57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

RECONHECIMENTO DE EMOÇÕES COM APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA A SEGURANÇA DA MULHER

Mariana de Oliveira Lopes
Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação
Universidade Federal de Ouro Preto
mariana.ol@aluno.ufop.edu.br

André Luiz Carvalho Ottoni
Departamento de Computação
Universidade Federal de Ouro Preto
andre.ottoni@ufop.edu.br

RESUMO

A segurança das mulheres em ambientes públicos é um problema global, agravado pelos altos índices de violência e vulnerabilidade. Um desafio crítico é identificar sinais emocionais com precisão, dada a variabilidade das expressões faciais em situações de risco. Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de reconhecimento de emoções para prevenir e responder a assédios, diferenciando sinais de medo e tristeza em mulheres e de raiva em homens. Foram utilizadas as bases de dados FER-2013 e RAF-DB, com a Rede Neural Convolucional *MobileNetV2* e transferência de aprendizado na plataforma *Edge Impulse*. O processamento e a rotulagem automatizados garantiram a consistência dos dados. Os experimentos obtiveram acurácias gerais de $85,7\%$ e $86,9\%$, e as métricas de precisão variaram entre $79,57\%$ e $90,24\%$, comprovando o desempenho do modelo. No futuro, o sistema poderá ser integrado a dispositivos de vigilância, ampliando a resposta a assédios.

PALAVRAS CHAVE. Inteligência Artificial. Reconhecimento de Emoções. Redes Neurais Convolucionais. Segurança da Mulher. Segurança Pública.

ABSTRACT

Women's safety in public environments is a global problem, exacerbated by high rates of violence and vulnerability. A critical challenge is to identify emotional signals accurately, given the variability of facial expressions in risky situations. This work aims to develop an emotion recognition system to prevent and respond to harassment, differentiating signs of fear and sadness in women and anger in men. The FER-2013 and RAF-DB databases were used, with the *MobileNetV2* Convolutional Neural Network and transfer learning on the *Edge Impulse* platform. Automated processing and labeling ensured data consistency. The experiments obtained overall accuracies of 85.7% and 86.9%, and the accuracy metrics ranged from 79.57% to 90.24%, proving the model's performance. In the future, the system could be integrated with surveillance devices, expanding the response to harassment.

KEYWORDS. Artificial Intelligence. Convolutional Neural Networks. Emotion Recognition. Public Safety. Women's Safety.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

1. Introdução

A segurança das mulheres é uma preocupação global que demanda respostas inovadoras e eficazes. Dados da Organização Mundial da Saúde (OMS) revelam que uma em cada três mulheres no mundo sofre violência física ou sexual ao longo da vida, com graves impactos físicos e psicológicos [Organização Mundial da Saúde, 2021]. No Brasil, a situação é alarmante, com o país ocupando a quinta posição mundial em taxas de feminicídios sendo que muitas dessas mortes ocorrem em contextos domésticos e refletem desigualdades de gênero profundamente enraizadas [ONU Mulheres, 2024]. Essa realidade afeta diretamente a qualidade de vida e a participação plena das mulheres na sociedade, sendo considerada uma barreira estrutural ao desenvolvimento igualitário [Oliveira e Silva, 2021; Silva, 2022]. Além disso, a insegurança ao andar nas ruas e usar o transporte público é uma realidade constante e opressora para muitas mulheres, limitando sua liberdade de movimento e dificultando sua plena integração social e econômica [Rodrigues, 2020].

Diversas tecnologias têm sido propostas para melhorar a segurança das mulheres em situações de risco. Aplicativos móveis, como o *Circle of 6* e o *Lady Driver*, permitem que usuárias compartilhem sua localização em tempo real com contatos de confiança, enviem alertas discretos em emergências e utilizem serviços de transporte exclusivamente feminino, promovendo maior segurança e conforto [Folha Vitória, 2023]. Complementando essas iniciativas, soluções baseadas em Internet das Coisas (IoT) estendem a capacidade ao viabilizar conectividade em tempo real e coordenação rápida entre múltiplos dispositivos e serviços de resposta [Kuruppath et al., 2022; Sharma e Gupta, 2023].

No campo da Inteligência Artificial (IA), estudos recentes têm explorado o uso de aprendizado de máquina para tornar os sistemas de segurança ainda mais eficazes [Korrapati e Soni, 2024; Chaurasia, 2024]. Segundo Naved [Naved et al., 2022], dispositivos equipados com algoritmos inteligentes combinados com dispositivos vestíveis, são capazes de analisar em tempo real dados como tom de voz, padrões de movimento e batimentos cardíacos, permitindo a detecção precoce de comportamentos agressivos [Kuruppath et al., 2022; Bansal e Singh, 2020; Anitha e Kumar, 2021]. Além disso, esses sistemas utilizam tecnologias integradas, como câmeras e geradores de choque elétrico, para ações de autodefesa, enquanto alertas com localização são enviados simultaneamente a contatos de confiança e estações policiais [Costa Limeira et al., 2022]. A pesquisa destaca que tais sistemas, além de prevenir ataques, podem fornecer evidências digitais de situações de violência, auxiliando investigações e garantindo maior proteção às vítimas [Duarte e Nogueira, 2023].

A visão computacional também desempenha um papel crucial no reconhecimento de emoções, fornecendo suporte à análise do comportamento por meio da interpretação de expressões faciais e gestos. Técnicas baseadas em redes neurais convolucionais (CNNs) têm se mostrado promissoras ao automatizar a detecção e a extração de características visuais, alcançando alta precisão na identificação de emoções como tristeza, medo e raiva [Mollahosseini et al., 2017; Li e Deng, 2020]. Por exemplo, Mollahosseini utilizou uma CNN profunda treinada em mais de um milhão de imagens para obter acurácia superior a 60% em condições "*in the wild*" [Mollahosseini et al., 2017], enquanto Li e Deng [Li e Deng, 2020] revisaram múltiplos arquiteturas (incluindo ResNet e DenseNet) que atingem até 75% de precisão em bases como FER2013 e RAF-DB. Apesar desses avanços, desafios como variabilidade das expressões, oclusões e condições adversas de iluminação ressaltam a necessidade de bases de dados diversificadas e modelos adaptativos.

Apesar dos avanços tecnológicos, ainda há lacunas na literatura quanto ao uso integrado de inteligência artificial voltada especificamente à segurança da mulher em contextos de ameaça ou assédio. Soluções existentes, como aplicativos de segurança e monitoramento de voz, têm impacto relevante, mas raramente aplicam IA de forma abrangente para detectar comportamentos agressivos em tempo real. Este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de reconhecimento de

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

emoções baseado em aprendizado de máquina, capaz de identificar sinais de medo e tristeza em mulheres — e raiva em agressores — a partir de expressões faciais e outros indicadores emocionais, oferecendo respostas rápidas e personalizadas. As principais contribuições deste artigo são:

- Desenvolvimento de um modelo de IA para reconhecimento de emoções focado em segurança;
- Aplicação de técnicas de aprendizado de máquina para detectar emoções em tempo real;
- Rotulação das bases de dados conforme as emoções investigadas no estudo, garantindo qualidade e consistência nos conjuntos de treinamento e validação.
- Potencial para integrar o sistema a dispositivos de segurança já existentes, como aplicativos e câmeras.

Este artigo está estruturado em quatro seções principais. A Seção 2 detalha a metodologia empregada e descreve o processo de seleção, processamento e rotulação das bases de dados, bem como a arquitetura do modelo desenvolvido. Em seguida, a Seção 3 apresenta e discute os principais resultados obtidos durante as fases de treinamento, validação e teste. A Seção 4 traz as considerações finais e sugere trabalhos futuros. Por fim, a Seção 4 contém os agradecimentos finais.

2. Metodologia

A metodologia proposta neste artigo visa o desenvolvimento de um modelo de reconhecimento de emoções, utilizando técnicas baseadas em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina, especialmente por meio de redes neurais convolucionais (CNNs), conforme descrito em obras clássicas e recentes da área, como as de Russell e Norvig [Russell e Norvig, 2022], Mitchell [Mitchell, 1997], Goodfellow [Goodfellow et al., 2016] e Silva et al. [Silva et al., 2016]. O foco está na detecção de emoções específicas, como medo, tristeza e raiva, a partir de imagens faciais de homens e mulheres adultos. As imagens foram processadas s utilizando bases de dados especializadas, com o objetivo de treinar o modelo para identificar e diferenciar as emoções de acordo com o gênero e as expressões faciais.

O fluxograma a seguir ilustra os passos principais do processo metodológico proposto para o desenvolvimento do modelo de reconhecimento de emoções.

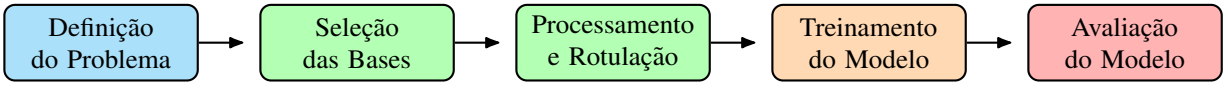


Figura 1: Fluxograma das etapas do processo metodológico do sistema de reconhecimento de emoções.

- *Definição do Problema e Planejamento:* Nesta etapa inicial, foram estabelecidos os objetivos do projeto e as abordagens metodológicas a serem seguidas. Além disso, foram analisadas pesquisas relacionadas para fundamentar a escolha das técnicas de aprendizado de máquina.
- *Seleção das bases de dados:* Foram escolhidas as bases de dados, na qual foram considerados critérios como variedade de expressões, diversidade cultural e disponibilidade de informações sobre gênero.
- *Rotulação e Processamento de Dados:* Etapa onde as imagens foram separadas e rotuladas, identificando os gêneros e as emoções presentes (medo, raiva e tristeza).
- *Treinamento do Modelo*: Os dados processados foram utilizados para treinar um modelo de reconhecimento de emoções por meio da ferramenta *Edge Impulse*. O treinamento foi realizado considerando ajustes nos hiperparâmetros para otimização do desempenho.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

- *Avaliação do Modelo e Resultados:* Os resultados foram obtidos e, com base nas métricas, realizou-se a avaliação do modelo.

2.1. Seleção das Bases de Dados

Este trabalho utiliza duas bases de dados amplamente reconhecidas para o treinamento do modelo de reconhecimento de emoções: FER2013 (*Facial Expression Recognition 2013 Dataset*) e RAF-DB (*Real-world Affective Faces Database*), ambas recorrentes na literatura e exploradas em estudos recentes [Khaireddin e Chen, 2021; Roy et al., 2024b,a]. Cada uma delas possui características específicas que complementam o desenvolvimento e a avaliação do modelo, abrangendo desde cenários controlados até situações do mundo real.

A base de dados *FER2013* foi criada para a competição do International Conference on Machine Learning (ICML) em 2013. Ela contém 35.887 imagens em escala de cinza, todas com resolução de 48x48 pixels (ver amostra na Figura 2), coletadas de maneira automática na internet. As imagens foram capturadas em diversas condições de iluminação, ângulos e expressões faciais. As emoções estão divididas em sete categorias principais: raiva, nojo, medo, felicidade, tristeza, surpresa e neutro [Khaireddin e Chen, 2021]. Apesar de amplamente utilizada como *benchmark* na validação de modelos de aprendizado profundo, a FER2013 apresenta alguns desafios, como a presença de imagens com rotulagens imprecisas, o que pode influenciar os resultados quando utilizada de forma isolada.



Figura 2: FER2013. Fonte: `https://medium.com/@birdortyedi_23820/deep-learning-lab-episode-3-fer2013-c38f2e052280`.

Já a *RAF-DB* consiste em aproximadamente 30.000 imagens de rostos capturadas em cenários do mundo real (ver amostra na Figura 3). Esse conjunto de dados foi projetado para refletir os desafios presentes em situações reais, como variações de pose, iluminação, oclusões faciais e expressões espontâneas [Li e Deng, 2017]. As emoções também são categorizadas em sete classes principais, as mesmas da FER2013. A grande diversidade das imagens faz da RAF-DB uma base valiosa para avaliar a capacidade dos modelos de aprendizado de máquina em lidar com a complexidade do reconhecimento emocional em condições não controladas.

Dessa forma, foram selecionadas três emoções principais para o treinamento do modelo: raiva, tristeza e medo. A emoção raiva foi associada apenas a homens, enquanto medo e tristeza foram atribuídas exclusivamente a mulheres. Para organizar os dados, as imagens correspondentes a cada classe foram separadas em diretórios específicos, facilitando o carregamento e o processamento na ferramenta utilizada. Vale ressaltar que essa etapa de segregação exigiu esforço significativo,

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

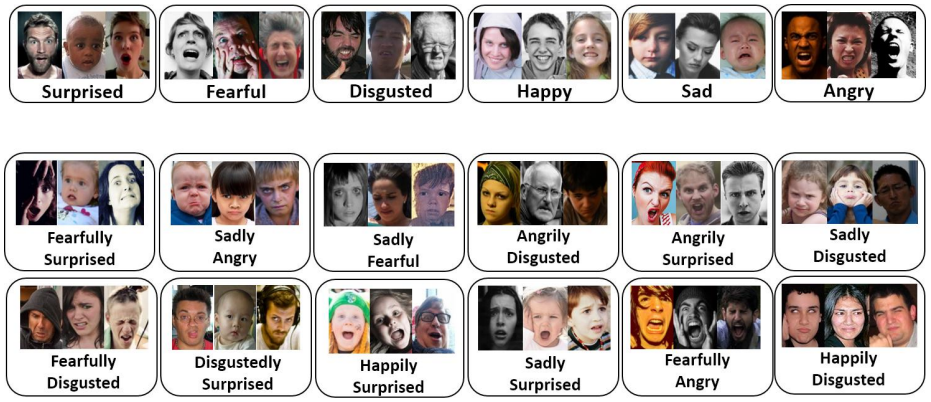


Figura 3: RAFDB. Fonte: `http://www.whdeng.cn/raf/model1.html`.

pois foi necessário classificar manualmente cada imagem de acordo com o gênero e a emoção correspondente.

2.2. Processamento e Rotulação dos Dados

Para rotular e processar os dados foi escolhida a ferramenta *Edge Impulse*, que é uma plataforma de desenvolvimento de Machine Learning para dispositivos embarcados, sendo ideal para realizar o treinamento e otimização do modelo. A plataforma oferece ferramentas para pré-processamento de dados, extração de características e balanceamento do conjunto de dados, facilitando a organização das classes de emoções. Com suporte a redes neurais otimizadas, o Edge Impulse possibilita a criação de modelos eficientes para reconhecimento de emoções em imagens, garantindo compatibilidade com diferentes hardwares embarcados [Impulse, 2025].

A fim de obter melhores resultados, decidiu-se criar dois projetos distintos, cada qual nomeado com o nome da base de dados correspondente, ou seja, os projetos foram nomeados como *FER2013* e *RAF_DB*, respectivamente. Sendo assim, com as três emoções já separadas, decidiu-se agrupar medo e tristeza em mulheres em uma única classe, denominada *M_Medo_Tristeza*, enquanto as imagens de homens com raiva foram designadas à classe *H_Raiva*. Dessa forma, os dois projetos foram estruturados como modelos binários.

As duas bases de dados utilizadas apresentaram tamanhos distintos, o que possibilitou uma análise comparativa do desempenho dos modelos em diferentes cenários. Essa variação permitiu avaliar a eficácia do método de divisão automática de dados do *Edge Impulse*, aplicado de maneira consistente em ambos os projetos. A seguir, detalham-se as características específicas de cada base de dados.

- Projeto *FER2013*

  As imagens foram carregadas no *Edge Impulse*, utilizando sua própria ferramente para dividir automaticamente os dados em 80% para treino e 20% para teste. No projeto, *FER2013*, foram carregadas 7102 imagens no total, sendo 2527 imagens na classe *H_Raiva* e 4575 imagens na classe *M_Medo_Tristeza*, como consta na Tabela 1.

- Projeto *RAF_DB*

  Neste projeto, as imagens também foram divididas automaticamente pelo *Edge Impulse* utilizando o mesmo critério do projeto *FER2013*. Sendo assim, foram carregadas 1566 imagens no total, sendo 525 imagens na classe *H_Raiva* e 1041 imagens na classe *M_Medo_Tristeza*, como consta na Tabela 1.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

Tabela 1: Distribuição das imagens de treino e teste para as classes H_Raiva (homens com raiva) e M_Medo_Tristeza (mulheres com medo/tristes)

Base	**Total**	**Treino**		**Teste**	
		H_Raiva	M_Medo_Tristeza	H_Raiva	M_Medo_Tristeza
FER2013	7102	2019	3661	508	914
RAF_DB	1566	420	833	105	208

2.3. Treinamento do Modelo

Em ambos os projetos, todas as imagens foram padronizadas para uma resolução de 96×96 pixels e mantidas no formato RGB, preservando os três canais de cor (vermelho, verde e azul). Para o treinamento dos modelos, utilizou-se a rede neural *MobileNetV2*. Sua estrutura, baseada em blocos de resíduos invertidos e gargalos lineares, reduz significativamente o custo computacional sem comprometer a acurácia [Sandler et al., 2018]. Essa arquitetura tem sido amplamente empregada em tarefas de reconhecimento facial e detecção de emoções em tempo real, destacando-se em estudos recentes pela sua eficiência em contextos com restrições de processamento [Li e Xu, 2022; George e Sunny, 2021].

Adicionalmente, adotou-se o método de *Transfer Learning* (transferência de aprendizado), que consiste em aproveitar um modelo pré-treinado em uma base de dados extensa e diversificada, adaptando-o à tarefa específica de reconhecimento de emoções. Essa abordagem permitiu reutilizar características previamente extraídas, reduzindo tanto a necessidade de um grande volume de dados quanto o tempo de treinamento. Segundo Pan e Yang [Pan e Yang, 2010], a transferência de aprendizado é uma estratégia robusta e amplamente aplicada em diversos cenários de visão computacional, evidenciando sua eficácia na adaptação de modelos para novos domínios.

Para configurar o treinamento, definiu-se um total de 20 ciclos de treinamento (épocas), com uma taxa de aprendizado de 0.0005, visando um equilíbrio entre estabilidade e velocidade na atualização dos pesos da rede. O treinamento foi realizado utilizando a CPU como processador principal, garantindo compatibilidade com os recursos disponíveis.

Os dados foram organizados em conjuntos de treino e validação, sendo 20% das imagens reservadas para validação. Essa separação possibilitou a avaliação contínua do desempenho dos modelos durante o treinamento, auxiliando na detecção de possíveis problemas como *overfitting*. Além disso, utilizou-se um tamanho de lote (batch size) de 32, permitindo que a rede processasse um número adequado de imagens por iteração, equilibrando consumo de memória e estabilidade na atualizac cão dos pesos.

3. Avaliação do Modelo e Resultados

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos com os modelos desenvolvidos a partir dos conjuntos de dados *FER2013* e *RAF_DB*. As métricas utilizadas para avaliação dos modelos incluem: *acurácia*, que representa a proporção de previsões corretas em relação ao total; *precisão*, que indica a proporção de verdadeiros positivos em relação a todas as predições positivas; *recall*, que mede a capacidade do modelo de identificar corretamente os exemplos positivos; e *F1-Score*, que é a média harmônica entre precisão e revocação. As definições formais dessas métricas são dadas pelas seguintes equações:

- **Precisão:** Precisão $= \dfrac{VP}{VP + FP}$,
- **Recall:** Recall $= \dfrac{VP}{VP + FN}$,

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

- **F1-Score:** $\text{F1-Score} = 2 \times \dfrac{\text{Precisão} \times \text{Recall}}{\text{Precisão} + \text{Recall}}$,
- **Acurácia:** $\text{Acurácia} = \dfrac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$.

Nas quais, VP representa os verdadeiros positivos, FP os falsos positivos, FN os falsos negativos e VN os verdadeiros negativos. Essas métricas permitem uma análise detalhada do desempenho do modelo, especialmente em cenários com classes desbalanceadas ou múltiplas categorias.

Inicialmente, são discutidos os resultados de treinamento e validação, nos quais analisamos as métricas de acurácia, precisão, *recall*, *F1-Score* e *loss*, evidenciando a consistência e a robustez dos modelos na classificação das emoções. Em seguida, os resultados de teste são apresentados, permitindo verificar a performance dos modelos em dados não vistos e identificar eventuais incertezas nas predições, as quais indicam casos em que o modelo não conseguiu tomar uma decisão clara quanto à classe da imagem. Esses resultados fornecem uma visão abrangente sobre o desempenho dos modelos e possibilitam a comparação entre os projetos, destacando, por exemplo, a capacidade diferenciada de identificar corretamente as emoções de homens com raiva e mulheres com medo ou tristes.

3.1. Resultados de Treinamento e Validação

A avaliação do modelo no projeto FER2013 demonstrou resultados consistentes para ambas as classes analisadas. Conforme apresentado na Matriz de Confusão, representada na Tabela 2, o modelo alcançou $77{,}5\%$. de *recall*, classificando corretamente as imagens da classe H_Raiva como H_Raiva (Verdadeiros Positivos). Entretanto, $22{,}5\%$ das imagens da classe H_Raiva foram incorretamente identificadas como M_Medo_Tristeza (Falsos Positivos). Já para a classe M_Medo_Tristeza, o modelo avaliou corretamente $89{,}9\%$ dos dados (Verdadeiros Positivos) e apenas $10{,}1\%$ incorretamente, tendo essa classe uma leve vantagem sobre H Raiva. Além disso, o projeto obteve um *loss* de 0.37, o que indica que, em média, o erro cometido pelo modelo nas previsões foi baixo.

Avaliando agora as outras métricas do projeto FER2013, representadas na Tabela 3, a classe H_Raiva obteve precisão de $79{,}57\%$, *recall* em torno de $77{,}49\%$, resultando em um *F1-Score* de cerca de $78{,}5\%$. Já para M_Medo_Tristeza o modelo apresentou aproximadamente $88{,}74\%$ de precisão, $89{,}92\%$ de *recall* e *F1-Score* em torno de $89{,}3\%$. No geral, a acurácia atingiu $85{,}7\%$, evidenciando um bom equilíbrio entre as métricas de ambas as classes e indicando que o modelo consegue distinguir razoavelmente bem entre homens com raiva e mulheres com medo ou tristeza.

No projeto *RAF_DB*, as métricas também foram satisfatórias. Conforme a Matriz de Confusão, representada na Tabela 4, a classe H_Raiva obteve $81{,}4\%$ de seus dados classificados na classe correta (Verdadeiros Positivos) e apenas $18{,}6\%$ classificados incorretamente (Falsos Positivos). Enquanto isso, classe M_Medo_Tristeza classificou $89{,}7\%$ corretamente e $10{,}3\%$ de modo incorreto. Ademais, o projeto obteve um *loss* de 0.34, indicando que no geral, o erro cometido pelo modelo nas previsões também foi baixo.

Avaliando também as outras métricas do projeto RAF_DB, representadas na Tabela 5, a classe H_Raiva obteve precisão de aproximadamente $80{,}5\%$, *recall* em torno de $81{,}4\%$ e o *F1-Score* em aproximadamente $80{,}9\%$. A classe M_Medo_Tristeza apresentou valores ainda mais elevados, com precisão por volta de $90{,}2\%$, *recall* de $89{,}7\%$, culminando em um *F1-Score* de cerca de $89{,}9\%$. A acurácia total do modelo nesse conjunto de dados foi de aproximadamente $86{,}9\%$. Esses índices indicam que, mesmo em uma base de tamanho menor, o modelo mantém desempenho robusto na classificação das emoções, com destaque para a identificação de medo e tristeza em mulheres.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

Tabela 2: Matriz de Confusão do Projeto FER2013

Verdadeiro	**Predição** H_Raiva	M_Medo_Tristeza
H_Raiva	77,5%	22,5%
M_Medo_Tristeza	10,1%	89,9%

Tabela 3: Métricas de Classificação do Projeto FER2013

Classe	**Precisão (%)**	**Recall (%)**	**F1-Score (%)**
H_Raiva	79,57	77,49	78,51
M_Medo_Tristeza	88,74	89,92	89,33
Acurácia Geral		85,74%	

Tabela 4: Matriz de Confusão do Projeto RAF_DB

Verdadeiro	**Predição** H_Raiva	M_Medo_Tristeza
H_Raiva	81,4%	18,6%
M_Medo_Tristeza	10,3%	89,7%

Tabela 5: Métricas de Classificação do Projeto RAF_DB

Classe	**Precisão (%)**	**Recall (%)**	**F1-Score (%)**
H_Raiva	80,46	81,39	80,92
M_Medo_Tristeza	90,24	89,70	89,97
Acurácia Geral		86,85%	

3.2. Resultados de Teste

Para o projeto *FER2013*, os resultados de teste demonstraram que o modelo atingiu uma acurácia global de aproximadamente 82%, com precisão em torno de 85% para a classe H_Raiva e 90% para a classe M_Medo_Tristeza, veja a Tabela 7. Observou-se que, para a classe H_Raiva, o modelo apresentou *recall* de cerca de 73,2%, classificando cerca de 16,5% de imagens incorretamente. Já para a classe M_Medo_Tristeza, a revocação ficou em torno de 86,7%, com apenas 7,3% de imagens com rótulos incorretos (Tabela 6), o que resulta em uma certa vantagem do modelo em identificar mulheres com medo e/ou tristes.

Analisando agora os resultados do projeto *RAF_DB*, temos uma acurácia geral de quase 85%. As outras métricas como precisão e *F1-Score* estão representadas na Tabela 9, evidenciando que os resultados deste projeto foram um pouco melhores. Quanto aos resultados da Matriz de Confusão, a classe H_Raiva obteve *recall* de aproximadamente 76,2% e na classe M_Medo_Tristeza, 89,4% (Tabela 8). Esses resultados evidenciam a robustez do modelo em identificar corretamente as emoções, especialmente no que diz respeito à detecção de medo e tristeza em mulheres.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

Ademais, identificou-se uma incerteza acerca dos dados obtidos na fase de teste. No projeto *FER2013*, obtivemos apenas 10,2% de incerteza na identificação de imagens de homens com raiva serem claasificados com rótulos de H_Raiva. O mesmo aconteceu para a classe MMedo_Tristeza, obtendo uma incerteza de apenas 6,0%. Já no projeto *RAF_DB*, as incertezas foram menores, com cerca de 5,7% para a classe H_Raiva e 5,3% para a classe M_Medo_Tristeza. Essas incertezas indicam que, nesses percentuais de amostras, o modelo não conseguiu tomar uma decisão clara sobre a classe das imagens, possivelmente devido a características ambíguas, sobreposição entre os padrões das emoções ou limitações na separação entre as classes durante o treinamento.

Tabela 6: Matriz de Confusão de Teste do Projeto FER2013

	Predição		
Verdadeiro	H_Raiva	M_Medo_Tristeza	Incerteza
H_Raiva	73,2%	16,5%	10,2%
M_Medo_Tristeza	7,3%	86,7%	6,0%

Tabela 7: Métricas de Teste do Projeto FER2013

Classe	**Precisão (%)**	**Recall (%)**	**F1-Score (%)**
H_Raiva	85,00	73,00	79,00
M_Medo_Tristeza	90,00	87,00	88,00
Acurácia Geral		81,86%	

Tabela 8: Matriz de Confusão de Teste do Projeto RAF_DB

	Predição		
Verdadeiro	H_Raiva	M_Medo_Tristeza	Incerteza
H_Raiva	76,2%	18,1%	5,7%
M_Medo_Tristeza	5,3%	89,4%	5,3%

Tabela 9: Métricas de Teste do Projeto RAF_DB

Classe	**Precisão (%)**	**Recall (%)**	**F1-Score (%)**
H_Raiva	88,00	76,00	82,00
M_Medo_Tristeza	91,00	89,00	90,00
Acurácia Geral		84,98%	

4. Conclusões

O presente trabalho teve como objetivo desenvolver e testar modelos de reconhecimento de emoções voltados à segurança da mulher, utilizando técnicas de aprendizado de máquina e redes neurais convolucionais. Para tanto, empregamos as bases de dados *FER2013* e *RAF_DB* com o intuito de identificar sinais de medo e tristeza em mulheres, bem como de raiva em homens. Os

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

experimentos realizados permitiram avaliar, de forma sistemática, a eficácia dos modelos propostos em um ambiente experimental controlado.

Os resultados obtidos evidenciam a robustez dos modelos testados. No projeto *FER2013*, as métricas indicaram uma acurácia geral de aproximadamente $85{,}7\%$ e um *loss* de 0.37, enquanto no projeto *RAF_DB* foi alcançada uma acurácia de cerca de $86{,}9\%$ com um *loss* de 0.34. A análise das matrizes de confusão e das demais métricas – precisão, revocação e *F1-Score* – demonstrou que os modelos apresentam bom desempenho na classificação das emoções, conseguindo diferenciar com eficácia entre as classes analisadas.

Como trabalhos futuros, é interessante avançar para a implementação dos modelos em um ambiente de aplicação real, o que possibilitará a identificação de emoções em tempo real. Além disso, a ampliação do conjunto de dados e o ajuste fino dos hiperparâmetros podem contribuir para a melhoria da precisão e robustez dos modelos. Investigações em arquiteturas alternativas de redes neurais e a integração do sistema com dispositivos de segurança já existentes também são caminhos promissores para ampliar a aplicabilidade da solução proposta.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e Pró-Reitoria de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação (PROPPI) da Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP).

Referências

Anitha, R. e Kumar, R. (2021). Smart wearable devices for women safety using iot. *International Journal of Engineering Research & Technology*. Disponível em: https://www.ijert.org/smart-wearable-devices-for-women-safety-using-iot.

Bansal, A. e Singh, S. (2020). Iot and wearable device based smart safety system for women. *Procedia Computer Science*. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.305.

Chaurasia, S. A. (2024). Artificial intelligence: A smart and empowering approach to women's safety. In *Artificial Intelligence Applications*. IGI Global.

Costa Limeira, M. L. d., Ferreira, L., Maciel, M. V. M., Simões Júnior, M. A., e Donato, R. d. S. (2022). Policiamento inteligente: Proposta de modelo de localização preditiva de patrulhas policiais para a prevenção de homicídios. *Anais do Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. Disponível em: https://proceedings.science/p/157386?lang=pt-br.

Duarte, I. R. F. e Nogueira, M. C. B. d., Jordana de Souza e Araújo (2023). Modelo multicritério para a classificação de regiões quanto à propensão à criminalidade. *Anais do Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. Disponível em: https://proceedings.science/p/174849?lang=pt-br.

Folha Vitória (2023). Veja como a tecnologia pode ajudar as mulheres a se protegerem contra a violência. Disponível em: `https://www.folhavitoria.com.br/geral/blogs/folha-digital/2023/04/09/veja-como-a-tecnologia-pode-ajudar-as-mulheres-a-se-protegerem-contra-a-violencia`. Acesso em: 26 de novembro de 2024.

George, S. e Sunny, A. R. (2021). Facial expression recognition using mobilenetv2 architecture. In *2021 5th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*, p. 190–195.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

Goodfellow, I., Bengio, Y., e Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. Disponível em: https://www.deeplearningbook.org/.

Impulse, E. (2025). Edge impulse documentation. https://docs.edgeimpulse.com/docs. Acessado em: 15 mar. 2025.

Khaireddin, Y. e Chen, Z. (2021). Facial emotion recognition: State of the art performance on fer2013. *arXiv preprint arXiv:2105.03588*. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/351476658.

Korrapati, M. e Soni, G. (2024). Ai-enabled predictive analytics for women's safety: From threat detection to incident prevention. *Social Science Research Network*. Disponível em: https://doi.org/10.2139/ssrn.5045434.

Kuruppath, A., Arun, G. A. B., Prakash, M. B., Manoj, P. R., Santhosh, S. N., e Gowtham, V. (2022). A survey on design and application approaches in women-safety systems. In *2022 8th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, p. 1334–1339, Coimbatore, Índia. IEEE.

Li, S. e Deng, J. (2020). Deep facial expression recognition: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 12(1):119–138.

Li, S. e Deng, W. (2017). Reliable crowdsourcing and deep locality-preserving learning for expression recognition in the wild. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 2852–2861.

Li, X. e Xu, W. (2022). Real-time facial expression recognition using improved mobilenetv2. *Procedia Computer Science*, 199:1052–1058.

Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.

Mollahosseini, A., Hasani, D., e Mahoor, M. H. (2017). Affectnet: A database for facial expression, valence, and arousal computing in the wild. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 10(1): 18–31.

Naved, M., Fakih, A. H., Venkatesh, A. N., A., V., Vijayakumar, P., e Kshirsagar, P. R. (2022). Artificial intelligence based women security and safety measure system. In *AIP Conference Proceedings*, volume 2393.

Oliveira, C. e Silva, L. (2021). Violência contra a mulher: impactos na saúde e políticas públicas de enfrentamento. *Revista Brasileira de Saúde Materno Infantil*, 21(2):527–534. Disponível em: https://www.scielo.br/j/rbsmi/a/gQqwKdy6SG6BZz4YmZHsKtj. Acesso em: 04 de fevereiro de 2025.

ONU Mulheres (2024). Taxa de feminicídios no brasil é quinta maior do mundo. Disponível em: https://brasil.un.org/pt-br/248132-taxas-de-feminicidio-no-brasil-sao-quintas-maiores-do-mundo. Acesso em: 26 de novembro de 2024.

Organização Mundial da Saúde (2021). Violência contra mulheres: uma em cada três sofre violência física ou sexual ao longo da vida. Disponível em: https://www.paho.org/pt/noticias/04-3-2021-violencia-contra-mulheres-uma-em-cada-tres-sofre-violencia-fisica-ou-sexual. Acesso em: 10 de novembro de 2024.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br

Pan, S. J. e Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10):1345–1359.

Rodrigues, A. M. (2020). Mobilidade urbana e violência de gênero: uma análise das barreiras enfrentadas por mulheres. *Revista Transportes*, 28(2):1–12. Disponível em: https://www.scielo.br/j/transportes/a/QcsKr7FZXBkDf7LxPPKhRxN. Acesso em: 02 de fevereiro de 2025.

Roy, A. K., Kathania, H. K., e Sharma, A. (2024a). Improvement in facial emotion recognition using synthetic data generated by diffusion model. *arXiv preprint arXiv:2411.10863*. Disponível em: https://arxiv.org/abs/2411.10863.

Roy, A. K., Kathania, H. K., Sharma, A., Dey, A., e Ansari, M. S. A. (2024b). Resemotenet: Bridging accuracy and loss in facial emotion recognition. *arXiv preprint arXiv:2409.10545*. Disponível em: https://arxiv.org/abs/2409.10545.

Russell, S. J. e Norvig, P. (2022). *Inteligência Artificial: Uma Abordagem Moderna*. GEN LTC, Rio de Janeiro, 4th ed. edition. E-book. ISBN 9788595159495.

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., e Chen, L.-C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 4510–4520.

Sharma, N. e Gupta, R. (2023). An iot-based real-time women safety system: A survey and future directions. *International Journal of Recent Progress in Research*, 4(5):479–488. Disponível em: https://doi.org/10.9734/ijrpr/2023/v4i5/3939.

Silva, I. d. P., Spatti, D. H., e Flauzino, R. A. (2016). *Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas*. Artliber, 2ª ed. edition. Adaptado para esta aplicação.

Silva, M. C. d. S. (2022). Análise da violência de gênero no brasil: um panorama atual. *Revista de Políticas Públicas*, 26(2):1–22. Disponível em: https://periodicos.ufma.br/index.php/rppublica/article/view/20863. Acesso em: 04 de fevereiro de 2025.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212490
https://proceedings.science/p/212490?lang=pt-br