ser acessível em computadores e dispositivos móveis com recurso a um navegador web.	Essencial
RU3	A interface deve ser intuitiva, com botões e instruções visuais claras.	Importante
RU4	O sistema deve disponibilizar conteúdos para aprender e praticar os sinais do alfabeto.	Importante

ID	Descrição	Prioridade
RU5	O sistema deve fornecer <i>feedback</i> imediato sobre a correção do sinal.	Essencial
RU6	O sistema deve oferecer um modo de treino com avaliação da performance do utilizador.	Desejável

Tabela 1: Requisitos do utilizador

4.4.2. Requisitos do Sistema

Os requisitos do sistema foram definidos considerando a prioridade de cada funcionalidade para o correto funcionamento da solução proposta. Para este trabalho, adoptaram-se três níveis de classificação: **essencial**, **importante** e **desejável**.

- **Essencial:** requisitos sem os quais o sistema não pode entrar em funcionamento. São imprescindíveis e a sua implementação é obrigatória.
- **Importante:** requisitos cuja ausência permite o funcionamento do sistema, mas de forma insatisfatória para os utilizadores.
- **Desejável:** requisitos que não comprometem o funcionamento principal do sistema; no entanto, a sua inclusão facilita a usabilidade e melhora a experiência do utilizador.

No contexto do sistema proposto, os requisitos foram classificados em duas categorias:

- **Requisitos Funcionais:** descrevem os serviços e funcionalidades que o sistema deve oferecer, assegurando o cumprimento dos objetivos estabelecidos.
- **Requisitos Não Funcionais:** definem restrições e qualidades do sistema, como desempenho, segurança e usabilidade, influenciando a forma como os serviços são disponibilizados.

4.4.2.1. Requisitos Funcionais

ID	Descrição	Prioridade
RF1	Capturar imagens dos sinais em tempo real por meio da câmara do dispositivo.	Essencial
RF2	Processar as imagens com a biblioteca <i>MediaPipe Hands</i> para detetar a posição das mãos.	Essencial
RF3	Utilizar um modelo treinado para identificar a letra correspondente ao gesto.	Essencial
RF4	Exibir a letra reconhecida no ecrã de forma clara.	Essencial
RF5	Disponibilizar módulos educativos com vídeos/imagens de referência para cada letra.	Importante
RF6	Armazenar dados processados apenas durante a sessão de uso (sem guardar dados pessoais).	Importante

Tabela 2: Requisitos funcionais

4.4.2.2. Requisitos não funcionais

ID	Descrição	Prioridade
RNF1	O tempo de resposta entre o gesto capturado e a exibição do resultado não deve ultrapassar 1 segundo.	Essencial
RNF2	A interface deve ser projetada para utilizadores sem conhecimentos técnicos avançados.	Importante
RNF3	O sistema deve funcionar em Windows, Linux, Android e iOS.	Importante
RNF4	Garantir que imagens e vídeos não sejam armazenados, preservando a privacidade.	Essencial
RNF5	O sistema deve estar disponível 99% do tempo previsto de utilização.	Desejável
RNF6	A arquitetura deve permitir expansão para novas funcionalidades, como reconhecimento de palavras.	Desejável

Tabela 3: Requisitos não funcionais

Os requisitos do sistema, descritos no ponto 4.8, foram definidos com base nas ferramentas apresentadas no ponto 3 e adaptados à realidade da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), bem como às necessidades dos estudantes do curso de LLSM.

A principal necessidade identificada durante o contacto com os estudantes de LLSM foi a ausência de materiais de apoio que possibilitem a prática dos sinais fora do ambiente de sala de aula.

Outro requisito levantado refere-se à criação de uma funcionalidade que permita aos estudantes praticarem os sinais aprendidos sem depender diretamente da presença de um professor. Tal necessidade surgiu em conversas com estudantes de LLSM, os quais relataram a dificuldade de encontrar oportunidades para praticar fora da sala de aula, ficando restritos à disponibilidade de docentes para aulas práticas complementares. Dessa experiência, identificou-se a importância de incluir na plataforma aulas de LSM alinhadas ao programa temático das disciplinas do curso, garantindo aos estudantes maior autonomia na prática e no aperfeiçoamento da LSM.

4.5. Análise de Alternativas

Para a implementação da solução proposta, foram analisadas três possibilidades principais:

- **Opção 1:** Desenvolvimento da solução em CD-ROM (Compact Disc Read-Only Memory);
- **Opção 2:** Desenvolvimento de uma aplicação Web;
- **Opção 3:** Desenvolvimento de uma aplicação Mobile.

A comparação entre estas alternativas teve como objetivo identificar qual delas melhor responderia às necessidades levantadas. A Tabela 4 apresenta a análise realizada, com base nos critérios estabelecidos para o alcance dos objetivos do sistema.

Crítérios	Opção 1	Opção 2	Opção 3
Suporte a smartphone		✓	✓
Suporte a desktop e laptop	✓	✓	
Suporte a smartphone, desktop e laptop		✓	
Disponibilidade		✓	✓
Celeridade na actualização		✓	✓
Não necessita de conexão à internet	✓		

Tabela 4: Análise das Alternativas

O primeiro critério analisado foi o suporte a dispositivos. A opção em CD-ROM apresenta compatibilidade apenas com desktops e laptops, enquanto a versão mobile se restringe a smartphones. Já a solução Web distingue-se por ser compatível tanto com smartphones quanto com desktops e laptops, oferecendo maior flexibilidade.

No critério disponibilidade, a solução Web e a Mobile mostraram-se superiores, uma vez que podem ser acedidas em qualquer momento e lugar, desde que haja conexão à internet. A alternativa em CD-ROM, por depender de leitores específicos e pela baixa portabilidade, mostrou-se menos viável.

Em relação à celeridade na actualização, a solução Web e a Mobile também se destacaram, visto que permitem que as alterações realizadas fiquem imediatamente disponíveis aos utilizadores, sem necessidade de distribuição física de novos suportes. No caso do CD-ROM, seria necessário produzir e disponibilizar novamente o material a cada actualização, o que aumentaria o tempo e os custos.

Por fim, o critério da necessidade de conexão revelou uma pequena vantagem da opção em CD-ROM, já que não depende de internet. No entanto, considerando a atual realidade de acesso crescente à rede, essa vantagem mostrou-se insuficiente para justificar a escolha dessa alternativa.

Assim, optou-se pela implementação de uma solução Web, por esta reunir o maior número de vantagens, conciliando abrangência, disponibilidade e rapidez nas atualizações. A solução Mobile apresentou-se como uma opção viável, mas foi considerada menos abrangente por se limitar ao uso exclusivo em smartphones.

4.6. Conjunto de dados utilizados

Para o desenvolvimento do presente projecto, tornou-se necessário proceder à selecção de um conjunto de dados adequado ao reconhecimento do alfabeto manual da Língua de Sinais de Moçambique (LSM). Contudo, à data da realização deste estudo, não existe uma base de dados pública, padronizada e suficientemente abrangente de imagens da LSM, especialmente no que respeita ao alfabeto manual, facto que constitui uma limitação recorrente em investigações nesta área no contexto moçambicano.

Numa fase inicial, optou-se pela criação de um conjunto de dados próprio, composto por imagens correspondentes às letras do alfabeto da LSM. Este conjunto preliminar incluía cerca de 90 imagens por classe; no entanto, apresentava baixa diversidade, tanto ao nível dos locais de captura, das condições de iluminação, como das pessoas envolvidas. A reduzida variabilidade das amostras, aliada ao elevado custo temporal associado à recolha, anotação e validação dos dados, inviabilizou a construção de um

conjunto de dados suficientemente robusto e representativo para o treino eficaz de um modelo de reconhecimento automático.

Devido à inexistência de uma base de dados pública e estruturada da Língua de Sinais Moçambicana (LSM), recorreu-se a um conjunto de dados público referente ao alfabeto manual da American Sign Language (ASL), utilizado exclusivamente para fins experimentais. A utilização deste conjunto de dados baseou-se na existência de semelhanças estruturais observadas em determinadas configurações manuais estáticas, particularmente ao nível da posição relativa dos dedos e orientação da mão. Assim, o conjunto de dados da ASL foi utilizado apenas para validar a viabilidade técnica da abordagem proposta, não representando integralmente a LSM nem as suas especificidades linguísticas e culturais.

Assim, o conjunto de dados seleccionado para o desenvolvimento do modelo foi o ASL Alphabet, disponibilizado na plataforma Kaggle por Akash, conforme ilustrado na Figura 10. Este conjunto de dados contempla todas as letras do alfabeto manual da ASL, bem como classes adicionais, nomeadamente espaço, apagar e uma classe correspondente ao vazio (none). O conjunto apresenta, em média, cerca de 3000 imagens por classe, proporcionando maior diversidade ao processo de treino e avaliação do modelo, no contexto experimental do presente trabalho.

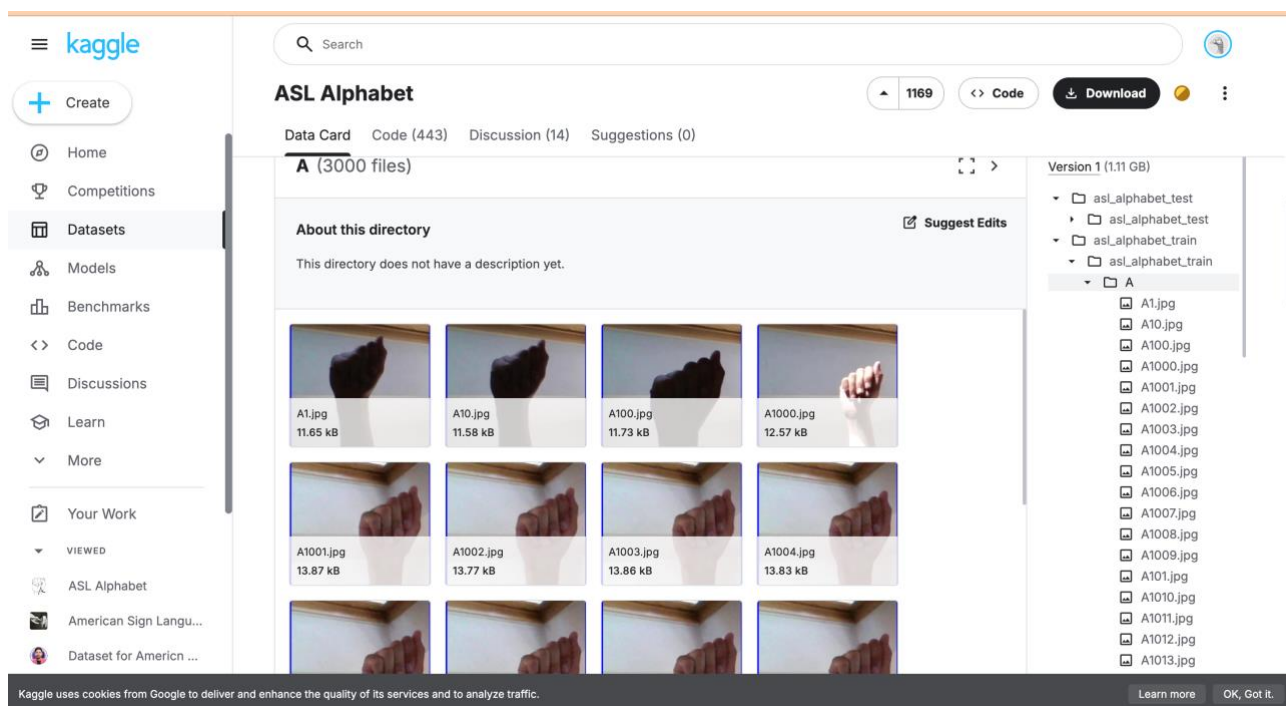


Figura 27: Conjunto de dados escolhido para o desenvolvimento (fonte: Kaggle)

4.7. Avaliação do Modelo

A avaliação do sistema de reconhecimento do alfabeto estático da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) foi conduzida por meio de testes experimentais controlados, com o objectivo de analisar o desempenho do modelo em condições experimentais distintas.

Os testes foram estruturados de forma a garantir reprodutibilidade, imparcialidade e coerência com os objectivos do trabalho, mantendo constantes o modelo utilizado, o conjunto de letras e o número de tentativas, e variando apenas as condições ambientais.

O conjunto de dados de teste é composto pelas letras A, B, C, U e N, pertencentes ao alfabeto estático da LSM. Para cada letra foram realizadas dez tentativas consecutivas, totalizando cinquenta testes por experimento.

Para além da avaliação em condições consideradas ideais, tornou-se pertinente analisar o comportamento do sistema em condições menos favoráveis, mais próximas de cenários reais de utilização. Em ambientes educativos e domésticos, a iluminação nem sempre é controlada, podendo variar significativamente ao longo do dia ou conforme o espaço físico.

Neste contexto, foi realizado um segundo experimento em condições de baixa luminosidade, com o objectivo de avaliar o desempenho do sistema face a variações na iluminação. A realização deste segundo experimento permite compreender até que ponto o modelo mantém um desempenho aceitável quando submetido a condições adversas, reforçando a viabilidade técnica da solução proposta.

4.7.1. Resultados do experimento I

No primeiro experimento, realizado em condições normais de iluminação, o sistema obteve 42 classificações correctas em 50 testes, correspondendo a uma acurácia global de 84%, calculada conforme a métrica definida no referencial teórico:

A Tabela 5 apresenta a matriz de confusão correspondente a este experimento.

Sinal Real \ Reconhecido	A	B	C	O	U	R	N	M
A	10	0	0	0	0	0	0	0
B	0	10	0	0	0	0	0	0

Sinal Real \ Reconhecido	A	B	C	O	U	R	N	M
C	0	0	8	2	0	0	0	0
U	0	0	0	0	7	3	0	0
N	0	0	0	0	0	0	7	3

Tabela 5: Matriz de Confusão do experimento I

A partir da matriz de confusão foram calculadas as métricas de precisão, recall e F1-score, apresentadas na Tabela 6

Letra	Precisão	Recall	F1-score
A	1,00	1,00	1,00
B	1,00	1,00	1,00
C	0,80	0,80	0,80
U	0,70	0,70	0,70
N	0,70	0,70	0,70

Tabela 6: Métricas por classe do Experimento I

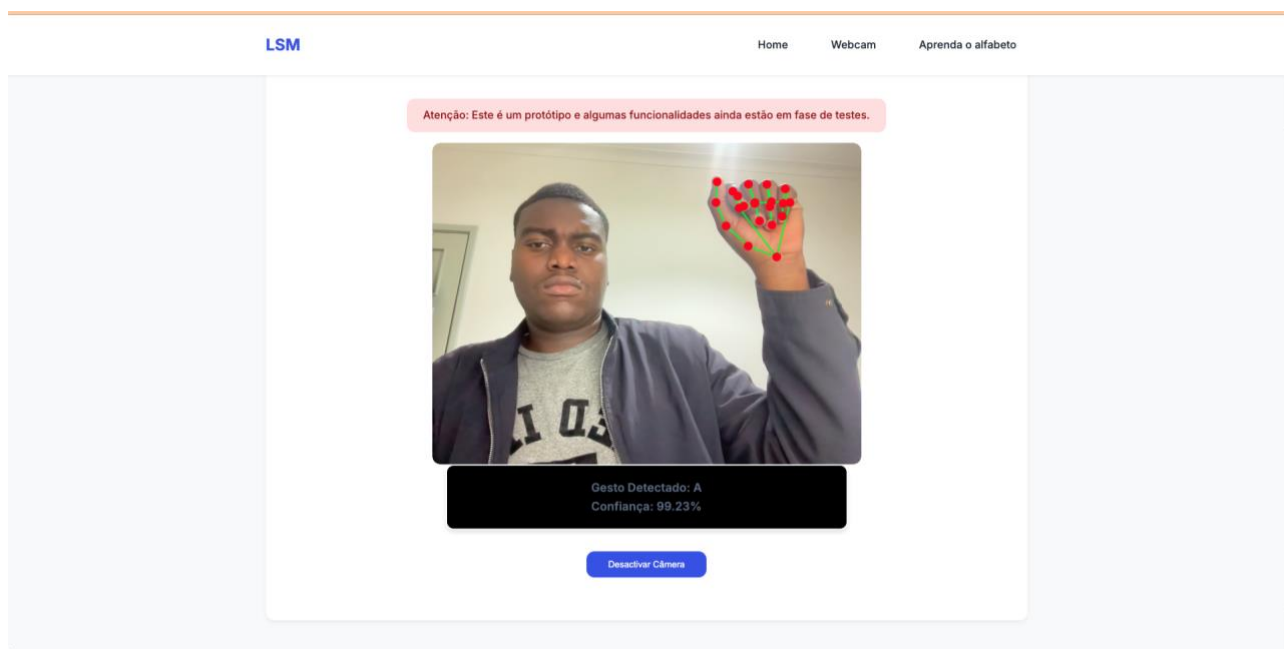


Figura 28: Experimento I (fonte: autor)

4.7.2. Resultados do experimento II

Os resultados indicam elevado desempenho para as letras **A** e **B**, enquanto as letras **C**, **U** e **N** apresentam maior taxa de erro, associada à semelhança estrutural com outras configurações manuais.

$$\text{Acurácia} = 41/50 = 0,82$$

A Tabela 7 apresenta a matriz de confusão deste experimento.

Sinal Real \ Reconhecido	A	B	C	O	U	R	N	M	F	S
A	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	9	0	0	0	0	0	0	1	0
C	0	0	9	1	0	0	0	0	0	0
U	0	0	0	0	6	4	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	7	2	0	1

Tabela 7: Matriz de confusão do experimento II

As métricas de precisão, *recall* e F1-score obtidas neste experimento são apresentadas na Tabela 8

Letra	Precisão	Recall	F1-score
A	1,00	1,00	1,00
B	0,90	0,90	0,90
C	0,90	0,90	0,90
U	0,60	0,60	0,60
N	0,70	0,70	0,70

Tabela 8: Métricas por classe do experimento II

Observa-se que as letras U e N apresentaram menor desempenho devido à elevada semelhança estrutural entre as configurações manuais, dificultando a distinção automática pelo modelo.

4.7.3. Comparação dos experimentos

A comparação entre os dois experimentos evidencia uma redução de 2% na acurácia global quando o sistema é avaliado em condições de baixa luminosidade. Apesar dessa diminuição, o modelo mantém valores de precisão, *recall* e F1-score entre 0,60 e 1,00 para todas as letras, demonstrando desempenho consistente mesmo sob variações de iluminação. Os erros observados concentram-se em letras com configurações manuais próximas, comportamento consistente com a literatura sobre reconhecimento automático de gestos.

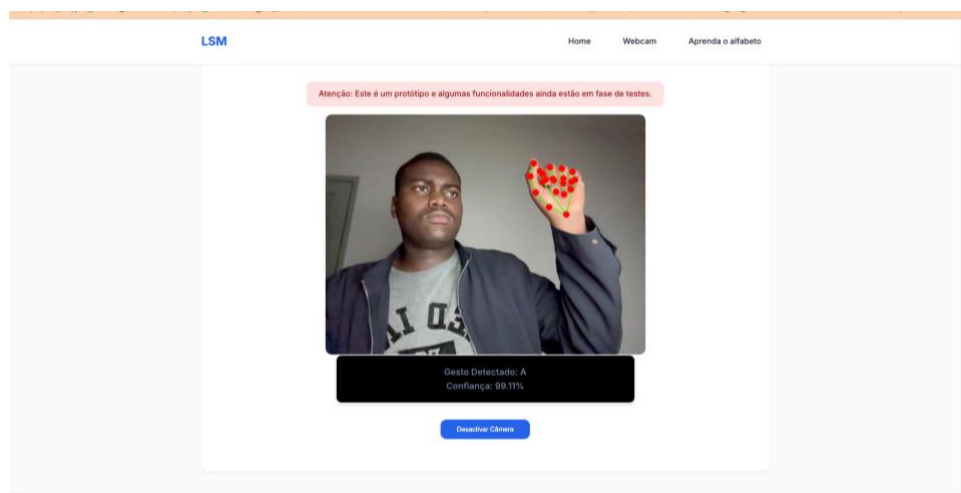


Figura 29: Experimento II (fonte: autor)

Conclusões e Recomendações

5.1. Conclusões

Com base no trabalho desenvolvido, conclui-se que o protótipo de aplicação web para reconhecimento do alfabeto estático da Língua de Sinais Moçambicana (LSM) atingiu de forma satisfatória os objectivos propostos. O sistema demonstrou ser tecnicamente viável ao reconhecer, em tempo real, as configurações manuais correspondentes às letras do alfabeto, convertendo-as em texto de forma automática, constituindo-se como uma ferramenta de apoio à aprendizagem da LSM.

Os resultados obtidos nos testes experimentais, realizados tanto em condições normais de iluminação como em cenários de baixa luminosidade, evidenciam que o modelo apresenta desempenho consistente, com valores aceitáveis de acurácia, precisão, recall e F1-score. A realização de dois experimentos distintos permitiu validar não apenas a capacidade base do sistema, mas também o seu desempenho face a variações ambientais, reforçando o potencial do protótipo como ferramenta de apoio experimental à aprendizagem da LSM em ambientes domésticos e espaços informais de aprendizagem.

Do ponto de vista funcional, o protótipo desenvolvido integra os principais requisitos definidos no levantamento inicial, nomeadamente a captura de imagens em tempo real, o processamento dos gestos recorrendo a biblioteca MediaPipe, a utilização de um modelo treinado para classificação dos sinais e a apresentação imediata de feedback ao utilizador. A opção por uma aplicação web mostrou-se adequada, uma vez que garante acessibilidade multiplataforma, sem necessidade de instalação.

Ao longo do desenvolvimento do projecto, foram explorados e aplicados conhecimentos de áreas que não fazem parte de forma directa do currículo do curso, como visão computacional, processamento de imagens e aprendizagem de máquina, permitindo ao autor aprofundar competências técnicas e científicas relevantes. Este processo contribuiu significativamente para a formação académica e profissional do autor, proporcionando uma visão integrada entre teoria e prática no desenvolvimento de soluções baseadas em inteligência artificial.

Em síntese, o trabalho demonstra que a utilização de técnicas de visão computacional aplicadas ao reconhecimento do alfabeto da LSM é não apenas possível, mas também promissora, constituindo um

passo inicial relevante para o desenvolvimento de ferramentas digitais que promovam a difusão, o ensino e a valorização da Língua de Sinais de Moçambique.

5.2. Recomendações

Apesar dos resultados satisfatórios obtidos com o protótipo desenvolvido, este trabalho apresenta algumas limitações que abrem espaço para melhorias e extensões futuras. Assim, são apresentadas as seguintes recomendações, visando o aprimoramento técnico do sistema e a ampliação do seu impacto académico e social.

Como primeira recomendação, sugere-se a expansão do conjunto de dados, contemplando todas as letras do alfabeto da Língua de Sinais de Moçambique (LSM), bem como um maior número de amostras por classe. O aumento da diversidade do conjunto de dados poderá contribuir para a melhoria do desempenho do modelo, reduzindo confusões entre gestos com configurações manuais semelhantes.

Recomenda-se, igualmente, a inclusão de sinais dinâmicos, como as letras J e Z, que não foram abordadas neste trabalho por envolverem movimento. A integração desses sinais exigirá o uso de modelos capazes de lidar com informação temporal, constituindo uma evolução natural do sistema proposto.

Outra melhoria possível consiste na optimização do modelo de aprendizagem automática, por meio da experimentação de diferentes arquitecturas, ajustes de hiperparâmetros e técnicas de aumento de dados (data augmentation). Estas abordagens poderão melhorar a capacidade do sistema em lidar com as variações de iluminação, posição da mão e distância da câmara.

Do ponto de vista da aplicação, recomenda-se a evolução do protótipo para uma ferramenta educativa mais completa, incorporando funcionalidades como histórico de aprendizagem, exercícios interactivos, feedback visual detalhado e acompanhamento do progresso do utilizador. Tais funcionalidades poderiam reforçar o uso do sistema como apoio ao ensino formal da LSM.

Sugere-se ainda a realização de testes com utilizadores reais, nomeadamente estudantes e docentes do curso de Licenciatura em Língua de Sinais Moçambicana, de forma a avaliar a usabilidade, a aceitação e o impacto pedagógico da solução. Estes testes permitirão recolher dados qualitativos que complementem a avaliação técnica do sistema.

Por fim, recomenda-se que trabalhos futuros explorem a integração do sistema com dispositivos móveis e outras plataformas digitais, ampliando o seu alcance e promovendo maior acessibilidade ao ensino e à aprendizagem da Língua de Sinais de Moçambique.

Para concluir, importa salientar que a promoção da inclusão social constitui uma responsabilidade colectiva, sobretudo quando se trata de garantir o acesso equitativo à educação e à comunicação para todos os cidadãos, independentemente das suas diferenças ou necessidades específicas. Este compromisso assume particular relevância no contexto da Universidade Pública, cuja missão fundamental é servir a sociedade de forma ampla, justa e responsável.

Deste modo, a atenção dedicada a iniciativas que valorizam a acessibilidade e a inclusão, como o desenvolvimento de soluções tecnológicas inclusivas, representa um passo importante na construção de um ambiente académico mais sensível à diversidade. Investir neste tipo de abordagens contribui para o fortalecimento de uma sociedade mais justa, inclusiva e igualitária, alinhada com os princípios de cidadania, equidade e respeito pelas diferenças.

Referências Bibliográficas

Sommerville, I. (2011). *Software Engineering*. Boston: Addison-Wesley.

Microsoft. (2021). *Visual Studio Code: A Powerful Source Code Editor*. Disponível em:

<https://code.visualstudio.com>.

Bavo, N. A., & Coelho, O. (2019, Setembro). Pertinência e urgência da língua de sinais (L1) e do português (L2/LE) no currículo dos alunos surdos em Moçambique. *Revista e-Curriculum*, pp. 909-932.

Google. (2022). *MediaPipe: Cross-platform machine learning solutions*. Disponível em:

<https://developers.google.com/mediapipe>

Rocha, L. R., Rodrigues, L., & Botelho, T. d. (2013, November 7).

uel.br/eventos/congressomultidisciplinar/pages/arquivos/anais/2013/AT07-

2013/AT07-031.pdf. Retrieved from uel.br:

<http://www.uel.br/eventos/congressomultidisciplinar/pages/arquivos/anais/2013/AT07-2013/AT07-031.pdf>

Python Software Foundation. (2022). *Python language reference, version 3.2*. Disponível em:

<https://www.python.org>

MDN Contributors. (2023). *JavaScript Documentation*. Mozilla Developer Network.

Atlassian. (2023). *Version Control Systems and Collaboration*. Atlassian Docs.

Rosa, I. M. F., Krieger, M., Araujo, R. M. E., & La Porta, S. (2016). *Mapeamento Estruturado das libras para utilização em sistema de comunicação*. Brasília: ISSN Editora.

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, 2016.

NORTHERNS, J. L. e DOWNS, M. P. *Audição em crianças*. São Paulo: Manoele, 1989, 3ª ed.

Timbane, A. A. (2024). TV Surdo Moçambique: buscando acessibilidade e integração do surdo na sociedade. *Njinga & Sepé: Revista Internacional de Culturas, Línguas Africanas e Brasileiras*, 4(1), 437–454. <https://revistas.unilab.edu.br/index.php/njingaesape>

KOSLOWSKI, L. A educação bilíngüe para surdos: modelo bilíngüe/bicultural na educação do surdo. In: V seminário Nacional do INES – Surde: Desafios para o próximo milênio. Anais... Rio de Janeiro: INES, 2000, p. 47-52.

Araujo, G. (20 de Março de 2017). Estudo prático. Obtido de Estudo prático: <https://www.estudopratico.com.br/linguagem-lingua-e-fala-o-que-sao-e-suas-diferencas/>

Faleiros, V. G., Santos, M. R., & Souza, A. M. (2016). Uso de questionários digitais na pesquisa científica. *Revista de Métodos de Pesquisa em Ciências Sociais*, 10(2), 45-58.

Haguet, T. M. F. (1997). *Metodologias Qualitativas na Pesquisa Social*. Petrópolis: Vozes.

Cellard, A. (2008). *A Análise Documental na Pesquisa em Ciências Sociais*. Montreal: Presses Universitaires.

Demo, P. (2000). *Pesquisa e Construção do Conhecimento*. São Paulo: Editora Atlas.

Gil, A. C. (2008). *Métodos e Técnicas de Pesquisa Social*. São Paulo: Atlas.

Luna, M. (2000). *Produção do Conhecimento Científico*. Lisboa: Edições Acadêmicas

Goldenberg, M. (1997). *A Arte de Pesquisar: Como fazer pesquisa qualitativa em Ciências Sociais*. Rio de Janeiro: Record.

Gerhardt, T. E. & Silveira, D. T. (2009). *Métodos de Pesquisa Qualitativa na Prática Científica*. Porto Alegre: Editora UFRGS.

Lakatos, E. M. & Marconi, M. A. (2003). *Fundamentos de Metodologia Científica*. São Paulo: Atlas.

Minayo, M. C. S. (1994). *O Desafio do Conhecimento: Pesquisa Qualitativa em Saúde*. São Paulo: Hucitec.

Géron, Aurélien. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2nd ed. O'Reilly Media, 2020.

BRITO L. F. O discurso ideológico das Filosofias Educacionais para os surdos e sua língua de sinais. In Boletim Geles, nº 4, ano 4. Revista do grupo Estudos Sobre Linguagem, Educação e Surdez. Rio de Janeiro: UFRJ, 1990.

Mehta, M., et al. (2018). Agricultural commodity price forecasting using machine learning and deep learning. *Expert Systems with Applications*, 95, 457-469.

VYGOTSKY, L. S. A construção do pensamento e da linguagem. 1a . ed. São Paulo: WMF Martins Fontes, 2001.

- Quadros, R. M. (2004). O tradutor e intérprete de Língua Brasileira de Sinais e Língua Portuguesa. Brasília: MEC/ SEESP
- Amisse, D. A., Jamine, A. N., & Mocumbi, J. T. (2011). Configuração das mãos como parâmetro da língua de sinais: um estudo comparativo das Línguas de sinais moçambicana e brasileira. Trabalho académico-UEM, Maputo.
- BISHOP, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006. ISBN 0-387-31073-8.
- KOZA, J. R.; BENNETT, F. H.; ANDRE, D.; KEANE, M. A. Automated design of both the topology and sizing of analog electrical circuits using genetic programming. In: GERO, J. S.; SUDWEEKS, F. (Ed.). *Artificial Intelligence in Design '96*. Dordrecht: Springer Netherlands, 1996. p. 151–170. ISBN 978-94-009-0279-4.
- ANJO, M. d. S.; PIZZOLATO, E. B.; FEUERSTACK, S. A real-time system to recognize static gestures of brazilian sign language (libras) alphabet using kinect. In: IHC. [S.l.: s.n.], 2012. p. 259–268.
- Marr, D. (1982). Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information. MIT press.
- MONARD, M. C.; BARANAUKAS, J. A. Aplicações de inteligência artificial: Uma visão geral. **São Carlos: Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação de São Carlos**, 2000.
- MITCHELL, T. Machine Learning. [S.l.]: McGraw-Hill Education, 1997.
- M.-H. Yang and N. Ahuja, Face Detection and Gesture Recognition for HumanComputer Interaction, vol. 1. Boston, MA: Springer US, 2001.
- FRAWLEY, W.; DOMINGUES, M. A. G.; OLIVEIRA, M. K. de. *Vygotsky ea ciência cognitiva: linguagem e integração das mentes social e computacional*. [S.l.]: Artmed, 2000.
- KLETTE, Reinhard. Concise Computer Vision. [S.l.]: Springer London, 2014. ISBN 9781447163190.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. Digital Image Processing. [S.l.]: Prentice Hall, 2002. Second Edition. ISBN 0-201-18075-8.
- Baptista, M. M. (2012). Educar e comunicar na surdez: Duas faces do mesmo desafio (1 ed.). (G. Editor, Ed.)
- DizeuI, L. T., & Apa, S. (Agosto de 2005). A língua de sinais constituindo o surdo como sujeito. Educação e Sociedade, pp. 583-597.

MOÇAMBIQUE/MINED (2012). Plano Estratégico da Educação 2012 - 2016: “Vamos aprender!” Construindo competências para um Moçambique em constante desenvolvimento. Maputo.

HAMAGUTI, Érika Kayoko; BREVE, Fabricio Aparecido. INTRODUÇÃO SOBRE MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING. MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING, [s. l.], 7 nov. 2022.

CORTEZ, D. E. d. S. Desenvolvimento de um sistema de controle de tráfego inteligente baseado em visão computacional. In: **Universidade Federal do Rio Grande do Norte**. [S.l.: s.n.], 2022.

Bryman, A. (2012). **Social Research Methods**. Oxford University Press.

SOMMERVILLE, I. (2011). Engenharia de Software. Pearson Education.

Pressman, R. S. (2019). *Engenharia de software: Uma abordagem prática* (9. ed.). McGraw-Hill.

Anexo 1: Manual de utilizador

Este manual foi elaborado para fornecer uma visão abrangente e prática de como utilizar eficazmente o sistema de reconhecimento do alfabeto de Língua de Sinais Moçambicana (LSM).

Acesso ao Sistema de reconhecimento do alfabeto de LSM.

O acesso ao sistema é feito mediante um browser, onde deve ser introduzido o seguinte endereço: <http://127.0.0.1:8000/>. O acesso ao Sistema é livre, pelo que o utilizador não precisa de credências para aceder ao sistema.

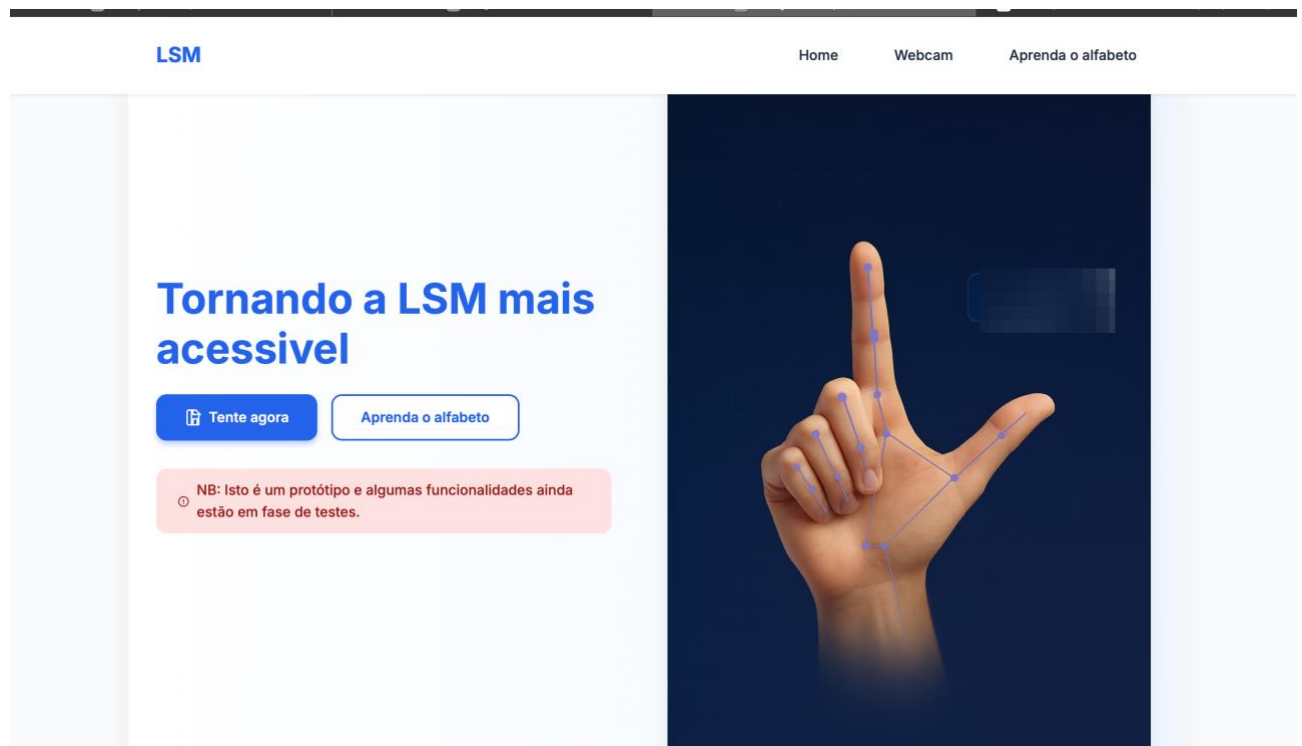


Figura 30. Tela Inicial (fonte: autor)

Ao clicar no menu “Webcam” podemos aceder a área de treino geral, em que podemos gesticular de forma livre para praticar.

Para tal devemos efectuar os seguintes passos:

1. Clicar no botão activar câmara
2. Garantir as permissões de acesso a câmara
3. Gesticular de forma livre

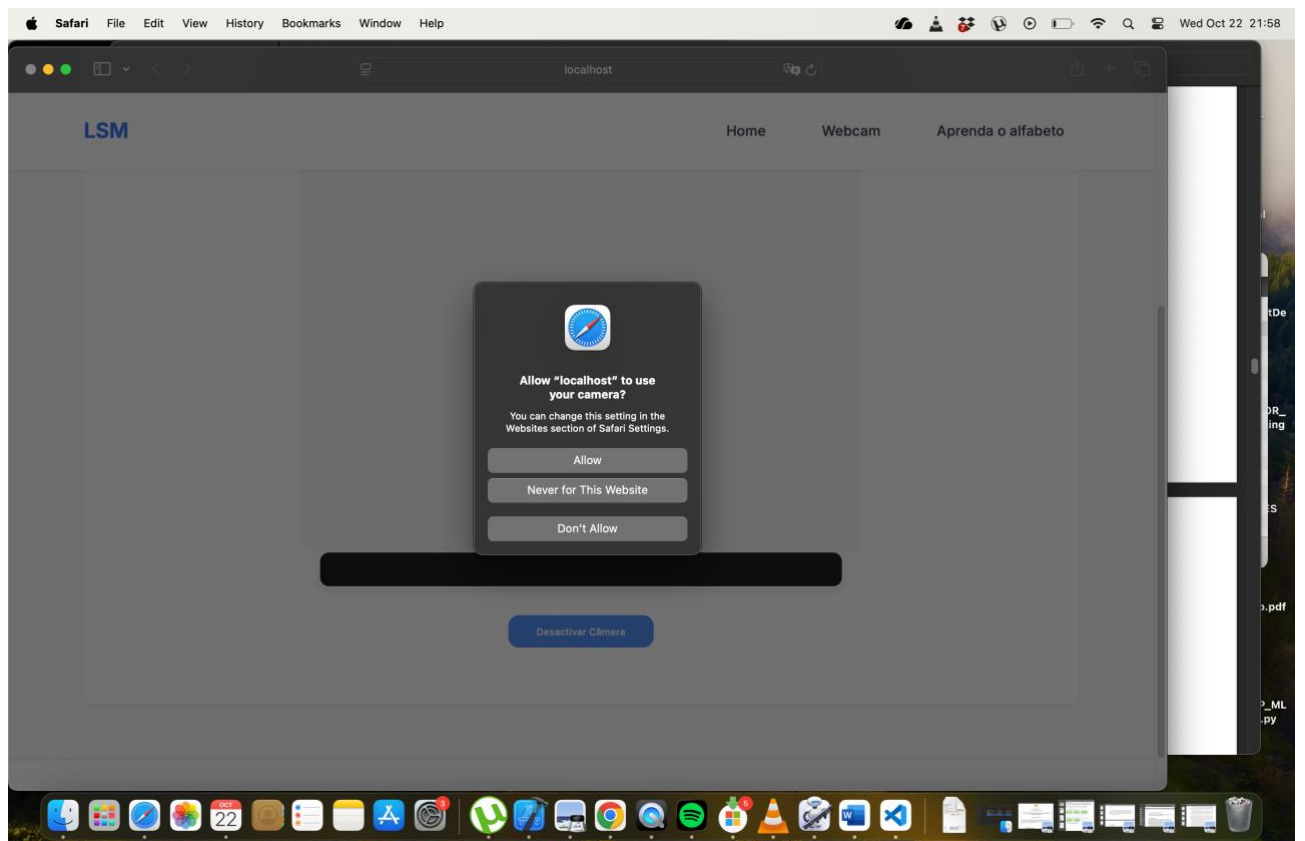


Figura 31. Pedido de permissão de acesso a câmera (fonte: autor)

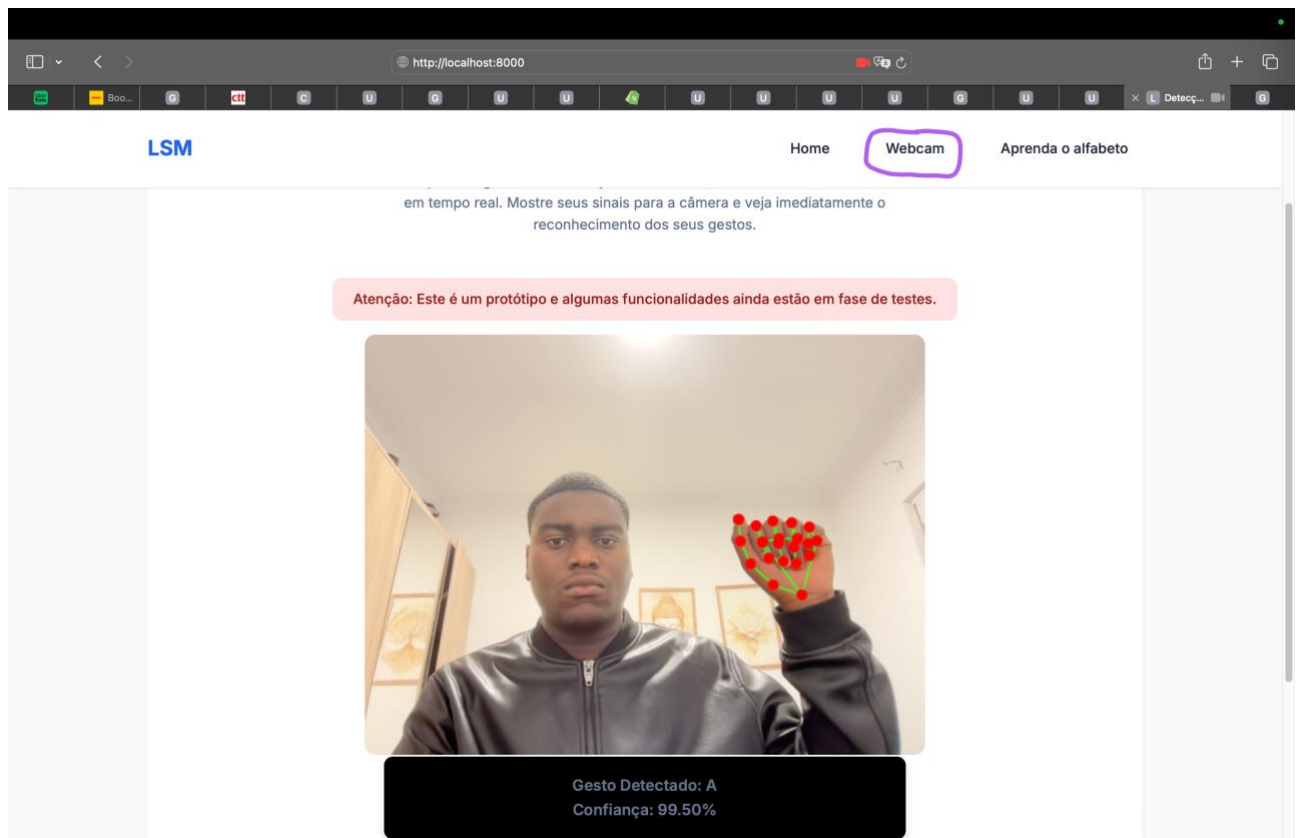


Figura 32: Menu Webcam (fonte: autor)

Ao clicar no menu “Aprenda o alfabeto” podemos aceder a área de pratica de gestos específicos com feedback instantâneo.

Em caso de sucesso o sistema informa imediatamente ao utilizador

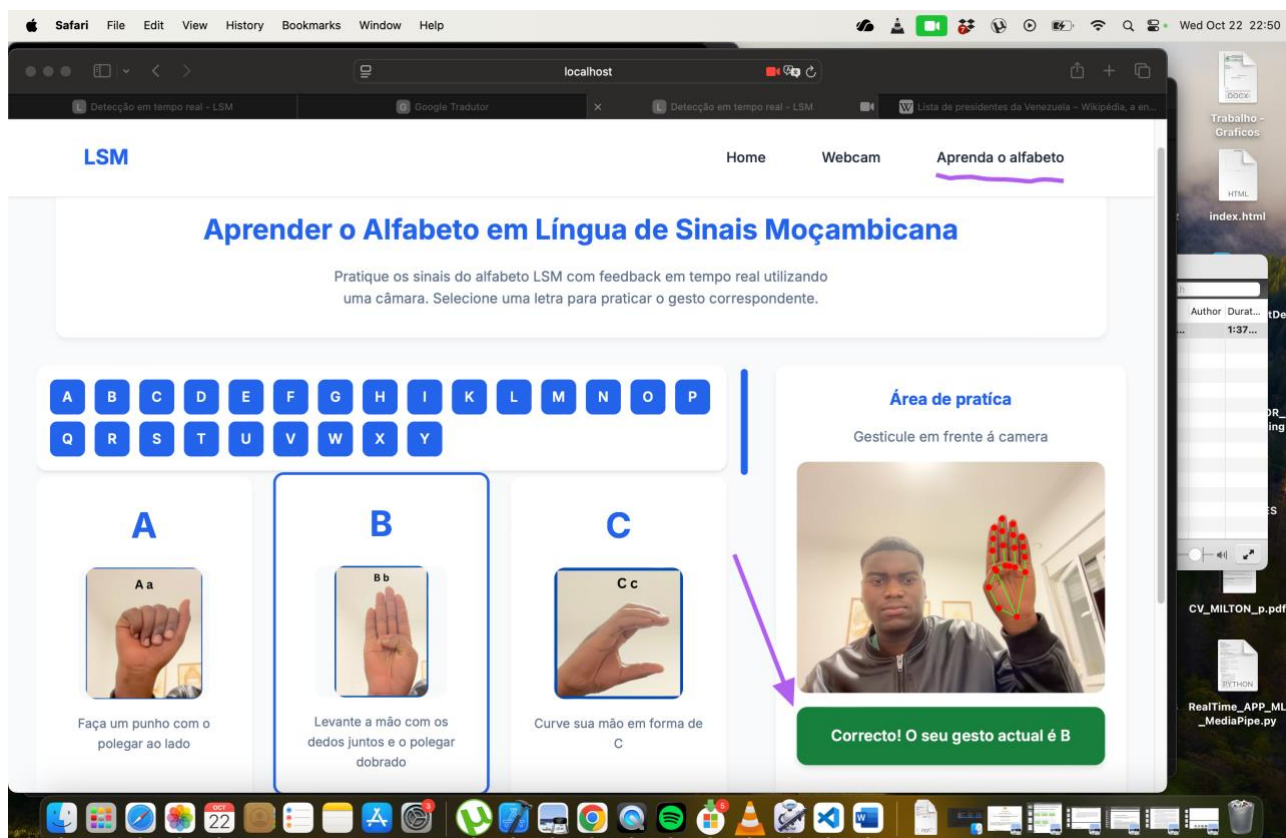


Figura 33: Prática de gesto B, caso de sucesso (fonte: autor)

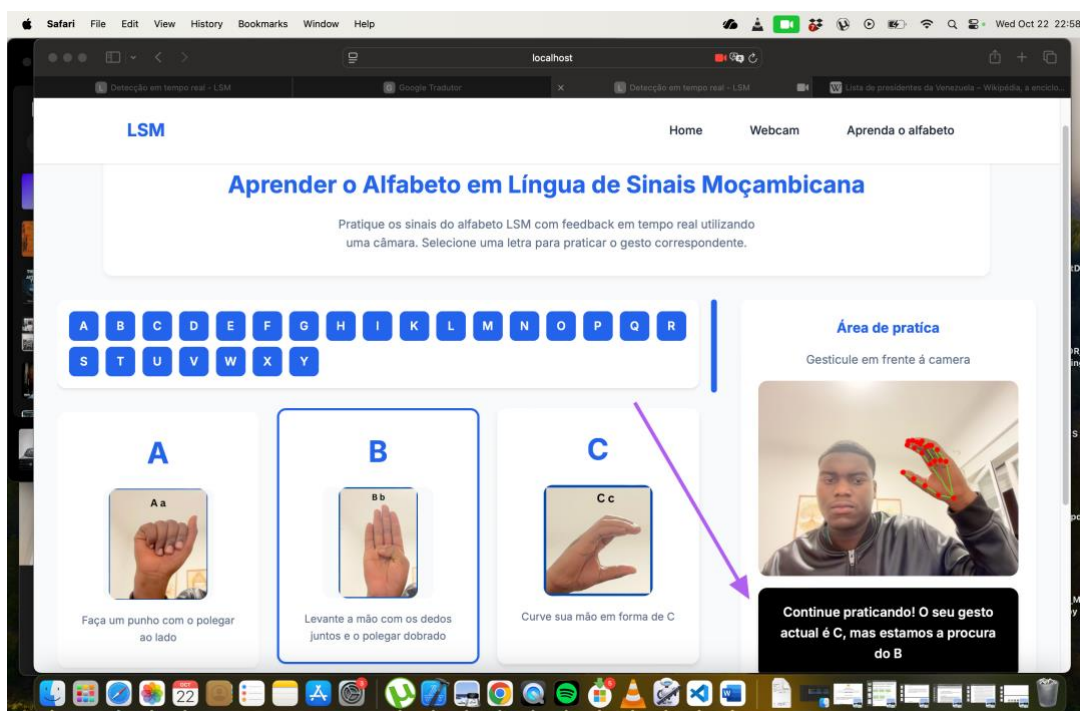


Figura 34: Prática do Gesto B, caso de não sucesso (fonte: autor)