



**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO PIAUÍ
CAMPUS ANGICAL DO PIAUÍ
TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS**

CARLOS FERNANDO QUEIROZ DE OLIVEIRA

**TECNOLOGIA VESTÍVEL APLICADA À SEGURANÇA DE PESSOAS COM
SURDEZ: Proposta de um Dispositivo Inteligente para Reconhecimento de
Sons de Emergência e Emissão de Alertas Visuais e Táteis**

ANGICAL DO PIAUÍ

2026

CARLOS FERNANDO QUEIROZ DE OLIVEIRA

TECNOLOGIA VESTÍVEL APLICADA À SEGURANÇA DE PESSOAS COM
SURDEZ: Proposta de um Dispositivo Inteligente para Reconhecimento de Sons de
Emergência e Emissão de Alertas Visuais e Táteis

Trabalho de Conclusão de Curso (artigo científico) apresentado como exigência parcial para obtenção do diploma do Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Piauí, Campus Angical do Piauí.

Orientador: Prof. Esp. Francisco Edson Rodrigues Cavalcante.

ANGICAL DO PIAUÍ

2026

TECNOLOGIA VESTÍVEL APLICADA À SEGURANÇA DE PESSOAS COM SURDEZ: Proposta de um Dispositivo Inteligente para Reconhecimento de Sons de Emergência e Emissão de Alertas Visuais e Táteis

Carlos Fernando Queiroz de Oliveira¹
Francisco Edson Rodrigues Cavalcante²

RESUMO

Este trabalho propõe um dispositivo baseado em inteligência artificial para ampliar a segurança de pessoas com surdez por meio do reconhecimento de sons de emergência e da emissão de alertas visuais e táteis. O objetivo é desenvolver uma solução capaz de identificar eventos sonoros críticos e convertê-los em formas acessíveis de comunicação. A fundamentação teórica aborda surdez, acessibilidade, tecnologias assistivas, dispositivos vestíveis e inteligência artificial embarcada para reconhecimento sonoro. A metodologia caracteriza-se como pesquisa aplicada, de abordagem mista e objetivos exploratórios, descritivos e experimentais, envolvendo revisão bibliográfica, definição da arquitetura da solução e construção de um modelo de classificação baseado em redes neurais convolucionais. Os resultados demonstram que o modelo alcançou acurácia de 86,40%, evidenciando capacidade de distinguir sons de emergência de ruídos ambientais. Conclui-se que a solução contribui para ampliar a acessibilidade e segurança de pessoas com surdez, servindo como base para futuras implementações e validações em ambientes reais.

Palavras-chave: deficiência auditiva; tecnologia assistiva; inteligência artificial; reconhecimento de eventos sonoros; acessibilidade.

ABSTRACT

This study proposes an artificial intelligence-based device designed to enhance the safety of deaf individuals by recognizing emergency sounds and issuing visual and tactile alerts. The objective is to develop a solution capable of identifying critical sound events and converting them into accessible forms of communication. The theoretical framework covers deafness, accessibility, assistive technologies, wearable devices, and embedded artificial intelligence for sound recognition. The methodology is characterized as applied research employing a mixed-methods approach and exploratory, descriptive, and experimental objectives; it involves a literature review, the definition of the solution's architecture, and the development of a classification model based on convolutional neural networks. The results demonstrate that the model achieved an accuracy of 86.40%, highlighting its ability to distinguish emergency sounds from ambient noise. It is concluded that the solution contributes to improving accessibility and safety for deaf individuals, serving as a foundation for future implementations and validations in real-world environments.

Keywords: hearing impairment; assistive technology; artificial intelligence; sound event recognition; accessibility.

¹ Graduando em Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas. Instituto Federal do Piauí (IFPI), Campus Angical do Piauí. E-mail: cf9893220@gmail.com.

² Graduado em Sistemas de Informação e especialista em Informática na Educação. Professor efetivo do Instituto Federal do Piauí (IFPI), Campus Angical do Piauí. E-mail: edsoncavalcante@ifpi.edu.br.

Data de aprovação: 29/07/2026

1 INTRODUÇÃO

A promoção da acessibilidade e da autonomia de pessoas com deficiência tem impulsionado o desenvolvimento de tecnologias assistivas cada vez mais integradas à computação vestível (*wearable computing*). A incorporação de sensores inteligentes e processamento embarcado possibilitou o desenvolvimento de dispositivos capazes de monitorar o ambiente e fornecer respostas em tempo real para aplicações voltadas à saúde, à mobilidade e à segurança (Nascimento, 2020).

Segundo a Lei Brasileira de Inclusão da Pessoa com Deficiência (Lei nº 13.146/2015), a tecnologia assistiva compreende recursos destinados a promover a funcionalidade, a autonomia e a participação social das pessoas com deficiência (Brasil, 2015). No caso da surdez, os Estudos Surdos reconhecem sua dimensão linguística e cultural, tendo a Língua Brasileira de Sinais (Libras), reconhecida pela Lei nº 10.436/2002, como elemento central da identidade da comunidade surda (Brasil, 2002; Skliar, 1998; Strobel, 2008).

De acordo com a World Health Organization (WHO, 2021), aproximadamente 1,5 bilhão de pessoas convivem com algum grau de perda auditiva no mundo, das quais mais de 430 milhões apresentam deficiência auditiva incapacitante. As projeções indicam que esse número poderá ultrapassar 2,5 bilhões até 2050, evidenciando a necessidade de soluções que ampliem a acessibilidade e a segurança dessa população.

Apesar dos avanços legais e tecnológicos, pessoas com surdez ainda enfrentam dificuldades em situações de emergência, uma vez que grande parte dos sistemas de alerta utiliza exclusivamente sinais sonoros. Nesse contexto, a conversão de sons em estímulos visuais ou táteis apresenta-se como uma alternativa para ampliar o acesso a informações críticas (Kaczmarek *et al.*, 1991).

Os avanços da Inteligência Artificial e dos dispositivos vestíveis ampliaram as possibilidades de reconhecimento automático de sons e emissão de alertas (Abdoli *et al.*, 2019). Entretanto, observa-se uma lacuna na disponibilidade de dispositivos vestíveis autônomos voltados especificamente à segurança de pessoas com surdez, especialmente aqueles capazes de realizar processamento local, reduzindo a

dependência de *smartphones*, da conectividade contínua e de serviços em nuvem (Jain *et al* 2020; Hayyolalam *et al.*, 2022).

Diante disso, o problema de pesquisa deste estudo consistiu na seguinte questão: como um dispositivo vestível baseado em Inteligência Artificial pode contribuir para ampliar a segurança de pessoas com surdez por meio da identificação automática de sons de emergência e da emissão de alertas visuais e táteis em tempo real?

O objetivo geral deste trabalho é propor um dispositivo vestível destinado à segurança de pessoas com surdez, capaz de reconhecer sons de emergência utilizando técnicas de Inteligência Artificial e convertê-los em alertas visuais e táteis. Como objetivos específicos, busca-se: (a) discutir as vulnerabilidades enfrentadas por pessoas com surdez em situações de emergência; (b) analisar o potencial das tecnologias assistivas e dos dispositivos vestíveis na promoção da acessibilidade e da segurança; (c) propor a arquitetura de um dispositivo vestível para identificação de sons de emergência; e (d) descrever o modelo de classificação sonora baseado em Inteligência Artificial que servirá como núcleo do sistema embarcado.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção apresenta os fundamentos teóricos que sustentam o desenvolvimento deste trabalho. São abordados conceitos relacionados à surdez, à acessibilidade e às barreiras comunicacionais em situações de emergência. Também são discutidas as tecnologias assistivas, os dispositivos vestíveis e a aplicação da inteligência artificial no reconhecimento de eventos sonoros. Esses fundamentos contribuem para a compreensão da solução tecnológica proposta.

2.1 SURDEZ, IDENTIDADE E ACESSIBILIDADE SOB A PERSPECTIVA DOS ESTUDOS SURDOS

Os Estudos Surdos apresentam uma compreensão da surdez que ultrapassa a visão exclusivamente clínica e biomédica, reconhecendo-a como uma experiência marcada por aspectos linguísticos, culturais e sociais (Skliar, 1998). Nessa perspectiva, a surdez não é definida apenas pela ausência ou redução da

capacidade auditiva, mas pelas formas de interação, comunicação e construção identitária desenvolvidas pela comunidade surda. Strobel (2008) destaca que os sujeitos surdos compartilham experiências visuais, valores culturais e práticas sociais próprias, enquanto Quadros (2004) evidencia que a Língua Brasileira de Sinais (Libras) constitui um sistema linguístico completo, essencial para o desenvolvimento cognitivo, social e comunicacional dessas pessoas.

As diferentes concepções sobre a surdez influenciam diretamente a maneira como são formuladas políticas públicas, práticas sociais e estratégias de inclusão. Enquanto o modelo clínico historicamente direcionou sua atenção para a reabilitação da perda auditiva, as abordagens fundamentadas nos Estudos Surdos e nos direitos humanos enfatizam a eliminação de barreiras, o reconhecimento da identidade surda e a garantia de participação social em condições de equidade (Skliar, 1998; Perlin, 2013). Dessa forma, a acessibilidade passa a ser compreendida não apenas como uma adaptação individual, mas como uma responsabilidade dos ambientes, serviços e sistemas destinados à população.

Nesse contexto, a valorização da língua e da cultura surda possui papel fundamental para assegurar autonomia e participação social. No Brasil, o reconhecimento da Libras como meio legal de comunicação e expressão foi estabelecido pela Lei nº 10.436/2002, posteriormente regulamentada pelo Decreto nº 5.626/2005, que também definiu diretrizes para sua inserção em diferentes áreas sociais e educacionais (Brasil, 2002; Brasil, 2005). Mais recentemente, a Lei nº 14.191/2021 instituiu a educação bilíngue de surdos como modalidade de ensino, reforçando a importância de práticas que considerem as especificidades linguísticas dessa comunidade (Brasil, 2021).

Além dos avanços normativos, estudos contemporâneos ressaltam que a participação das pessoas surdas no desenvolvimento de tecnologias é essencial para evitar soluções construídas exclusivamente a partir de perspectivas externas. De Meulder, Van Landuyt e Omardeen (2024) destacam que processos de cocriação envolvendo a comunidade surda contribuem para o desenvolvimento de tecnologias mais alinhadas às necessidades linguísticas, culturais e comunicacionais dos usuários. Nesse contexto, embora o reconhecimento linguístico e social da surdez tenha avançado significativamente, ainda persistem desafios para garantir a participação plena das pessoas surdas em diferentes contextos sociais e tecnológicos. Assim, compreender suas experiências, necessidades e perspectivas

constitui um requisito fundamental para o desenvolvimento de soluções acessíveis, inclusivas e efetivamente voltadas às demandas reais dessa comunidade.

2.2 BARREIRAS COMUNICACIONAIS EM SISTEMAS DE ALERTA E EMERGÊNCIA PARA PESSOAS SURDAS

A segurança da pessoa surda em situações de emergência depende da capacidade de perceber e interpretar informações de risco em tempo hábil. Entretanto, muitos sistemas de alerta utilizados em edifícios, instituições públicas, meios de transporte e ambientes de trabalho ainda são baseados predominantemente em sinais sonoros, como sirenes, alarmes e avisos por voz. Quando esses mecanismos não possuem recursos complementares, como estímulos visuais ou táteis, pessoas surdas podem não identificar imediatamente situações críticas, aumentando os riscos durante evacuações e outros eventos emergenciais.

Essa limitação é observada em diferentes contextos. Mauriello *et al.* (2020) identificaram que pessoas surdas e com deficiência auditiva enfrentam dificuldades no acesso às informações durante emergências, especialmente em situações nas quais a percepção de eventos do ambiente depende predominantemente da audição. De forma semelhante, James *et al.* (2022) apontaram barreiras enfrentadas por usuários surdos de Língua Americana de Sinais em atendimentos emergenciais, relacionadas à comunicação oral, escrita e à dependência de recursos de interpretação.

Em contextos de risco e emergência, essas dificuldades tornam-se ainda mais evidentes. Miao *et al.* (2026) destacam falhas nos serviços de emergência voltados à população surda e com deficiência auditiva, principalmente quanto ao recebimento de alertas e à comunicação com equipes de resposta. Complementarmente, Tannenbaum-Baruchi *et al.* (2024) ressaltam que a efetividade dos sistemas de alerta depende da escolha adequada dos canais de comunicação e da adaptação das mensagens às necessidades dos diferentes usuários. Cooper *et al.* (2024) também evidenciam que barreiras na transmissão e compreensão das informações podem comprometer a autonomia de pessoas com deficiência em situações de risco.

Dessa forma, a eficiência de um sistema de alerta não está relacionada apenas à emissão da mensagem, mas também à capacidade do usuário de percebê-la e compreendê-la. Nesse contexto, a ausência de recursos acessíveis pode comprometer a interação de pessoas com deficiência auditiva com determinados ambientes e serviços, evidenciando a importância da incorporação de soluções inclusivas durante o desenvolvimento desses sistemas.

Essa problemática também é apontada em relatórios internacionais de acessibilidade em emergências. A United Nations (2023) destaca que sistemas baseados apenas em sinais sonoros podem impedir que pessoas surdas reconheçam alarmes e avisos críticos, fazendo com que, em determinadas situações, a percepção do perigo dependa da ajuda de terceiros.

Diante desse cenário, pesquisas têm explorado sistemas de comunicação multimodais, capazes de combinar diferentes estímulos sensoriais para ampliar a acessibilidade dos alertas. Vigouroux *et al.* (2022) demonstram que a combinação de estímulos visuais e táteis aumenta a percepção dos avisos e reduz a dependência da audição. Nessa mesma perspectiva, Kshirsagar *et al.* (2025) apresentam sistemas voltados à comunidade surda que utilizam vibração e sinais luminosos como alternativas aos alertas sonoros tradicionais.

A comunicação tátil apresenta relevância nesse contexto devido à capacidade de transmitir informações por meio de padrões vibratórios. Segundo Jones e Sarter (2008), estímulos táteis podem ser utilizados como meio alternativo de comunicação, uma vez que interfaces vibrotáteis permitem representar informações por meio de diferentes padrões de estimulação, possibilitando respostas rápidas e intuitivas ao usuário.

Além dos estímulos táteis, recursos visuais também possuem papel importante na comunicação acessível. Wang *et al.* (2021) demonstram que determinadas combinações de cores podem melhorar o desempenho em tarefas de busca visual, favorecendo a identificação de informações e reduzindo o tempo de resposta do usuário.

Assim, a literatura evidencia a necessidade de sistemas de alerta que integrem diferentes canais sensoriais, combinando recursos visuais e táteis para ampliar a acessibilidade. Nesse contexto, dispositivos vestíveis capazes de identificar eventos sonoros e convertê-los em estímulos alternativos apresentam-se

como uma possibilidade tecnológica para reduzir barreiras comunicacionais enfrentadas por pessoas surdas.

2.3 ARQUITETURA DE TECNOLOGIAS ASSISTIVAS INTELIGENTES BASEADAS EM DISPOSITIVOS VESTÍVEIS

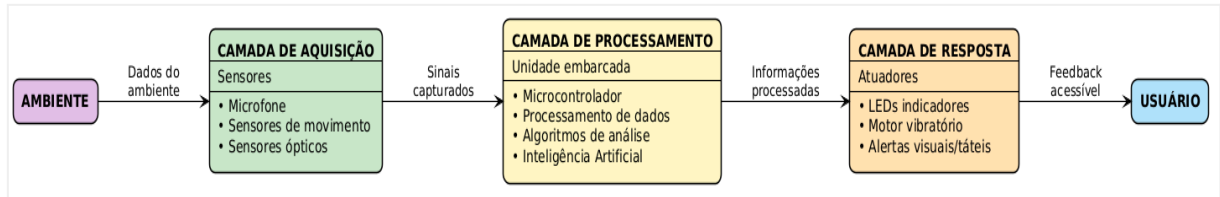
Diante da necessidade de tornar os sistemas de alerta mais acessíveis para pessoas surdas, as tecnologias assistivas inteligentes e os dispositivos vestíveis surgem como uma alternativa capaz de integrar sensores, processamento embarcado e diferentes formas de comunicação com o usuário. Segundo Cook e Polgar (2020), os avanços tecnológicos modificaram a forma como dispositivos assistivos são projetados, promovendo maior integração entre componentes eletrônicos, sistemas computacionais e usuários.

Os dispositivos vestíveis (*wearable devices*), por sua vez, destacam-se por incorporar recursos tecnológicos diretamente ao corpo humano, permitindo monitoramento, processamento de informações e interação em tempo real. De acordo com Ometov *et al.* (2021), esses dispositivos combinam sensores, unidades de processamento e tecnologias de comunicação para aplicações em diferentes áreas, incluindo saúde, segurança e acessibilidade.

A arquitetura de um dispositivo vestível inteligente pode ser organizada em três camadas principais: aquisição de dados, processamento embarcado e resposta ao usuário. A aquisição de dados é realizada por sensores responsáveis por captar informações do ambiente e convertê-las em sinais interpretáveis pelo sistema computacional (Fraden, 2016). Em seguida, o processamento embarcado analisa essas informações e determina as ações a serem executadas, considerando restrições de desempenho, consumo de energia e tamanho do dispositivo (Marwedel, 2021).

Por fim, os atuadores convertem os dados processados em estímulos perceptíveis, como sinais luminosos e vibrações, permitindo a comunicação com o usuário por diferentes modalidades. Essa integração caracteriza a comunicação multimodal, abordagem que combina múltiplos canais de interação para tornar a comunicação entre sistemas e usuários mais flexível e acessível (Oviatt, 2012). A Figura 1 apresenta essa arquitetura geral, destacando o fluxo entre aquisição de dados, processamento embarcado e resposta ao usuário.

Figura 1 – Arquitetura geral de um dispositivo vestível inteligente



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Dessa forma, dispositivos vestíveis inteligentes constituem uma base tecnológica para aplicações assistivas modernas, combinando computação embarcada, sensores e comunicação multimodal. Entretanto, para ampliar a capacidade desses sistemas na interpretação de situações complexas, torna-se necessário incorporar técnicas de inteligência artificial, permitindo tarefas como reconhecimento de padrões, classificação de eventos e tomada de decisão automatizada, tema abordado na próxima seção.

2.4 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EMBARCADA PARA RECONHECIMENTO DE EVENTOS SONOROS

O avanço da Inteligência Artificial (IA) embarcada tem ampliado a capacidade de dispositivos com recursos computacionais limitados executarem tarefas de reconhecimento de padrões diretamente no ambiente onde os dados são produzidos. Essa abordagem, conhecida como *Edge AI*, realiza a inferência localmente, dispensando o envio contínuo das informações para servidores em nuvem. Segundo Gill *et al.* (2025), essa arquitetura reduz a latência, diminui o consumo de largura de banda e aumenta a privacidade dos usuários, características essenciais para aplicações de Internet das Coisas (IoT), dispositivos vestíveis e sistemas de monitoramento em tempo real.

Dentro desse cenário, destaca-se o Tiny Machine Learning (TinyML), paradigma voltado à execução de modelos de aprendizado de máquina em microcontroladores e sistemas embarcados de baixo consumo energético (Warden; Situnayake, 2020). Conforme descrevem Abadade *et al.* (2023), modelos TinyML são desenvolvidos considerando restrições de memória, processamento e autonomia energética, empregando técnicas como quantização, compressão de modelos (*model compression*) e *pruning*, que reduzem significativamente o tamanho

das redes neurais e o custo computacional da inferência, mantendo desempenho compatível com aplicações em tempo real.

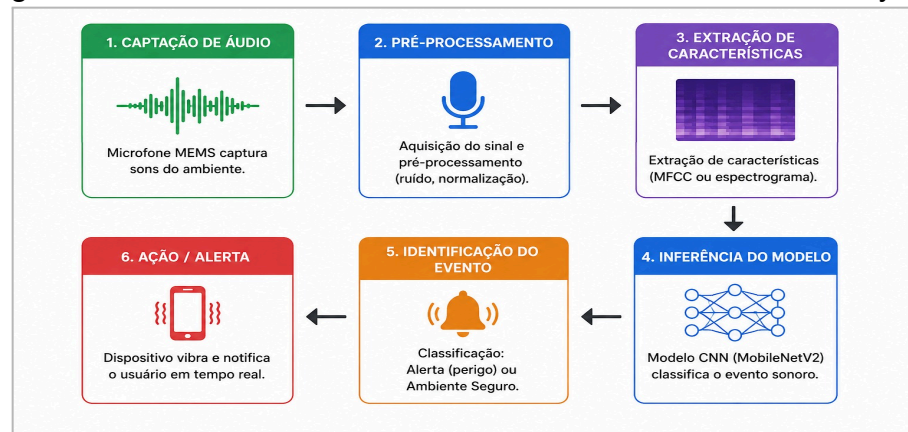
O desenvolvimento de uma aplicação TinyML segue um fluxo composto por aquisição dos dados, pré-processamento, treinamento, conversão do modelo e inferência embarcada. De acordo com Banbury *et al.* (2021), após o treinamento em computadores de maior capacidade computacional, o modelo é convertido para formatos otimizados, como o TensorFlow Lite for Microcontrollers (TFLM), permitindo sua execução em microcontroladores com recursos limitados e viabilizando aplicações de aprendizado de máquina diretamente em dispositivos embarcados.

Nas aplicações de reconhecimento de eventos sonoros, o processamento inicia-se com a captura do sinal acústico por meio de microfones digitais ou analógicos. Em seguida, o áudio é dividido em pequenas janelas temporais e submetido à etapa de extração de características (*feature extraction*), responsável por representar o sinal de forma mais compacta e discriminativa. Segundo Das, Chakrabarty e Piran (2022), técnicas como os Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) e os espectrogramas Mel estão entre as representações mais utilizadas na classificação de sons ambientais, pois preservam informações relevantes da distribuição espectral do áudio, favorecendo o desempenho dos algoritmos de classificação.

Após o pré-processamento, as características extraídas são utilizadas como entrada para modelos de aprendizado profundo responsáveis pela identificação do evento sonoro. Conforme demonstram Ranmal *et al.* (2024), modelos baseados em Redes Neurais Convolucionais (CNNs) apresentam elevado desempenho na classificação de sons ambientais e podem ser otimizados para execução em dispositivos embarcados, mantendo boa precisão mesmo sob restrições de *hardware*.

A execução local desses modelos amplia o potencial de aplicações assistivas baseadas em dispositivos embarcados. Dessa forma, as características da Edge AI e do TinyML tornam essa abordagem adequada ao desenvolvimento do dispositivo proposto, fornecendo a base tecnológica para o reconhecimento de eventos sonoros em tempo real. A Figura 2 apresenta o fluxo conceitual de processamento em aplicações de reconhecimento sonoro embarcado, da captura do áudio à resposta ao usuário.

Figura 2 – Fluxo conceitual de reconhecimento sonoro com TinyML.



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Dessa forma, a integração entre sensores, computação embarcada e modelos TinyML estabelece uma base tecnológica capaz de reconhecer eventos sonoros em tempo real com baixo consumo energético e processamento local. Esses fundamentos sustentam o desenvolvimento de dispositivos vestíveis inteligentes voltados à acessibilidade, cuja implementação é detalhada no capítulo seguinte, abrangendo a definição do *hardware*, do conjunto de dados, do modelo de aprendizado de máquina e das etapas de desenvolvimento da solução proposta.

3 METODOLOGIA

Esta seção descreve os procedimentos metodológicos utilizados no desenvolvimento da pesquisa. São apresentadas a caracterização do estudo e a arquitetura da solução tecnológica proposta. Também são detalhadas as etapas de desenvolvimento do sistema inteligente, incluindo a seleção das bases de dados, o processamento dos sinais de áudio e o treinamento do modelo de inteligência artificial. Por fim, são apresentados os procedimentos utilizados para avaliar o desempenho do modelo de classificação sonora.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

A metodologia adotada neste trabalho caracteriza-se como uma pesquisa aplicada, de abordagem mista (qualitativa e quantitativa), com objetivos exploratórios, descritivos e experimentais. A natureza aplicada da pesquisa

justifica-se pela proposição de uma solução tecnológica destinada à ampliação da segurança de pessoas com surdez, por meio de um dispositivo vestível capaz de reconhecer sons de emergência utilizando técnicas de Inteligência Artificial e convertê-los em alertas visuais e táteis. A abordagem qualitativa está relacionada ao levantamento, análise e interpretação da literatura científica utilizada para fundamentar a proposta, enquanto a abordagem quantitativa refere-se ao desenvolvimento, treinamento e avaliação do modelo de classificação sonora empregado no sistema.

O desenvolvimento da pesquisa foi organizado em duas etapas complementares. A primeira consistiu na revisão bibliográfica, realizada entre agosto de 2025 e janeiro de 2026, com o objetivo de reunir e analisar produções científicas relacionadas à surdez, acessibilidade comunicacional, tecnologias assistivas, dispositivos vestíveis, sistemas embarcados, processamento digital de sinais e Inteligência Artificial aplicada ao reconhecimento de eventos sonoros. Essa etapa permitiu compreender o estado da arte e definir os fundamentos tecnológicos que subsidiaram a solução proposta.

As buscas bibliográficas foram realizadas em bases de dados científicas reconhecidas, como Google Scholar, SciELO, IEEE Xplore, ACM Digital Library, ScienceDirect e MDPI. Foram empregadas as seguintes palavras-chave em português e inglês: (i) deficiência auditiva, (ii) tecnologia assistiva, (iii) inteligência artificial, (iv) reconhecimento de eventos sonoros e (v) acessibilidade. combinadas por diferentes estratégias de busca para ampliar a abrangência e a relevância dos materiais encontrados.

Os critérios de inclusão contemplaram artigos científicos, livros, capítulos de livros, trabalhos publicados em eventos científicos e documentos técnicos que abordassem tecnologias assistivas, sistemas embarcados, Inteligência Artificial aplicada ao reconhecimento de sons, processamento digital de sinais ou soluções voltadas à acessibilidade de pessoas com deficiência auditiva. Foram priorizadas publicações recentes, compreendidas entre 2021 e 2025, além de obras clássicas consideradas fundamentais para a compreensão dos conceitos abordados. A partir das estratégias de busca, foram inicialmente identificadas 51 publicações relacionadas ao tema. Após a leitura dos títulos e resumos, 43 estudos foram selecionados para leitura na íntegra. Ao final do processo de seleção, 36 trabalhos atenderam aos critérios estabelecidos e compuseram o *corpus* bibliográfico utilizado

na fundamentação deste estudo. Foram excluídos trabalhos duplicados, publicações fora do recorte temporal definido, estudos sem acesso ao texto completo e materiais que não apresentavam relação direta com os objetivos da pesquisa.

A segunda etapa da pesquisa consistiu no desenvolvimento da solução proposta. Com base nos conhecimentos obtidos durante a revisão bibliográfica, foi definida a arquitetura conceitual do dispositivo vestível, especificando os componentes responsáveis pela aquisição do áudio, processamento das informações e emissão dos alertas visuais e táteis. Em seguida, foram definidas as classes sonoras de interesse e realizado o pré-processamento dos sinais de áudio, incluindo a geração de representações espectrais baseadas em Espectrogramas de Mel e a extração complementar de características acústicas por meio dos coeficientes Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Posteriormente, foi desenvolvido o modelo de classificação utilizando uma Rede Neural Convolucional (CNN). Após o treinamento, o modelo foi submetido a testes de desempenho utilizando um conjunto de dados independente.

A avaliação do modelo foi realizada por meio de métricas amplamente empregadas em problemas de classificação, incluindo acurácia, precisão, *recall*, *F1-score* e matriz de confusão. Os resultados obtidos permitiram avaliar o desempenho do modelo desenvolvido na classificação dos diferentes sons de emergência considerados na proposta.

3.2 ARQUITETURA DA SOLUÇÃO PROPOSTA

A solução consiste em um dispositivo vestível destinado a auxiliar pessoas com deficiência auditiva na percepção de eventos sonoros relevantes por meio de alertas visuais e táteis. Sua arquitetura prioriza a portabilidade, o baixo consumo energético e a autonomia operacional, dispensando a conexão com a Internet e o uso de dispositivos externos, como smartphones. Dessa forma, busca-se oferecer uma ferramenta compacta de apoio à segurança e à independência dos usuários em diferentes contextos cotidianos.

A estrutura do dispositivo integra um microcontrolador, um microfone para captura dos sons ambientais, atuadores para emissão dos alertas e um circuito de alimentação. A organização modular facilita a integração dos componentes, permite ajustes individuais e favorece futuras expansões do protótipo. Nesse conjunto, o

microcontrolador coordena a aquisição dos sinais sonoros, o controle das saídas e a execução das rotinas embarcadas.

A sinalização ao usuário é realizada por meio de um LED RGB, que utiliza diferentes cores para representar os eventos identificados, e de um motor vibratório do tipo *flat*, responsável pela emissão de estímulos táteis. A alimentação é fornecida por uma bateria recarregável de íons de lítio, associada a um módulo de carregamento USB-C, um conversor elevador de tensão e uma chave de acionamento manual. Os principais componentes empregados na implementação da proposta são apresentados na Figura 3.

Figura 3 – Componentes de *hardware* da solução proposta

Componente	Função	Justificativa	Imagem de referência
RP2040 Connect	Unidade central de processamento e controle do sistema	Possui microfone integrado, arquitetura de baixo consumo energético e recursos adequados para aplicações embarcadas.	
Motor vibratório flat	Feedback tátil	Permite a geração de diferentes padrões de vibração para representar eventos sonoros.	
LED RGB	Feedback visual	Possibilita a utilização de diferentes cores para indicar o tipo de alerta ao usuário.	
Bateria Li-Po 3,7 V (500 mAh)	Alimentação do sistema	Apresenta elevada densidade energética e dimensões reduzidas, sendo adequada para dispositivos vestíveis.	
Módulo TP4056	Carregamento da bateria	Realiza o gerenciamento seguro da recarga por meio de conexão USB-C.	
Conversor Step-up MT3608	Estabilização da alimentação	Eleva e mantém a tensão necessária para o funcionamento adequado dos atuadores.	
Chave KCD11	Controle de energia	Permite o acionamento e desligamento manual do dispositivo.	

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A escolha desses componentes buscou conciliar desempenho, baixo custo, reduzidas dimensões físicas e facilidade de integração, características essenciais para dispositivos vestíveis destinados ao uso contínuo. Além disso, a utilização de módulos amplamente disponíveis comercialmente favorece a reprodução do protótipo e futuras manutenções.

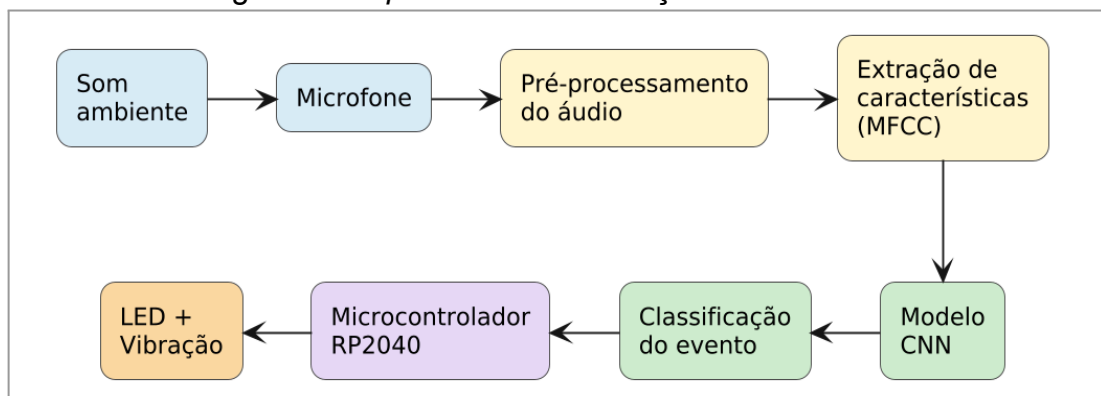
Após o processamento do evento sonoro, o sistema converte automaticamente a informação reconhecida em estímulos visuais e táteis, permitindo que o usuário identifique rapidamente o tipo de ocorrência. Para isso, foi definida uma associação entre cada classe sonora e um padrão de sinalização visual: sirenes são representadas por LED vermelho piscante; alarmes de incêndio, por LED vermelho contínuo; avisos de emergência, por LED amarelo piscante; e ruídos de fundo, por LED verde ou ausência de iluminação.

A padronização das cores foi definida com base em convenções amplamente utilizadas na sinalização de segurança, favorecendo uma interpretação intuitiva dos alertas. A utilização de estímulos visuais associados ao *feedback* tátil amplia a acessibilidade da solução e contribui para uma comunicação mais eficiente em diferentes contextos de uso.

3.3 DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA INTELIGENTE

O sistema inteligente desenvolvido neste trabalho foi estruturado como um *pipeline* de processamento responsável por transformar sinais acústicos capturados em informações capazes de acionar os mecanismos de alerta do dispositivo. O fluxo compreende as etapas de aquisição do áudio, pré-processamento e extração de características, classificação por meio de uma Rede Neural Convolucional (CNN) e envio do resultado ao microcontrolador RP2040, responsável pelo acionamento dos alertas visuais e táteis. A Figura 4 apresenta a arquitetura lógica desse *pipeline*.

Figura 4 – *Pipeline* de classificação de eventos sonoros.



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Nas subseções seguintes são descritos os procedimentos adotados para a construção do conjunto de dados, o pré-processamento dos sinais de áudio, a extração das características acústicas e o desenvolvimento do modelo de classificação baseado em CNN.

3.3.1 Base de dados e seleção das classes sonoras

Para o desenvolvimento do modelo de classificação foram utilizados dois conjuntos públicos de dados acústicos: ESC-50 e UrbanSound8K. Essas bases foram selecionadas por apresentarem diversidade de eventos sonoros ambientais, incluindo sons críticos e ruídos cotidianos.

O ESC-50 contém 2.000 gravações organizadas em 50 categorias de sons ambientais, enquanto o UrbanSound8K possui 8.732 amostras distribuídas em 10 classes de sons urbanos. A combinação dessas bases possibilitou formar um conjunto de treinamento mais abrangente, contemplando diferentes condições acústicas e reduzindo a dependência de características específicas de um único ambiente. As classes foram organizadas em duas categorias funcionais: eventos críticos, compostos por sons de sirene, alarme de incêndio e buzina, responsáveis pelo acionamento dos alertas; e ambiente seguro, formado por sons urbanos, domésticos e ruídos gerais, utilizados para reduzir falsos acionamentos.

A organização das classes em categorias funcionais está relacionada ao objetivo principal do sistema, que não é apenas reconhecer a origem exata do som, mas identificar a presença de eventos que possam representar risco ao usuário.

3.3.2 Pré-processamento dos sinais de áudio

Antes da entrada no modelo de Inteligência Artificial, os arquivos de áudio passam por uma etapa de processamento digital responsável por padronizar os sinais e extrair informações relevantes.

Inicialmente, todos os áudios são convertidos para uma taxa de amostragem fixa de 22.050 Hz, permitindo capturar frequências de até 11.025 Hz conforme o Teorema de Nyquist. Essa frequência foi escolhida por apresentar equilíbrio entre preservação das características acústicas de sons agudos, como sirenes e alarmes, e redução do custo computacional.

Em seguida, os sinais são ajustados para uma duração fixa de 4 segundos. Áudios menores recebem preenchimento com silêncio (*zero padding*), enquanto sinais maiores são truncados, garantindo que todas as entradas possuam a mesma quantidade de amostras. A Tabela 1 apresenta os principais parâmetros utilizados no processamento.

Tabela 1 – Parâmetros do processamento digital de sinais

Parâmetro	Valor	Justificativa
Taxa de amostragem	22.050 Hz	Captura frequências relevantes para alarmes e sirenes
Duração do áudio	4 segundos	Padronização da entrada do modelo
Tamanho da janela FFT	2048 amostras	Equilíbrio entre resolução temporal e frequência
<i>Hop Length</i>	512 amostras	Define o deslocamento entre janelas
Número de bandas Mel	128	Representação baseada na percepção auditiva humana

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os parâmetros adotados padronizam os sinais de entrada, preservam informações acústicas relevantes e favorecem o desempenho do modelo nas etapas seguintes. Essa configuração proporciona uma representação consistente dos áudios, reduzindo variações entre as amostras e favorecendo o desempenho do modelo de Inteligência Artificial nas etapas seguintes.

3.3.3 Extração das características acústicas

Após a padronização dos sinais, o áudio é convertido para uma representação espectral utilizando a Transformada Curta de Fourier (STFT). Essa transformação permite analisar como a energia do sinal varia ao longo do tempo e da frequência, possibilitando a identificação de padrões temporais e espectrais presentes nos diferentes eventos sonoros.

Posteriormente, é aplicada a escala Mel, gerando um Espectrograma de Mel, uma representação bidimensional semelhante a uma imagem, onde os eixos representam tempo e frequência e os valores representam a intensidade energética

do som. Essa representação é adequada para redes neurais convolucionais, pois permite identificar padrões acústicos presentes em diferentes eventos sonoros.

Além do Espectrograma de Mel, são utilizados Coeficientes Cepstrais de Frequência Mel (MFCC) como característica complementar. Os MFCCs são amplamente utilizados em tarefas de reconhecimento acústico por representar características do envelope espectral do áudio, reduzindo a dimensionalidade do sinal original. Dessa forma, a combinação entre Espectrograma de Mel e MFCC contribui para uma representação mais robusta dos sinais, aumentando a capacidade do modelo em diferenciar classes sonoras distintas.

3.3.4 Arquitetura do modelo de inteligência artificial

O modelo de classificação desenvolvido neste trabalho utiliza uma Rede Neural Convolucional (Convolutional Neural Network – CNN) baseada na arquitetura MobileNetV2, selecionada devido à sua elevada eficiência computacional e ao bom desempenho em tarefas de classificação de imagens, especialmente em dispositivos com recursos limitados.

A MobileNetV2 emprega convoluções separáveis em profundidade (*Depthwise Separable Convolutions*) e blocos residuais invertidos (*Inverted Residual Blocks*), reduzindo significativamente o número de parâmetros, o consumo de memória, o custo computacional e a demanda energética em comparação às redes convolucionais tradicionais, características que favorecem sua aplicação em sistemas embarcados e dispositivos vestíveis.

A entrada da rede é composta por um *tensor* com dimensão (128, 128, 3), correspondente ao espectrograma de Mel gerado na etapa de pré-processamento, redimensionado para 128×128 *pixels* e convertido para três canais (RGB). Essa adaptação permite que os espectrogramas sejam processados pela arquitetura, originalmente desenvolvida para classificação de imagens.

Após a extração das características pela MobileNetV2, os dados são encaminhados para um cabeçalho de classificação personalizado, responsável pela decisão final do modelo. O cabeçalho é composto por uma camada *Dense* com 128 neurônios, ativação *ReLU*, *Dropout* de 0,5 e camada de saída *Sigmoid*.

Essa configuração combina a capacidade da MobileNetV2 de extrair características relevantes dos espectrogramas com um cabeçalho de classificação

adaptado ao problema proposto, permitindo a identificação automática de sons de emergência com baixo custo computacional.

3.3.5 Treinamento e otimização do modelo

O treinamento do modelo foi realizado utilizando a técnica de Transfer Learning, aproveitando os pesos previamente aprendidos pela arquitetura MobileNetV2 na base ImageNet. O processo foi dividido em duas fases. Na primeira, denominada extração de características, as camadas convolucionais permaneceram congeladas, enquanto a camada classificadora foi treinada para diferenciar as categorias sonoras definidas neste trabalho. Na segunda fase, denominada *fine-tuning*, parte das camadas superiores da rede foi liberada para ajuste do modelo às características dos espectrogramas de áudio por meio de uma taxa de aprendizado reduzida.

Durante o treinamento, foram aplicadas estratégias de otimização considerando os impactos distintos dos erros de classificação em aplicações assistivas. A ausência de detecção de um som de emergência representa uma falha mais crítica do que um alerta indevido, sendo necessário priorizar a sensibilidade do modelo. Para isso, foram utilizados ajuste do limiar de decisão, balanceamento das classes e técnicas de regularização para melhorar a capacidade de generalização do classificador.

3.3.6 Conversão e implementação embarcada

Após o treinamento, o modelo desenvolvido foi convertido para o formato TensorFlow Lite, possibilitando sua utilização em ambientes com restrição de memória e processamento. Essa conversão permite reduzir o custo computacional da rede mantendo desempenho adequado para aplicações embarcadas.

Para a execução no microcontrolador RP2040, é prevista a utilização do TensorFlow Lite Micro, framework desenvolvido para dispositivos de recursos limitados, permitindo realizar inferências diretamente no *hardware* sem necessidade de conexão com servidores externos. Além disso, será aplicada a técnica de quantização do modelo, responsável pela redução da precisão numérica dos parâmetros da rede. Essa estratégia contribui para diminuir o consumo de memória

e aumentar a eficiência computacional, características importantes para dispositivos vestíveis alimentados por bateria.

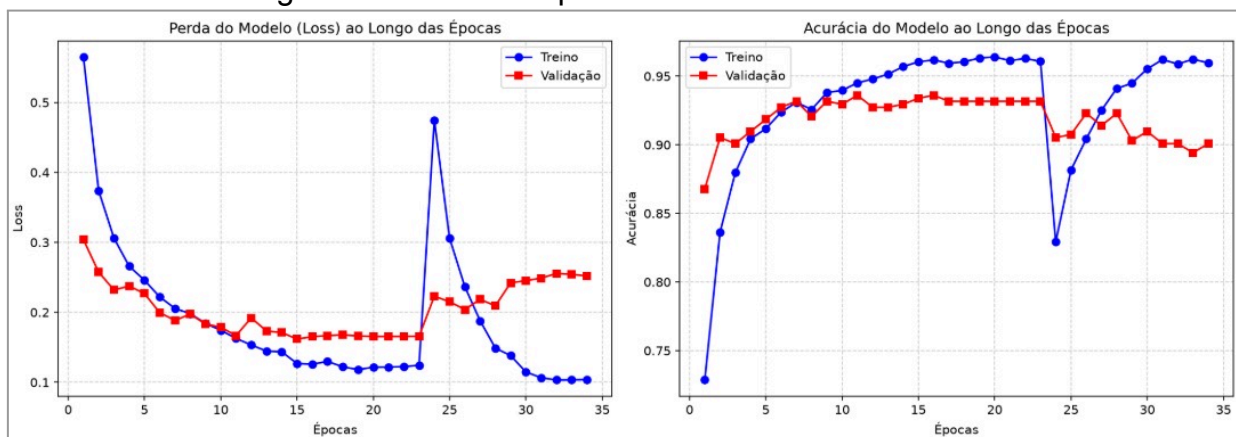
A arquitetura proposta permite que, em uma etapa futura de prototipação física, o processamento ocorra de maneira autônoma no dispositivo, possibilitando uma resposta rápida aos eventos identificados e tornando a solução adequada para cenários em que a percepção sonora direta não está disponível ao usuário.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O modelo alcançou aproximadamente 96% de acurácia no treinamento e 90% na validação, demonstrando capacidade de generalização para dados não utilizados no ajuste. Durante o treinamento, observou-se redução da função de perda e aumento da acurácia, indicando convergência do aprendizado. Apesar de uma oscilação durante o *fine-tuning*, o modelo recuperou o desempenho nas épocas seguintes.

A Figura 5 apresenta as curvas de perda (*loss*) e acurácia ao longo das épocas.

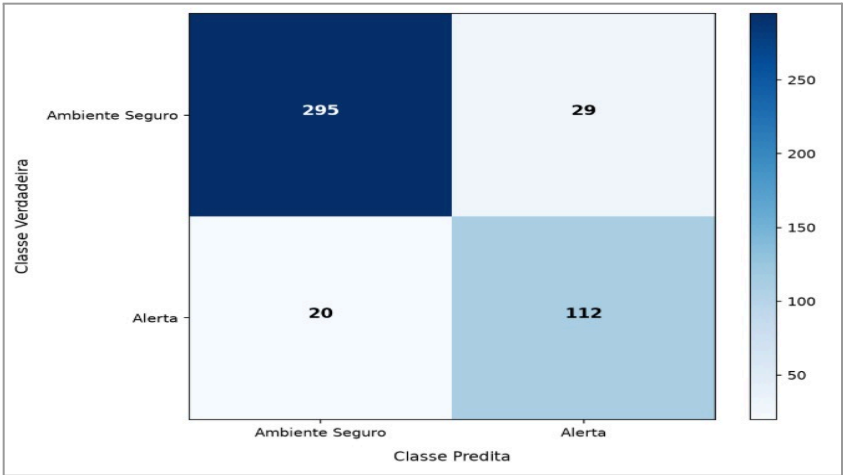
Figura 5 – Curvas de perda e acurácia do modelo



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A avaliação em um conjunto de testes independente resultou em acurácia de 89,25%, compatível com a aplicação proposta. A matriz de confusão indica 295 classificações corretas de ambiente seguro e 112 de sons de alerta, além de 29 falsos positivos e 20 falsos negativos. Esses resultados são apresentados na Figura 6.

Figura 6 – Matriz de confusão da classificação sonora.

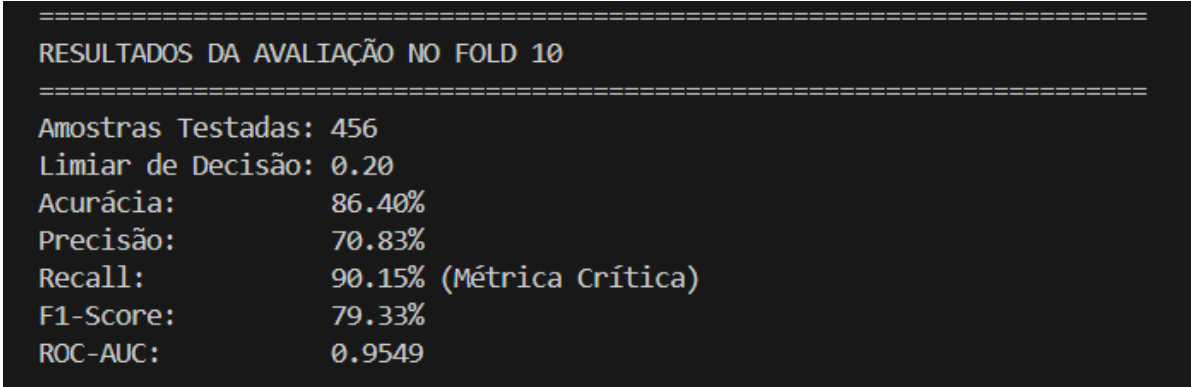


Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A análise da matriz de confusão permite observar o comportamento do classificador em relação aos acertos e erros de classificação. Nesse contexto, a redução dos falsos negativos é especialmente relevante para o desenvolvimento de uma tecnologia assistiva voltada à segurança, uma vez que esses erros representam situações em que um evento sonoro crítico pode não ser identificado pelo sistema.

Além da matriz de confusão, foi realizada uma avaliação complementar do desempenho do modelo no Fold 10, considerando 456 amostras de teste e o limiar de decisão de 0,20. Essa análise permite observar outras métricas importantes para a avaliação do classificador, especialmente aquelas relacionadas à capacidade de identificação dos eventos sonoros críticos. Os resultados obtidos são apresentados na Figura 7.

Figura 6 – Matriz de confusão da classificação sonora.



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Na avaliação apresentada na Figura 7, o modelo obteve 86,40% de acurácia, 70,83% de precisão, 90,15% de *recall*, 79,33% de F1-Score e 0,9549 de ROC-AUC. O *recall* de 90,15% apresenta especial relevância para a aplicação proposta, pois indica uma elevada capacidade do modelo de identificar os eventos classificados como críticos. Considerando que o sistema tem como finalidade auxiliar na percepção de sons potencialmente perigosos, como sirenes, alarmes e buzinas, a capacidade de reduzir a ocorrência de eventos não detectados é fundamental.

O limiar de decisão de 0,20 foi adotado com o objetivo de aumentar a sensibilidade do classificador. Essa configuração faz com que o modelo seja mais propenso a classificar uma amostra como evento crítico quando sua probabilidade prevista ultrapassa esse valor. Como consequência, pode ocorrer um aumento de falsos positivos, porém essa característica é aceitável dentro do contexto da aplicação, uma vez que um alerta indevido tende a representar um impacto menor do que a não identificação de um evento sonoro potencialmente perigoso.

O valor de 0,9549 obtido no ROC-AUC também demonstra uma elevada capacidade de discriminação entre as classes consideradas. Esse resultado indica que o modelo apresenta bom desempenho na diferenciação entre eventos sonoros críticos e sons classificados como ambiente seguro, reforçando a eficiência da abordagem empregada.

De modo geral, os resultados indicam que a combinação entre a representação acústica baseada em Espectrogramas de Mel e a arquitetura MobileNetV2 possibilitou o desenvolvimento de um classificador capaz de distinguir eventos sonoros críticos de sons ambientais comuns. Os resultados obtidos, especialmente o *recall* de 90,15% e o ROC-AUC de 0,9549 observados na avaliação do Fold 10, demonstram o potencial da abordagem para aplicações de tecnologias assistivas destinadas ao auxílio de pessoas com deficiência auditiva.

5 TRABALHOS FUTUROS

Como trabalhos futuros, propõe-se a continuidade do desenvolvimento da solução por meio da implementação física do dispositivo vestível e da integração entre os módulos de *hardware* e *software* definidos na arquitetura proposta. Essa etapa permitirá validar, em ambiente real, a viabilidade do sistema e analisar seu funcionamento durante a operação contínua. Pretende-se realizar a implantação do

modelo de classificação sonora no microcontrolador RP2040, incluindo sua otimização para execução embarcada por meio de técnicas como quantização e utilização do TensorFlow Lite Micro, visando à redução dos requisitos computacionais, do consumo energético e à operação autônoma do dispositivo.

Além disso, serão realizados experimentos para avaliar o desempenho do sistema em diferentes condições acústicas, considerando aspectos como tempo de resposta, consumo de energia, estabilidade das classificações e eficiência dos alertas visuais e táteis. Também se pretende ampliar o conjunto de dados utilizado no treinamento do modelo, incorporando novas amostras sonoras, variações de ruídos ambientais e diferentes cenários de utilização, com o objetivo de aumentar a robustez e a capacidade de generalização da classificação.

Por fim, pretende-se realizar avaliações com usuários reais, incluindo testes de usabilidade e entrevistas com pessoas com surdez, a fim de analisar a experiência de uso, a compreensão dos padrões de alerta e a adequação da solução às necessidades do público-alvo. Essas avaliações poderão contribuir para o aprimoramento da interação entre usuário e dispositivo, incluindo a personalização dos padrões de vibração e sinalização visual, além de possibilitar melhorias na acessibilidade, conforto e efetividade da solução proposta.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo propor um dispositivo vestível baseado em Inteligência Artificial destinado a ampliar a segurança de pessoas com surdez por meio da identificação automática de eventos sonoros e da geração de alertas visuais e táteis. Para isso, foi proposta uma arquitetura composta por aquisição de áudio, processamento embarcado e mecanismos de comunicação não auditiva.

Além da definição da arquitetura, foi desenvolvido e avaliado um modelo de classificação sonora baseado em IA, utilizando espectrogramas de Mel como representação acústica e a arquitetura MobileNetV2 para o reconhecimento dos eventos. A avaliação em conjunto de testes independente apresentou acurácia de 89,25%. No Fold 10, com limiar de decisão de 0,20, o modelo obteve 86,40% de acurácia, 70,83% de precisão, 90,15% de *recall*, 79,33% de F1-Score e ROC-AUC de 0,9549. O *recall* de 90,15% destaca a capacidade do modelo de identificar a maior parte dos eventos sonoros críticos.

Apesar dos resultados obtidos, a implementação física do dispositivo e sua validação em ambientes reais ainda representam etapas necessárias para avaliar aspectos como desempenho embarcado, consumo energético, usabilidade e adaptação a diferentes condições acústicas. Dessa forma, o trabalho contribui para o desenvolvimento de tecnologias assistivas inteligentes baseadas em Inteligência Artificial embarcada, oferecendo uma alternativa para ampliar a percepção de eventos sonoros por pessoas com surdez e estabelecendo uma base para futuras aplicações voltadas à acessibilidade e segurança. Além disso, a proposta reforça o potencial da integração entre aprendizado de máquina e dispositivos vestíveis na criação de soluções inclusivas para diferentes contextos de emergência.

REFERÊNCIAS

ABADADE, Y. et al. A Comprehensive Survey on TinyML. **IEEE Access**, v. 11, p. 96892–96922, 2023. DOI <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294111>.

ABDOLI, S.; CARDINAL, P.; KOERICH, A. L. End-to-end environmental sound classification using a 1D convolutional neural network. **Expert Systems with Applications**, v. 136, p. 252–263, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.06.040>.

BANBURY, C. et al. **MLPerf Tiny Benchmark**. arXiv preprint arXiv:2106.07597, 2021. DOI <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.07597>.

BRASIL. **Decreto nº 5.626, de 22 de dezembro de 2005**. Regulamenta a Lei nº 10.436, de 24 de abril de 2002, que dispõe sobre a Língua Brasileira de Sinais – Libras. 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. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 25 abr. 2002. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/l10436.htm. Acesso em: 10 jun. 2026.

BRASIL. **Lei nº 13.146, de 6 de julho de 2015**. Institui a Lei Brasileira de Inclusão da Pessoa com Deficiência (Estatuto da Pessoa com Deficiência). Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 7 jul. 2015. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/lei/l13146.htm. Acesso em: 10 jun. 2026.

BRASIL. **Lei nº 14.191, de 3 de agosto de 2021**. Altera a Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996 (LDB), para dispor sobre a modalidade de educação bilíngue de surdos. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 4 ago. 2021.

COOK, A. M.; POLGAR, J. M.; ENCARNAÇÃO, P. **Assistive Technologies: Principles and Practice**. 5. ed. St. Louis: Mosby, 2020. DOI <https://doi.org/10.1016/C2016-0-02627-X>.

DAS, J. K.; CHAKRABARTY, A.; PIRAN, M. J. Environmental sound classification using convolution neural networks with different integrated loss functions. **Expert Systems**, v. 39, n. 5, e12804, 2022. DOI <https://doi.org/10.1111/exsy.12804>.

DE MEULDER, M.; VAN LANDUYT, D.; OMARDEEN, R. Lessons in co-creation: the inconvenient truths of inclusive sign language technology development. **arXiv preprint arXiv:2408.13171**, 2024. DOI <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.13171>.

FRADEN, J. **Handbook of Modern Sensors: Physics, Designs, and Applications**. 5. ed. Cham: Springer, 2016. DOI <https://doi.org/10.1007/978-3-319-19303-8>.

GILL, S. S. et al. Edge AI: Uma Taxonomia, Revisão Sistemática e Direções Futuras. **Cluster Computing**, v. 28, p. 18, 2025. DOI <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04686-y>.
HAYYOLALAM, V. et al. Edge-assisted solutions for IoT-based connected healthcare systems: A literature review. **IEEE Internet of Things Journal**, v. 9, n. 12, p. 9419–9443, 2022. DOI <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3135200>.

JAIN, D. et al. SoundWatch: Exploring smartwatch-based sound accessibility for deaf and hard of hearing people. In: **INTERNATIONAL ACM SIGACCESS CONFERENCE ON COMPUTERS AND ACCESSIBILITY**, 22., 2020. Proceedings [...]. New York: ACM, 2020. p. 1–13. DOI <https://doi.org/10.1145/3373625.3416991>.

JAMES, T. G. et al. "They're Not Willing To Accommodate Deaf patients": Communication Experiences of Deaf American Sign Language Users in the Emergency Department. **Qualitative Health Research**, v. 32, n. 1, p. 48–63, 2022. DOI <https://doi.org/10.1177/10497323211046238>.

JONES, L. A.; SARTER, N. B. Tactile displays: guidance for their design and application. **Human Factors**, v. 50, n. 1, p. 90–111, 2008. DOI <https://doi.org/10.1518/001872008X250638>.

KACZMAREK, K. A. et al. Electrotactile and vibrotactile displays for sensory substitution systems. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 38, n. 1, p. 1–16, 1991. DOI <https://doi.org/10.1109/10.68204>.

KSHIRSAGAR, U. et al. Inclusive Emergency Alerts: A Cloud-Based Haptic and Visual Notification System for the Deaf and Hard of Hearing. **Proceedings of the International ISCRAM Conference**, v. 22, 2025. DOI <https://doi.org/10.59297/xgzym310>.

MARWEDEL, P. Embedded System Design: **Embedded Systems Foundations of Cyber-Physical Systems, and the Internet of Things**. 4. ed. Cham: Springer, 2021. DOI <https://doi.org/10.1007/978-3-030-60910-8>.

MAURIELLO, M. L.; GANESAN, D.; FAN, J. Human-centered wearable design for just-in-time situational awareness in the deaf and hard-of-hearing community. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**, v. 4, n. 2, p. 1–26, 2020.

MIAO, Q. et al. Examining Gaps in Emergency Services for the Deaf and Hard-of-Hearing Community: A Case Study of Monroe County, New York. **Journal of Contingencies and Crisis Management**, 2026. DOI <https://doi.org/10.1111/1468-5973.70118>.

MUKHOPADHYAY, S. C.; SURYADEVARA, N. K.; NAG, A. Wearable Sensors for Healthcare: Fabrication to Application. **Sensors**, v. 22, n. 14, p. 5137, 2022. DOI <https://doi.org/10.3390/s22145137>.

NASCIMENTO, L. M. S. D. et al. Sensors and Systems for Physical Rehabilitation and Health Monitoring-A Review. **Sensors**, Basel, v. 20, n. 15, p. 4063, 2020. DOI <https://doi.org/10.3390/s20154063>.

OMETOV, A. et al. A survey on wearable technology: History, state-of-the-art and current challenges. **Computer Networks**, v. 193, p. 108074, 2021. DOI <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2021.108074>.

OVIATT, S. Multimodal Interfaces. In: JACKO, J. A. (ed.). **The Human-Computer Interaction Handbook: Fundamentals, Evolving Technologies, and Emerging Applications**. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2012. cap. 18, p. 405–430.

PERLIN, G. T. T. Identidades surdas. In: SKLIAR, C. (org.). **A surdez: um olhar sobre as diferenças**. 6. ed. Porto Alegre: Mediação, 2013. p. 51–73.

QUADROS, R. M. de; KARNOPP, L. B. **Língua de sinais brasileira: estudos linguísticos**. Porto Alegre: Artmed, 2004.

RANMAL, D. et al. ESC-NAS: Environment Sound Classification Using Hardware-Aware Neural Architecture Search for the Edge. **Sensors**, v. 24, n. 12, p. 3749, 2024. DOI <https://doi.org/10.3390/s24123749>.

SKLIAR, C. (org.). **A surdez: um olhar sobre as diferenças**. Porto Alegre: Mediação, 1998.

STROBEL, K. **As imagens do outro sobre a cultura surda**. Florianópolis: Editora da UFSC, 2008.

TANNENBAUM-BARUCHI, C.; ASHKENAZI, I.; RAPAPORT, C. Risk inclusion of vulnerable people during a climate-related disaster: A case study of people with hearing loss facing wildfires. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 104, p. 104335, 2024. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104335>.

UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR). 2023 **Global survey report on persons with disabilities and disasters**. Geneva:

UNDRR, 2023. Disponível em: <https://www.undrr.org/report/2023-global-survey-report-on-persons-with-disabilities-and-disasters>. Acesso em: 10 jul. 2026.

VIGOUROUX, N. et al. Usability Study of Tactile and Voice Interaction Modes by People with Disabilities for Home Automation Controls. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTERS HELPING PEOPLE WITH SPECIAL NEEDS**, 2022. Proceedings [...]. Cham: Springer, 2022. p. 123–131. DOI https://doi.org/10.1007/978-3-031-08645-8_17.

WANG, H. et al. Application of colour combinations on visual search tasks under vibration environments. **The Journal of Navigation**, v. 74, n. 2, p. 311–327, 2021. DOI <https://doi.org/10.1017/S0373463320000533>.

WARDEN, P.; SITUNAYAKE, D. TinyML: Machine Learning with TensorFlow Lite on Arduino and Ultra-Low-Power Microcontrollers. Sebastopol: O'Reilly Media, 2020.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **World report on hearing**. Geneva: WHO, 2021. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240020481>. Acesso em: 27 jan. 2026.