Anais do Congresso Brasileiro de Iniciação Científica
(https://periodicos.unisanta.br/COB)

ISSN 2317-1316

LUVA COM SENSORES DE FLEXÃO E REDE NEURAL ARTIFICIAL INTEGRADA PARA RECONHECIMENTO DE SINAIS SELECIONADOS DE LIBRAS

GLOVE WITH INTEGRATED FLEX SENSORS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR THE RECOGNITION OF SELECTED LIBRAS SIGNS

Cézar Carvalho Barbosa, Felipe Cardoso Brito da Silveira

Colégio Jean Piaget, Ensino Médio, Projeto de Iniciação Científica
E-mail para contato: czrcarbarbosa@gmail.com

RESUMO – Este projeto desenvolveu uma luva inteligente para reconhecer configurações selecionadas da Língua Brasileira de Sinais (Libras), visando apoiar a comunicação entre surdos e ouvintes. Foi construído um protótipo utilizando sensores de flexão, sensor magnético e microcontrolador ESP32. Coletaram-se 23.400 amostras de 13 sinais com três participantes de diferentes níveis de fluência em Libras. A Rede Neural Artificial obteve até 100% de acurácia na validação dependente do usuário, contudo, esse resultado refletia um viés de habitualidade. Na validação Leave-One-Subject-Out (LOSO), a acurácia média atingiu 87,30% (desvio-padrão de 1,84 p.p.). Os resultados indicam viabilidade para os sinais avaliados e apontam a necessidade de sensores que capturem a orientação e o movimento espacial da mão.

Palavras-chave: Libras; Rede Neural Artificial; Sensores de flexão; Validação Leave-One-Subject-Out; Luva inteligente.

ABSTRACT – This project developed a smart glove to recognize selected configurations of the Brazilian Sign Language (Libras), aiming to support communication between deaf and hearing individuals. A prototype was built using flex sensors, a magnetic sensor, and an ESP32 microcontroller. A total of 23,400 samples of 13 signs were collected from three participants with varying fluency levels in Libras. The Artificial Neural Network achieved up to 100% accuracy in user-dependent validation; however, this result reflected habituation bias. In Leave-One-Subject-Out (LOSO) validation, the average accuracy reached 87.30% (standard deviation of 1.84 p.p.). The results indicate feasibility for the evaluated signs and highlight the need for sensors that capture the hand's spatial orientation and movement.

Keywords: Brazilian Sign Language; Artificial Neural Network; Flex sensors; Leave-One-Subject-Out validation; Smart glove.

ISSN 2317-1316

1 INTRODUÇÃO

A comunicação é fundamental para o exercício da cidadania, a autonomia individual e a participação social, uma vez que, por meio dela, as pessoas expressam necessidades, compartilham conhecimentos, estabelecem vínculos e participam ativamente das decisões que afetam suas vidas. No Brasil, entretanto, barreiras comunicacionais estruturais ainda dificultam a interação entre pessoas surdas e ouvintes, especialmente quando não existe um repertório linguístico compartilhado entre os interlocutores. Essa assimetria de comunicação repercute diretamente em atividades cotidianas essenciais, como solicitar informações básicas, acessar serviços públicos de saúde e justiça, realizar atendimentos comerciais, participar equitativamente de ambientes educacionais e estabelecer relações interpessoais autônomas. Nesse cenário, o desenvolvimento de tecnologias assistivas voltadas à comunicação surge como uma possibilidade promissora para aproximar interlocutores, ampliar possibilidades de interação e favorecer a participação plena de pessoas surdas na sociedade.

Dados do Censo Demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística registraram que milhões de brasileiros declaravam apresentar algum grau de deficiência auditiva (IBGE, 2021). Uma parcela significativa dessa população utiliza a Língua Brasileira de Sinais (Libras) como seu principal meio de comunicação e expressão. No âmbito legal, a Lei Federal nº 10.436/2002 representou um marco histórico ao reconhecer a Libras como meio legal de comunicação e expressão no país, enquanto o Decreto nº 5.626/2005 estabeleceu disposições regulamentares para sua difusão, formação de intérpretes e acessibilidade nos serviços públicos (BRASIL, 2002; BRASIL, 2005). Embora esses avanços normativos sejam cruciais para o reconhecimento linguístico e social da comunidade surda, a efetivação da acessibilidade comunicacional no cotidiano depende da disponibilidade contínua de recursos, profissionais capacitados e ferramentas tecnológicas que viabilizem a interação em múltiplos contextos sociais.

O ensino difundido e de qualidade da Libras para toda a sociedade é a solução primordial e indispensável para a inclusão estrutural da comunidade surda. Contudo, em médio e curto prazo, recursos tecnológicos complementares podem atuar como pontes de comunicação entre indivíduos que ainda não compartilham o mesmo repertório linguístico. Dispositivos de reconhecimento automático de sinais, por exemplo, identificam padrões

ISSN 2317-1316

motores e os traduzem em saídas digitais, como texto ou áudio sintetizado. Em situações cotidianas pontuais, esses sistemas podem funcionar como ferramentas assistivas de apoio, auxiliando na mediação comercial, em ambientes de ensino e no estímulo ao contato inicial entre surdos e ouvintes. Importa ressaltar que a relevância social dessas ferramentas reside em ampliar as vias de interação, sem substituir o aprendizado formal da Libras, a cultura surda ou a atuação dos tradutores e intérpretes de língua de sinais, que, porém, não estão disponíveis em todas as situações.

Sob a ótica linguística, a Libras é uma língua natural de modalidade gestual-visual, dotada de uma estrutura gramatical abstrata e complexa própria, desvinculada da estrutura sintática da Língua Portuguesa. Sua organização abrange parâmetros fonológicos primários que atuam na construção dos sinais: a configuração de mão, o ponto de articulação (ou localização), o movimento, a orientação da palma e as expressões não manuais, que envolvem movimentos faciais e corporais (QUADROS; KARNOPP, 2004). A configuração de mão (CM) refere-se à forma assumida pelos dedos e pela palma durante a execução do sinal; o ponto de articulação (PA ou L) indica a região do corpo ou do espaço neutro em que o sinal é produzido; o movimento (M) descreve a trajetória e a dinâmica das mãos; e a orientação da palma (O) aponta a direção espacial da palma. As expressões não manuais (ENM) agregam valores gramaticais, afetivos e sintáticos fundamentais. A presente engenharia assistiva compreende o reconhecimento automático de configurações manuais, parâmetro cujas variações biométricas espaciais e angulares podem ser capturadas por instrumentação eletrônica, e as expressões não manuais, que podem ser utilizadas pelo locutor durante a sinalização. Ademais, unidades de medição inercial (IMU's), como sensores inerciais, podem ser utilizadas para capturar a orientação espacial da mão, permitindo analisar os demais parâmetros.

No estado da arte do reconhecimento automático de línguas de sinais, duas abordagens dominam a literatura: a visão computacional e os dispositivos vestíveis. A visão computacional emprega sensores ópticos e câmeras para extrair características visuais sem contato físico direto. Embora essa estratégia elimine a necessidade de acoplamento físico de dispositivos ao corpo do usuário, o desempenho dos sistemas de visão em cenários não controlados pode ser afetado por iluminação ambiente inadequada, oclusões parciais das

ISSN 2317-1316

mãos, enquadramento e limitações do campo de visão da câmera. Em contrapartida, dispositivos vestíveis instrumentados, como luvas com sensores integrados, adquirem grandezas físicas diretamente no ponto de articulação. Essa medição direta reduz a dependência em relação às condições ópticas e de iluminação do ambiente, embora introduza desafios próprios relacionados ao ruído elétrico de aquisição, variações no posicionamento dos sensores e adaptação mecânica à anatomia da mão.

Pesquisas no campo de dispositivos vestíveis demonstraram a viabilidade técnica de diferentes arranjos sensoriais. Em termos de protótipos e sistemas documentados na literatura, abordou-se a integração de sensores de flexão, acelerômetros e giroscópios em uma luva voltada à língua de sinais ucraniana (WHEELER HALL, Susan., 2012). No âmbito da divulgação tecnológica, ilustrou-se o potencial do uso de luvas instrumentadas para mapear gestos da American Sign Language e convertê-los em saídas audíveis (UNIVERSITY OF WASHINGTON, 2016). Ampliando a fundamentação científica com revisões sistemáticas e estudos formais, analisou-se um panorama de 72 pesquisas sobre reconhecimento de sinais por sensores vestíveis, evidenciando a diversidade de arquiteturas empregadas (KUDRINKO et al., 2021).

A despeito desses avanços globais, a análise da amostragem de estudos mapeados nesta pesquisa revela lacunas metodológicas e práticas específicas. Observa-se que uma parcela significativa dos trabalhos reporta validações do tipo dependente do usuário, nas quais os classificadores são testados com amostras provenientes dos mesmos indivíduos cujos dados compuseram o conjunto de treinamento, o que pode encobrir a influência de padrões motores individuais. Além disso, o custo financeiro elevado associado a sensores de flexão comerciais importados e sistemas proprietários surge como um fator limitante para a reprodutibilidade e a produção de protótipos de menor custo econômico relativo. Ademais, na amostragem de artigos mapeados para a Libras, nota-se uma exploração ainda reduzida de avaliações estruturadas pelo protocolo independentes do usuário aplicadas à classificação de configurações manuais.

Frente a essas lacunas identificadas na literatura consultada, formulam-se duas perguntas de pesquisa centrais: em que medida uma luva instrumentada, integrando sensores de flexão resistivos e um sensor magnético de efeito Hall a uma rede neural do tipo

ISSN 2317-1316

Perceptron Multicamadas, é capaz de classificar configurações manuais selecionadas da Libras em participantes não observados durante o treinamento, mediante avaliação pelo protocolo Leave-One-Subject-Out? Ademais, em que medida sensores de flexão artesanais, confeccionados com materiais de menor custo, apresentam resposta elétrica e consistência experimental que viabilizem seu estudo como alternativa para a aquisição de dados de flexão digital?

Com base nessas questões, estabelece-se a primeira hipótese de pesquisa de que o vetor de características composto por medições de flexão dos dedos e pelo posicionamento magnético do polegar fornece uma representação discriminativa suficiente para que a rede neural atinja um desempenho de classificação superior ao nível de referência aleatório. Para um problema composto por 13 classes sob distribuição amostral equilibrada e escolha equiprovável, a acurácia esperada de um modelo puramente aleatório é de aproximadamente 7,69 por cento. Adicionalmente, formula-se a segunda hipótese de que os sensores de flexão artesanais desenvolvidos apresentam variação de resistência e repetibilidade adequadas para permitir a aquisição de dados em ensaios experimentais comparativos com componentes comerciais.

O fundamento físico da instrumentação proposta baseia-se na conversão de deformações mecânicas e campos magnéticos em grandezas elétricas mensuráveis. A flexão dos dedos produz uma variação de curvatura nos sensores resistivos dispostos sobre as articulações, alterando a resistência elétrica do componente. Para o posicionamento do polegar, utiliza-se um sensor magnético baseado no efeito Hall que responde à variação da densidade do fluxo magnético decorrente da proximidade espacial relativa de um ímã adjacente, produzindo uma diferença de potencial transversal proporcional a essa variação de campo. A integração desses componentes ao microcontrolador ESP32 permite a conversão analógico-digital dos sinais e a composição de um vetor de características utilizado para o processamento computacional.

Para a classificação desses vetores, emprega-se uma Rede Neural Artificial do tipo Perceptron Multicamadas (Multilayer Perceptron — MLP), modelo reconhecido como aproximador universal de funções capaz de mapear relações não lineares complexas entre o espaço de entrada e as categorias desejadas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Para avaliar a capacidade de generalização do modelo diante de variações anatômicas e

ISSN 2317-1316

motoras individuais, adota-se o protocolo de validação cruzada Leave-One-Subject-Out (LOSO), no qual dados de um participante são inteiramente mantidos como conjunto de teste, enquanto os dados dos demais participantes são utilizados no treinamento. Essa estratégia de validação de caráter independente de usuário (user-independent) ajuda a mitigar o "viés de habitualidade", isto é, a tendência da rede neural apresentar um desempenho artificialmente elevado por aprender padrões particulares de como determinados participantes executam as configurações manuais da Libras (GHOLAMIANGONABADI; KISELOV; GROLINGER, 2020). A avaliação quantitativa é realizada por meio de métricas de acurácia, precisão, revocação e F1-score macro, além da matriz de confusão. Complementarmente, investiga-se a viabilidade técnica de sensores de flexão artesanais confeccionados com materiais acessíveis, comparando sua resposta eletromecânica à dos componentes comerciais.

Diante desse arcabouço, o objetivo geral deste estudo é projetar, construir e avaliar quantitativamente uma tecnologia assistiva vestível de baixo custo para o reconhecimento de 13 configurações manuais selecionadas da Libras, investigando o desempenho e a generalização do modelo em participantes não observados durante o treinamento via protocolo Leave-One-Subject-Out, e avaliando a viabilidade técnica de sensores de flexão artesanais em ensaios experimentais de aquisição de dados.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

O presente trabalho caracteriza-se como uma pesquisa aplicada e experimental, fundamentada na concepção, no desenvolvimento e na avaliação empírica de um protótipo vestível voltado para o reconhecimento de configurações manuais da Língua Brasileira de Sinais (Libras). O sistema baseia-se na aquisição de sinais analógicos de tensão gerados por redes de transdutores flexíveis e magnéticos, amostrados por um microcontrolador, transmitidos via interface serial e processados por uma arquitetura de Aprendizado de Máquina (*Machine Learning - ML*). Ademais, investigou-se de forma exploratória a viabilidade de substituição de transdutores comerciais por sensores piezoresistivos artesanais de baixo custo.

A estrutura física do dispositivo vestível foi integrada a uma luva de tecido sintético elástico com acabamento condutivo nas extremidades dos dedos, selecionada para favorecer o

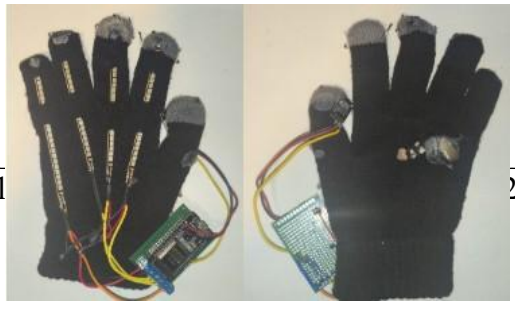
ISSN 2317-1316

ajuste ergonômico à mão dos participantes e a compatibilidade com superfícies sensíveis ao toque. A configuração sensorial principal consistiu em quatro sensores resistivos de flexão comerciais de 4,5 polegadas, dispostos longitudinalmente sobre o dorso dos dedos indicador, médio, anelar e mínimo, de modo a registrar a variação de resistência elétrica associada à curvatura das articulações metacarpofalângicas e interfalângicas. Vale destacar que o cronograma de aquisição enfrentou percalços logísticos institucionais: diversas compras de sensores comerciais de múltiplos fornecedores vieram de lotes defeituosos, o que impôs atrasos operacionais. Tal restrição temporal, somada a conflitos com o calendário de entregas da instituição, impossibilitou a expansão do arranjo físico, delimitando a instrumentação final aos quatro sensores de flexão e magnéticos e impossibilitando o uso de sensores inerciais.

Para o mapeamento do posicionamento do polegar, utilizou-se um sensor analógico de Efeito Hall instalado próximo à falange distal, operando em conjunto com um ímã permanente posicionado na região infra-digital abaixo do dedo mínimo. O sensor mede a variação da densidade do fluxo magnético decorrente da proximidade espacial relativa entre o ímã e o transdutor, gerando variações na tensão de saída utilizadas para diferenciar as configurações gestuais.

A caracterização dos sensores foi feita com o apoio de uma matriz de contatos (*protoboard*) para testes preliminares, utilizando circuitos divisores de tensão com resistores fixos em série para converter as variações de resistência dos transdutores em quedas de tensão variáveis. As saídas analógicas dos sensores foram conectadas às portas de entrada de um microcontrolador ESP32. O conversor analógico-digital (ADC) do microcontrolador converteu as tensões de entrada em leituras digitais de 12 bits, representadas na faixa discreta e 0 a 4095. O *firmware* embarcado estruturou as leituras dos cinco sensores em um vetor de características e o transmitiu via comunicação serial a uma taxa de transmissão de 115.200 bauds para um computador pessoal. A disposição final dos transdutores na luva vestível, bem como a integração dos circuitos e do microcontrolador, está ilustrada na Figura 1.

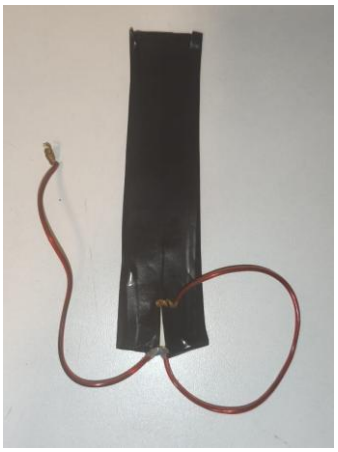
Figura 1: Frente e verso do protótipo final.



ISSN 2317-1316

Como etapa investigativa paralela, avaliou-se a fabricação artesanal de sensores de flexão de baixo custo utilizando papel cartão como substrato estrutural, tiras de fita de papel alumínio como eletrodos e papel sulfite impregnado com depósitos de grafite — obtidos por meio de fricção manual com lápis 6B — como elemento piezoresistivo ativo. O conjunto foi revestido com fita isolante polimérica e adesivo termoplástico (cola quente) nas junções para alívio de tensão mecânica e proteção das conexões elétricas.

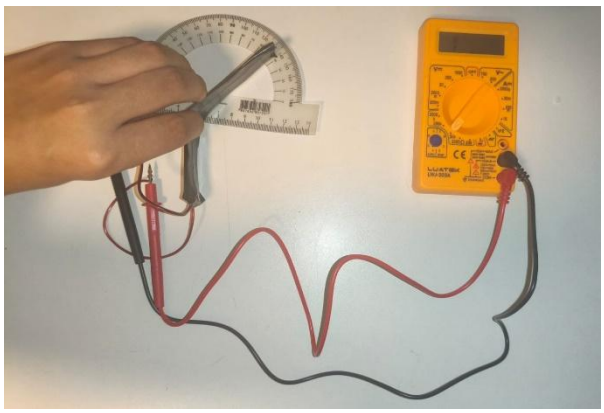
Figura 2: Sensor de flexão artesanal.



Para a caracterização eletromecânica preliminar, um exemplar do sensor artesanal foi fixado fixados em uma bancada goniométrica (transferidor) e submetido a deformações angulares discretas nos ângulos nominais de 0°, 30°, 45°, 60° e 90°, realizando-se vinte repetições por patamar angular para avaliar a repetibilidade mecânica. A resposta elétrica foi monitorada por meio de um multímetro digital na função ohmímetro, registrando a variação da resistência elétrica em função da deformação angular imposta. A resposta dos transdutores foi registrada para cada ângulo e repetição, permitindo comparar a variação da resistência elétrica e avaliar a adequação estrutural dos sensores artesanais à instrumentação do protótipo.

Figura 3: Representação ilustrativa da caracterização eletromecânica preliminar.

ISSN 2317-1316



A caracterização eletromecânica em bancada goniométrica manual foi concebida como uma etapa exploratória de triagem preliminar para avaliar a viabilidade funcional dos transdutores artesanais. Tendo em vista que os ensaios preliminares evidenciaram expressiva instabilidade elétrica e elevada sobreposição nas faixas de resistência entre diferentes patamares angulares, bem como elevado coeficiente de variação e amplitude relativa — demonstrando a inadequação do componente para os requisitos de precisão do algoritmo de Aprendizado de Máquina —, optou-se por não estender os ensaios a metodologias de teste automatizadas mais complexas. Essa constatação direcionou o foco experimental estritamente à instrumentação comercial no protótipo final.

O protocolo de amostragem dos sinais para o banco de dados (dataset) do sistema envolveu três voluntários com distintos níveis de proficiência em Libras, compreendendo um usuário com conhecimento intermediário (estudante pesquisador), um indivíduo sem experiência prévia guiado durante a coleta e uma docente especialista na língua de sinais. O repertório gestual abrangeu treze classes, compostas por seis numerais (0 a 5), seis caracteres alfabéticos (A, B, C, D, E e I) e o sinal composto correspondente à expressão "Te amo".

Figura 4: Sinais numéricos executados pela especialista participante.

ISSN 2317-1316

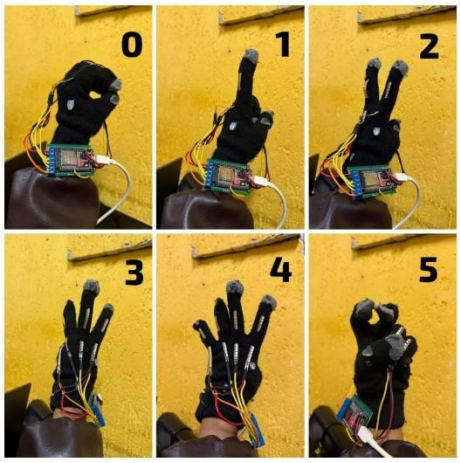


Figura 5: Sinais alfabéticos executados pela especialista participante.

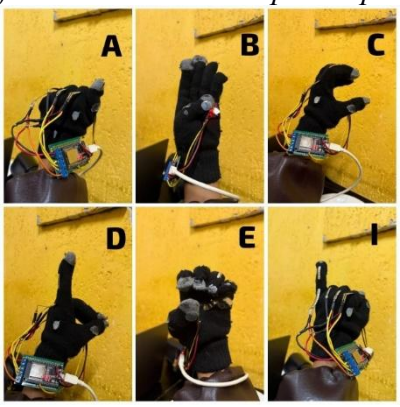


Figura 6: Sinal discursivo executados pela especialista participante.



A aquisição foi organizada em duas sessões por participante, estruturadas em três baterias completas de amostragem. Em cada bateria, o voluntário executou cada um dos treze gestos realizando duas coletas de cem amostras instantâneas consecutivas por classe, totalizando 13 × 2 × 100 × 3 = 7.800 registros por participante, e consolidando um banco de

ISSN 2317-1316

dados global de 23.400 amostras. Durante a captura de cada bloco, os participantes mantiveram a configuração manual estática para reduzir variações decorrentes de movimentos involuntários, sendo permitidas pausas para descanso entre as baterias conforme a necessidade individual. Cada linha do conjunto de dados registrou o identificador do participante, as leituras dos cinco sensores e o rótulo numérico correspondente à classe gestual.

O processamento, a modelagem e a análise estatística foram conduzidos na linguagem Python (versão 3.12.10) utilizando os *frameworks* TensorFlow e Keras em ambiente de desenvolvimento integrado (Visual Studio Code). A arquitetura de Aprendizado de Máquina adotada foi uma Rede Neural Artificial (RNA) do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP). A estrutura compreendeu uma camada de entrada com cinco neurônios correspondentes aos canais sensoriais, seguida por três camadas ocultas contendo 32, 16 e 8 neurônios, respectivamente, todas ativadas pela função de não-linearidade ReLU. A camada de saída conteve 13 neurônios associados à função de ativação *Softmax*.

O treinamento supervisionado foi feito com o otimizador Adam, minimizando a função de perda *sparse_categorical_crossentropy*, ao longo de 80 épocas, com tamanho de lote de 32 e embaralhamento das amostras ativado (*shuffle=True*). Uma semente global de aleatoriedade (*SEED = 42*) foi fixada para favorecer a reprodutibilidade dos pesos iniciais da rede.

Para avaliar a capacidade de generalização do sistema diante de variações anatomofisiológicas interpessoais e reduzir a influência do "viés de habitualidade", adotou-se o protocolo de validação cruzada *Leave-One-Subject-Out* (LOSO) em três rodadas. Em cada iteração, os dados de um único participante (7.800 amostras) foram integralmente isolados como conjunto de teste externo, sem participação em nenhuma etapa de ajuste ou padronização.

Os dados dos outros dois participantes (15.600 amostras) compuseram o conjunto de desenvolvimento, sendo subdivididos por amostragem estratificada linha por linha (*train_test_split*), com proporção de 80% para treinamento e 20% para validação interna). A padronização das variáveis foi realizada utilizando a classe *StandardScaler*, cujos parâmetros de média e desvio-padrão foram calculados estritamente sobre o subconjunto de treinamento

ISSN 2317-1316

de cada rodada e aplicados em seguida aos conjuntos de validação interna e de teste externo, prevenindo o vazamento de dados (*data leakage*).

Após a conclusão da avaliação por protocolo LOSO, treinou-se um modelo final destinado à aplicação no protótipo em tempo real, utilizando a totalidade das 23.400 amostras disponíveis. O respectivo objeto de padronização (*StandardScaler*) foi ajustado sobre esse mesmo conjunto completo, e ambos os artefatos foram salvos. Esse modelo de produção foi distinguido dos modelos empregados no LOSO, cujas métricas constituíram a base exclusiva da análise de generalização.

O desempenho quantitativo do sistema foi avaliado por meio da acurácia global, da precisão *macro*, da revocação *macro* e do *F1-score macro*. Para cada rodada LOSO, foram calculadas as métricas correspondentes ao participante reservado para teste, e os resultados das três rodadas foram sintetizados por meio da média aritmética e do desvio-padrão amostral. Adicionalmente, construíram-se matrizes de confusão individuais por rodada e uma matriz acumulada, com o objetivo de identificar as classes gestuais mais frequentemente confundidas pelo classificador.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os testes preliminares de caracterização estática do sensor de flexão artesanal confirmaram a variação de sua resistência elétrica em função da deformação mecânica, comportamento diretamente compatível com o princípio de transdução piezoresistiva.

Tabela 1. Comparação da resistência dos sensores, amplitude relativa das faixas do sensor artesanal e o desvio-padrão do sensor comercial.

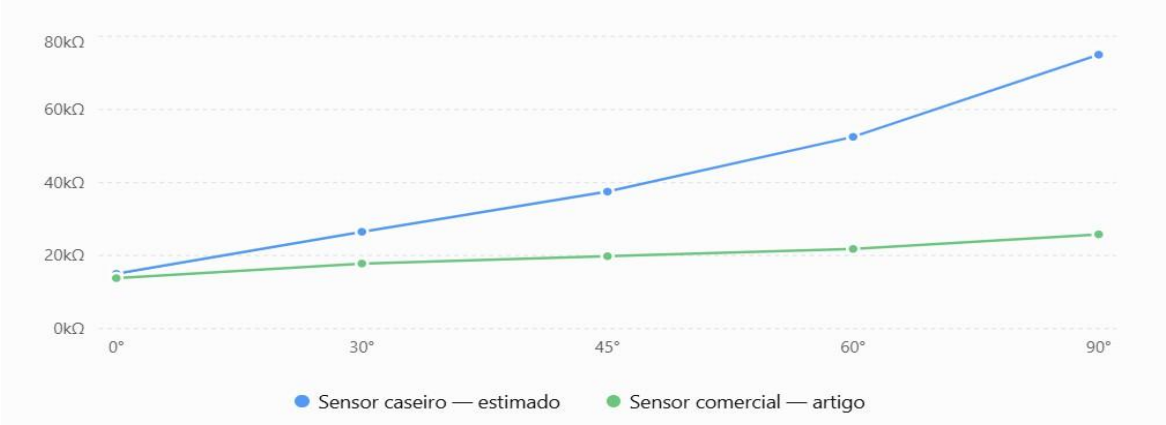
Ângulo (°)	Sensor Caseiro (kΩ)	Amplitude Relativa (%)	Sensor Comercial (kΩ)	Desvio-Padrão (%)
0	10–20	66,7	13,8	~2
30	18–35	64,2	7,8	~2
45	25–50	66,7	19,8	~2
60	35–70	66,7	21,8	~2
90	50–100	66,7	25,8	~2
Nota: O símbolo (~) indica valores aproximados conforme constam na fonte				

Fonte: Elaborado com dados do Autor (2026) e Saggio (2016).

ISSN 2317-1316

Apesar disso, constatou-se que o componente caseiro apresentou elevada amplitude relativa e sobreposição acentuada das faixas de resistência entre diferentes angulações, acompanhadas por um desvio-padrão e coeficiente de variação de 56,6%. Esse comportamento evidencia uma alta dispersão dos valores e instabilidade do material, atribuída à heterogeneidade da camada condutiva artesanal e às limitações do processo manual de fabricação e encapsulamento, o que dificulta o estabelecimento de uma relação unívoca entre resistência elétrica e ângulo de flexão. Em contrapartida, os sensores comerciais demonstraram maior repetibilidade, estabilidade na coleta dos sinais elétricos e um desvio-padrão significativamente menor, conforme atestado na literatura (SAGGIO, 2016).

Gráfico 1. Comparação entre os pontos médios estimados do sensor artesanal e os valores do sensor comercial



Fonte: Elaborado com dados do Autor (2026) e Saggio (2016).

O Gráfico 1 ilustram essa comparação, evidenciando o aumento mais regular e gradual dos valores comerciais em relação à larga dispersão do sensor caseiro — fator determinante que embasou a decisão de empregar exclusivamente os sensores comerciais no protótipo final.

Na avaliação inicial do protótipo vestível sob o protocolo *Train-Test Split* dependente do usuário (*user-dependent*), a rede neural obteve uma acurácia de 99,74% para o participante sem experiência prévia, atingindo 100,00% de acerto tanto para o estudante pesquisador quanto para a docente de Libras. No entanto, conforme apontado em estudos de aprendizado de máquina aplicados a interfaces homem-computador, esses índices elevados decorrem do viés de habitualidade (dependência intra-sujeito). A presença de padrões anatômicos e motores idênticos do mesmo indivíduo em ambos os conjuntos de treino e teste superestima a

ISSN 2317-1316

capacidade real de generalização do sistema, razão pela qual esses valores foram considerados estritamente como uma prova de conceito inicial.

Para superar esse viés e avaliar a real capacidade de generalização do sistema frente a novos usuários, aplicou-se o protocolo de validação cruzada *Leave-One-Subject-Out* (LOSO). Nessa abordagem, os dados de cada participante foram mantidos integralmente fora do treinamento e testados de forma isolada. O modelo processou um total de 23.400 amostras distribuídas em três rodadas (7.800 amostras por participante), registrando 20.428 classificações corretas e 2.972 incorretas, o que resultou em uma acurácia global média de 87,30%.

Tabela 2. Métricas quantitativas da Rede Neural Artificial na avaliação LOSO.

Participante utilizado no teste	**Acurácia**	**Precisão Macro**	**Revocação Macro**	**F1-score macro**
Estudante Pesquisador	89,49%	90,10%	89,49%	89,16%
Pessoa sem experiência em Libras	84,97%	86,55%	84,97%	84,45%
Professora de Libras	87,44%	91,98%	87,44%	85,42%
Média	87,30%	89,54%	87,30%	86,34%

Fonte: Elaborado pelo Autor (2026).

As acurácias individuais variaram de 84,97% a 89,49%, com um desvio-padrão amostral de 1,84 ponto percentual entre as rodadas. O melhor desempenho foi obtido ao utilizar o estudante pesquisador como conjunto de teste (89,49%), seguido pela professora de Libras (87,44%) e pela participante sem experiência prévia em Libras (84,97%), conforme detalhado na Tabela 2. A queda da acurácia no protocolo LOSO em comparação ao teste *user-dependent* comprova o impacto do viés de habitualidade, sublinhando a indispensabilidade de métodos rigorosos de validação cruzada para atestar a robustez de protótipos assistivos diante das variações anatomofisiológicas e estilísticas interpessoais.

A análise detalhada por classe revelou que as métricas globais não se distribuem uniformemente. As classes correspondentes aos sinais 2, 3, 4, B, I e “te amo” apresentaram os melhores resultados, com elevados índices de revocação e F1-score. Em contrapartida, as principais dificuldades de classificação concentraram-se nas classes 0, A, C e D, que

ISSN 2317-1316

registraram menores valores de revocação e F1-score em ao menos uma das avaliações.

Tabela 3. Principais confusões na matriz acumulada.

Classe real	Classe prevista	Quantidade	Percentual da classe real
A	0	657	36,5%
0	A	499	27,7%
D	1	497	27,6%
0	C	291	16,2%
C	0	238	13,2%

Fonte: Elaborado pelo Autor (2026).

A matriz de confusão acumulada evidenciou que os erros de classificação não ocorreram de forma aleatória, concentrando-se em ambiguidades específicas (Tabela 3). A maior incidência de erro ocorreu entre as classes A e 0: 657 amostras da classe A foram classificadas incorretamente como 0 (equivalente a 36,5% das amostras reais de A) e 499 amostras de 0 foram rotuladas como A (27,7% das amostras reais de 0). Outras confusões expressivas ocorreram entre as classes D e 1 (onde 497 amostras de D, ou 27,6%, foram confundidas com 1, e 132 amostras de 1, ou 7,3%, foram confundidas com D) e entre as classes 0 e C (291 amostras de 0 classificadas como C e 238 de C como 0). Tais convergências indicam que essas configurações manuais geram padrões de sinais elétricos parciais semelhantes para o conjunto de sensores adotado, aspecto intensificado pela instrumentação do polegar baseada em um único sensor magnético analógico.

Ademais, o sistema apresentou limitações estruturais decorrentes da ausência de uma Unidade de Medição Inercial (IMU) no protótipo final, uma vez que as principais confusões foram entre sinais que divergem pela orientação espacial dos dedos. Tal deficiência foi motivada por entregas de componentes defeituosos por fornecedores, o que provocou um atraso que conflitou com o cronograma institucional. Como consequência, os sensores empregados ficaram restritos à captura da configuração dos dedos e da posição relativa do polegar, sendo incapazes de registrar parâmetros cinemáticos essenciais para Libras, como a orientação espacial da mão e a trajetória do movimento (características de sinais dinâmicos). Embora a integração futura de acelerômetros e giroscópios possibilite expandir o escopo informacional do classificador, a efetividade dessa melhoria deverá ser validada empiricamente em investigações futuras.

ISSN 2317-1316

Apesar de tais limitações, o desenvolvimento resultou em um protótipo vestível integrado, na estruturação de um banco de dados inédito composto por 23.400 amostras e na consolidação de um modelo MLP avaliado sob condições estritas de teste com usuários externos. A acurácia média de 87,30% obtida no protocolo LOSO comprova a viabilidade técnica da arquitetura proposta para o reconhecimento automatizado de 13 configurações estáticas da mão.

Além da validação técnica e computacional, conduziu-se um levantamento dos custos diretos de fabricação para estabelecer a viabilidade financeira da arquitetura desenvolvida:

Tabela 4. Custos.

Material	**Preço unitário (R$)**	**Unidades**	**Preço total (R$)**
Sensor de flexão 4.5”	170,00	4	680,00
Microcontrolador ESP32	40,75	1	40,75
Luva de tecido Touch Screen	14,87	1	14,87
Sensor analógico magnético	14,90	1	14,90
Sensor de flexão caseiro	2,67	1	2,67
Protótipo final	----	1	750,52

Fonte: Elaborado pelo Autor (2026).

A construção de uma unidade funcional da luva instrumentada demandou um investimento direto de R$ 750,52 em componentes e insumos de bancada. Esse montante é composto por R$ 680,00 referentes a quatro sensores de flexão de 4,5", R$ 40,75 pelo microcontrolador ESP-32, R$ 14,87 pela luva de tecido *Touch Screen* e R$ 14,90 pelo sensor analógico magnético, projetando um custo de R$ 1.501,04 para a instrumentalização do par completo.

Quando comparado ao panorama global de soluções comerciais para captura de movimento, o modelo de baixo custo proposto destaca-se pela alta atratividade financeira. Plataformas consolidadas na literatura técnica, como a série 5DT Data Glove 5 Ultra (5 sensores) e a 14 Ultra (14 sensores), possuem valores comerciais catalogados a partir de US$ 995,00 e US$ 5.495,00 por unidade, respectivamente (5DT, 2023). Em patamares industriais avançados, sistemas de alta densidade sensorial como a CyberGlove III (18 a 22 sensores) alcançam patamares da ordem de US$ 15.000,00 (POWELL, 2016). Embora tais dispositivos comerciais ofereçam ecossistemas proprietários, robustez industrial e suporte a gestos dinâmicos complexos, o protótipo desenvolvido cumpre seus objetivos funcionais centrais a

ISSN 2317-1316

uma fração irrisória desse investimento, atestando o potencial da plataforma em democratizar o acesso a ferramentas de tecnologia assistiva.

Por fim, a transição da montagem artesanal em bancada para uma linha de produção industrial apresenta perspectivas favoráveis para a otimização da lista de materiais (*Bill of Materials* - BOM). Em etapas posteriores do projeto, a economia de escala permitirá reduzir expressivamente o custo unitário mediante a aquisição de componentes diretamente de fabricantes OEM, a substituição da fiação manual por Placas de Circuito Impresso Flexíveis (FPCB) integradas ao próprio tecido e a padronização do corte têxtil fabril, diretrizes que guiarão os próximos estudos de viabilidade mercadológica.

4 CONCLUSÃO

O presente estudo atingiu seu objetivo principal ao projetar, integrar e validar um protótipo vestível de baixo custo para o reconhecimento automatizado de 13 sinais estáticos da Língua Brasileira de Sinais (Libras), consolidando uma arquitetura composta por quatro sensores comerciais de flexão, um sensor analógico magnético de Efeito Hall e um microcontrolador ESP32, integrada a um banco de dados autoral com 23.400 amostras. Os resultados demonstraram que, embora a validação dependente do usuário (*user-dependent*) tenha alcançado até 100,00% de acurácia, o protocolo de validação cruzada *Leave-One-Subject-Out* (LOSO) comprovou-se indispensável para mitigar o viés de habitualidade e atestar a real capacidade de generalização do sistema, obtendo uma acurácia global média de 87,30% (±1,84%) para novos usuários. Sob a perspectiva financeira, o custo direto unitário de R$ 750,52 em bancada confirma a alta atratividade econômica da plataforma em comparação aos sistemas comerciais de captura de movimento. As principais limitações residem na confusão entre classes com configurações manuais anatomicamente semelhantes (como os pares A/0 e D/1) e na ausência de Unidades de Medição Inercial (IMU’s) devido a entraves logísticos com fornecedores, o que restringiu o sistema a sinais estáticos. Como trabalhos futuros, pretende-se incorporar módulos inerciais (como o MPU-6050) e arquiteturas neurais para séries temporais (LSTM/GRU), viabilizando o reconhecimento de sinais dinâmicos e a expansão para o alfabeto dactilológico completo, além do aumento do numérico do conjunto de participantes. Agradece-se expressamente ao apoio institucional, à orientação e

ISSN 2317-1316

acompanhamento dedicado da coordenadora da disciplina e do coorientador, à colaboração dos voluntários que participaram da coleta de dados e, sobretudo, a Deus.

5 DECLARAÇÃO DE USO DE IA

Não foram utilizadas ferramentas de IA no desenvolvimento desse artigo.

6 REFERÊNCIAS

BRASIL. **Decreto nº 5.626, de 22 de dezembro de 2005**. Regulamenta a Lei nº 10.436, de 24 de abril de 2002, e o art. 18 da Lei nº 10.098, de 19 de dezembro de 2000. *Diário Oficial da União*: seção 1, Brasília, DF, 23 dez. 2005.

BRASIL. **Lei nº 10.436, de 24 de abril de 2002**. Dispõe sobre a Língua Brasileira de Sinais – Libras e dá outras providências. Brasília, DF: Presidência da República, 2002. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/l10436.htm.

FIFTH DIMENSION TECHNOLOGIES (5DT). **5DT Data Glove 5 Ultra and 14 Ultra user's manual**. [S. l.]: 5DT, 2023. Disponível em: http://www.5dt.com.

GHOLAMIANGONABADI, D.; KISELOV, N.; GROLINGER, K. Deep neural networks for human activity recognition with wearable sensors: leave-one-subject-out cross-validation for model selection. *IEEE Access*, v. 8, p. 133982–133994, 2020. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010715.

GOODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua; COURVILLE, Aaron. **Deep learning**. Cambridge, MA: MIT Press, 2016. Disponível em: https://aikosh.indiaai.gov.in/static/Deep+Learning+Ian+Goodfellow.pdf.

IBGE. **PNS 2019: país tem 17,3 milhões de pessoas com algum tipo de deficiência**. Rio de Janeiro: IBGE, 2021. Disponível em: https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-sala-de-imprensa/2013-agencia-de-noticias/releases/31445-pns-2019-pais-tem-17-3-milhoes-de-pessoas-com-algum-tipo-de-deficiencia.

KUDRINKO, K. et al. Wearable sensor-based sign language recognition: a comprehensive review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, v. 14, p. 82–97, 2021. DOI: https://doi.org/10.1109/RBME.2020.3019769.

POWELL, S. A. **A review of anthropomorphic robotic hand technology and data glove**. 2016. Dissertação (Mestrado) — Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, 2016.

QUADROS, Ronice Müller de; KARNOPP, Lodenir Becker. **Língua de sinais brasileira: estudos linguísticos**. Porto Alegre: Artmed, 2004.

SAGGIO, G. A comprehensive investigation of the electrical features of commercial resistive flex sensors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ALL MODERN SENSORS AND APPLICATIONS, 1., 2016, Venice. **Proceedings [...].** Venice: IARIA, 2016.

UNIVERSITY OF WASHINGTON. **UW undergraduate team wins $10,000 Lemelson-MIT Student Prize for gloves that translate sign language**. *University of Washington*

ISSN 2317-1316

News, Seattle, 12 abr. 2016. Disponível em: https://www.washington.edu/news/2016/04/12/uw-undergraduate-team-wins-10000-lemelson-mit-student-prize-for-gloves-that-translate-sign-language/.

WHEELER HALL, Susan. **Enable Talk gloves**. [S. l.: s. n.], [s. d.]. Disponível em: https://susanwheelerhall.com/enable-talk/.