

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS - UFAL
CAMPUS DE ARAPIRACA
CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO - BACHARELADO

LUIZ FILIPE SOARES DE MELO BARBOSA

**O USO DE RECONHECIMENTO FACIAL PARA A CAPTURA E IDENTIFICAÇÃO
EM ARQUIVOS PESSOAIS**

ARAPIRACA

2023

Luiz Filipe Soares de Melo Barbosa

O uso de reconhecimento facial para a captura e identificação em arquivos pessoais

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Alagoas – UFAL, *Campus* de Arapiraca, como pré-requisito para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Tácito Trindade de Araújo Tiburtino Neves

Arapiraca

2023



Universidade Federal de Alagoas-UFAL
Campus Arapiraca
Biblioteca Setorial Campus Arapiraca - BSCA

B238u Barbosa, Luiz Filipe Soares de Melo
O uso de reconhecimento facial para a captura e identificação em arquivos
pessoais [recurso eletrônico] / Luiz Filipe Soares de Melo Barbosa. – Arapiraca, 2023.
21 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Tácito Trindade de Araújo Tiburtino Neves.
Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) -
Universidade Federal de Alagoas, *Campus Arapiraca*, Arapiraca, 2023.
Disponível em: Universidade Digital (UD) / RD- BSCA- UFAL (*Campus Arapiraca*).
Referências: f. 21.

1. Reconhecimento facial. 2. Captura de faces. 3. Multi-task Cascaded
Convolutional Networks (MTCNN). 4. FaceNet (Sistema). I. Neves, Tácito Trindade de
Araújo Tiburtino. II. Título.

CDU 004

Luiz Filipe Soares de Melo Barbosa

O uso de reconhecimento facial para a captura e identificação em arquivos pessoais

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Alagoas – UFAL, *Campus* de Arapiraca, como pré-requisito para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Data de Aprovação: 31/05/2023.

Banca Examinadora

Documento assinado digitalmente
 TACITO TRINDADE DE ARAUJO TIBURTINO
Data: 14/06/2023 15:30:36-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Tácito Trindade de Araújo Tiburtino Neves
Universidade Federal de Alagoas
Campus Arapiraca
(Orientador)

Documento assinado digitalmente
 RODOLFO CARNEIRO CAVALCANTE
Data: 14/06/2023 15:42:55-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Rodolfo Carneiro Cavalcante
Universidade Federal de Alagoas - UFAL
Campus Arapiraca
(Examinador)

Documento assinado digitalmente
 ELTHON ALLEX DA SILVA OLIVEIRA
Data: 19/06/2023 16:12:05-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Elthon Allex da Silva Oliveira
Universidade Federal de Alagoas - UFAL
Campus Arapiraca
(Examinador)

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão a todos os meus familiares, amigos e professores que me apoiaram e encorajaram ao longo da minha jornada de realização deste trabalho. Sem a ajuda de vocês, não teria sido possível chegar tão longe e concluir este projeto com sucesso.

Agradeço por todas as conversas inspiradoras, o feedback construtivo, as palavras encorajadoras e o tempo dedicado para me ajudar a transformar minhas ideias em realidade. Agradeço especialmente aos meus pais, irmãos, amigos mais próximos e orientador do meu TCC, que estiveram sempre ao meu lado, oferecendo suporte e motivação em cada etapa deste processo.

O fator decisivo para vencer o maior obstáculo é, invariavelmente, ultrapassar o obstáculo anterior.

Henry Ford

RESUMO

O reconhecimento facial, como processo computacional, é visto como uma tarefa complexa, uma vez que a máquina passa por muitos processos para identificar corretamente um indivíduo, diferentemente da visão humana. No entanto, sua importância em diversas aplicações no mundo real é indiscutível. Com o avanço da tecnologia e o uso de redes neurais, várias ferramentas foram criadas para facilitar esse processo. Este estudo teve como objetivo apresentar o reconhecimento e identificação facial de indivíduos específicos usando ferramentas avançadas, gratuitas e de fácil acesso, mostrando que essa tecnologia está em constante evolução. Os resultados dos experimentos indicam que a combinação de algumas ferramentas pode simplificar o processo e obter resultados interessantes.

Palavras-chave: reconhecimento facial; Facenet; captura de faces; Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN).

ABSTRACT

Facial recognition, as a computational process, is seen as a complex task, since the machine goes through many processes to correctly identify an individual, unlike human vision. However, its importance in various real-world applications is undeniable. With the advancement of technology and the use of neural networks, several tools have been created to facilitate this process. This study aimed to present the facial recognition and identification of specific individuals using advanced, free, and easily accessible tools, showing that this technology is constantly evolving. The experimental results indicate that the combination of some tools can simplify the process and obtain interesting results.

Keywords: facial recognition; Facenet. face capture. Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN).

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma mostrando criação do sistema passo a passo.....	13
Figura 2 – Ilustração da função de extração de faces.....	15
Figura 3 – Imagem do modelo de rede neural utilizada.....	16
Figura 4 – Imagem do autor tendo o rosto capturado e identificado pelo algoritmo. (Captura em tempo real).....	17
Figura 5 – Imagem das duas pessoas treinadas para o sistema. (Captura por foto/vídeo).....	17
Figura 6 – Imagem do sistema não conseguindo capturar a face do ângulo determinado.....	19

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MTCNN	Multi-task Cascaded Convolutional Networks
CNN	Rede Neural Convocional
PIL	Python Imaging Library
OpenCV	Open Computer Vision Library

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	10
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	11
2.1	VISÃO COMPUTACIONAL.....	11
2.2	MTCNN.....	11
2.3	FACENET.....	12
3	METODOLOGIA.....	13
3.1	DATASET.....	13
3.2	PREPARAÇÃO DO SISTEMA DE HARDWARE.....	14
3.3	PREPARAÇÃO DO SISTEMA DE SOFTWARE.....	14
3.4	IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE RECONHECIMENTO FACIAL.....	14
3.5	FUNÇÃO PRINCIPAL DE RECONHECIMENTO FACIAL.....	16
4	RESULTADOS DO EXPERIMENTO.....	18
4.1	VALIDAÇÃO.....	18
4.2	RESULTADOS.....	18
5	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS.....	20
	REFERÊNCIAS.....	21

1 INTRODUÇÃO

O reconhecimento facial tem sido uma das áreas de maior destaque na visão computacional nos últimos anos. Com a crescente necessidade de segurança em diversos setores, como o financeiro e governamental, a tecnologia de reconhecimento facial tem se mostrado cada vez mais importante e valorizada. Entre as técnicas mais avançadas dessa área, destaca-se o FaceNet, que utiliza redes neurais convolucionais para gerar representações numéricas únicas de rostos, permitindo a identificação de indivíduos com alta precisão (SCHROFF; KALENICHENKO; PHILBIN, 2015).

Para que seja possível alcançar uma alta taxa de precisão na identificação de rostos, é essencial o uso de técnicas de pré-processamento de imagem para garantir que a entrada esteja em condições ideais para a rede neural convolucional. Nesse sentido, o MTCNN é um algoritmo amplamente utilizado para detectar e alinhar rostos em imagens, o que o torna um pré-processador ideal para o FaceNet (ZHANG *et al.*, 2016).

Diante desse contexto, o presente trabalho busca apresentar uma implementação do FaceNet utilizando o MTCNN como pré-processador de imagens e avaliar sua eficácia em um conjunto de dados cedido pelo autor. Serão realizados testes em diferentes condições de iluminação, poses, expressões e resoluções de imagem para avaliar a eficácia do modelo.

O objetivo principal deste trabalho é demonstrar como a implementação de um algoritmo simples pode ser capaz de capturar e identificar faces pré-treinadas, utilizando ferramentas atuais, avançadas e de fácil acesso. Esta abordagem tem o propósito de contribuir para os estudos relacionados à visão computacional e ao reconhecimento facial, sendo aplicável em diversas áreas do cotidiano.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção, será apresentada uma exposição da literatura referente aos principais tópicos relacionados à proposição deste trabalho, a qual certamente contribuirá para a compreensão da pesquisa realizada.

2.1 VISÃO COMPUTACIONAL

A visão computacional é uma área da inteligência artificial que tem como objetivo permitir que computadores compreendam e analisem imagens e vídeos de forma semelhante aos seres humanos. É uma disciplina interdisciplinar que abrange conhecimentos de matemática, física e ciência da computação, e tem sido amplamente explorada. (SZELISKI, 2022). Envolve uma série de etapas, incluindo aquisição de imagens, pré-processamento, segmentação, descrição e reconhecimento de objetos.

A aquisição de imagens é feita por meio de câmeras ou outros dispositivos de imagem e envolve a captura de imagens em tempo real ou a partir de uma biblioteca de imagens. O pré-processamento envolve a aplicação de técnicas de correção de cor e brilho, bem como a eliminação de ruído e artefatos das imagens. A segmentação refere-se à identificação e separação de objetos em uma imagem. A descrição envolve a extração de características das imagens, como texturas, formas e cores, enquanto o reconhecimento envolve a correspondência das características extraídas de uma biblioteca de objetos conhecidos (LOWE, 2004).

Para avançar na área de visão computacional, pesquisadores estão investigando técnicas de aprendizado profundo, que permitem que computadores aprendam a partir de grandes conjuntos de dados. Novos métodos de rede neural convolucional (CNN) vem revolucionando a área da visão computacional, superando métodos anteriores em competições de reconhecimento de imagens (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2017). Desde então, a CNN tem sido usada em uma variedade de tarefas de visão computacional, incluindo reconhecimento de objetos, detecção de faces e classificação de imagens médicas.

2.2 MTCNN

A Multi-Task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN) (ZHANG *et al.*, 2016) é uma técnica de detecção de faces em imagens, que consiste em uma cascata de três redes neurais convolucionais (CNNs) interligadas para detectar, delimitar e classificar faces em uma

imagem. A primeira etapa do MTCNN é a detecção de caixas delimitadoras em potencial, utilizando uma rede neural convolucional para gerar uma série de regiões candidatas. Em seguida, a segunda etapa é a eliminação das regiões de baixa probabilidade de serem rostos, utilizando uma segunda rede neural convolucional para classificar as regiões candidatas como rostos ou não-rostos. Por fim, a terceira etapa é a refinação das caixas delimitadoras, utilizando uma terceira rede neural convolucional para ajustar as caixas delimitadoras das regiões que foram classificadas como rostos, a fim de obter uma detecção mais precisa e refinada. Essa técnica de cascata permite uma detecção mais eficiente e robusta de rostos em imagens complexas. MTCNN tem sido amplamente utilizado em aplicações de reconhecimento facial e de segurança, e seu desempenho tem sido comparado com outras técnicas de detecção de faces.

2.3 FACENET

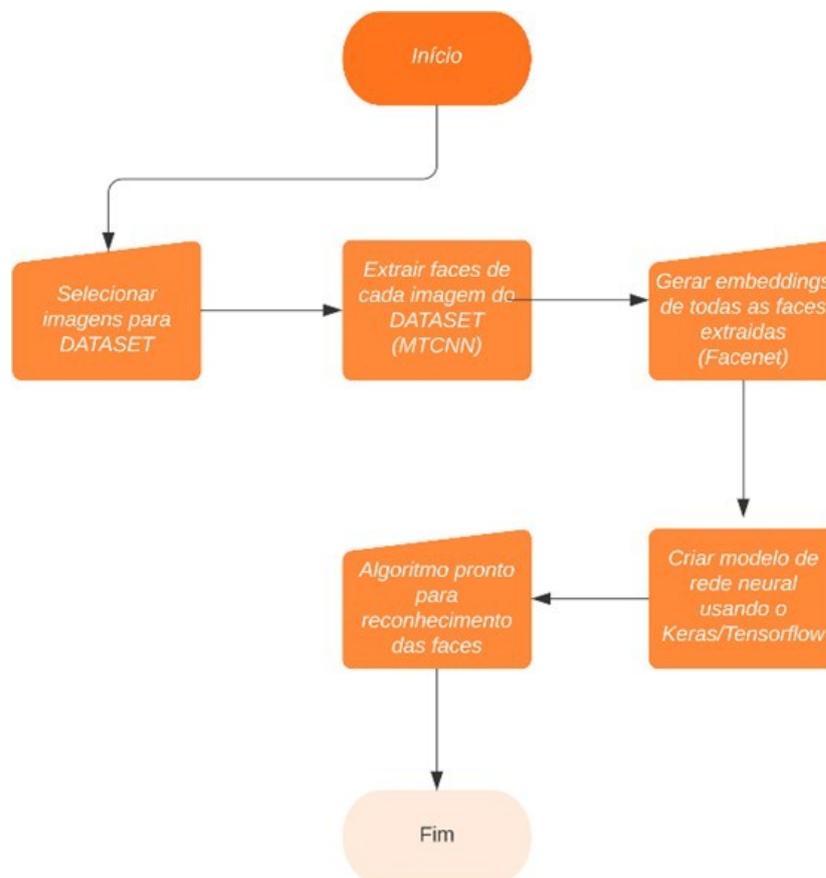
FaceNet (SANDBERG, 2021) é um algoritmo de reconhecimento facial que utiliza aprendizado profundo (deep learning) para mapear e identificar faces. Ele foi desenvolvido por uma equipe do Google em 2015, liderada pelo pesquisador Florian Schroff, o algoritmo se tornou muito popular e referência no campo do reconhecimento facial. Esse algoritmo utiliza uma rede neural convolucional para extrair uma representação numérica única de cada face.

Essa representação é chamada de "embedding" e pode ser usada para comparar faces e determinar se elas pertencem à mesma pessoa. O FaceNet é capaz de identificar faces com alta precisão, mesmo em condições desafiadoras, como baixa resolução, iluminação inadequada e variações de posição. Ele também pode reconhecer faces em tempo real, o que o torna adequado para aplicações em sistemas de vigilância e segurança (SCHROFF; KALENICHENKO; PHILBIN, 2015). Desde sua introdução, o FaceNet tem sido amplamente utilizado em pesquisa e desenvolvimento em reconhecimento facial, e tem sido aplicado em diversas áreas, como segurança, entretenimento, marketing e saúde (PARKHI; VEDALDI; ZISSERMAN, 2015).

3 METODOLOGIA

Neste estudo, propôs-se o desenvolvimento de um algoritmo capaz de identificar e reconhecer faces específicas, utilizando-se de ferramentas amplamente reconhecidas e empregando-se como critério a precisão em diferentes cenários, conforme ilustrado no fluxograma apresentado na Figura 1. O referido algoritmo divide-se em duas partes distintas: (i) a primeira fase concentra-se na separação das imagens contendo os rostos a serem reconhecidos, imediatamente após o treinamento da rede neural, e (ii) a segunda fase é responsável pela classificação das imagens constantes no dataset após o treinamento inicial.

Figura 1 – Fluxograma mostrando criação do sistema passo a passo



Fonte: O autor (2023).

3.1 DATASET

A fim de iniciar o processo do algoritmo, fez-se necessário a obtenção de um Dataset, o qual, para este estudo em particular, foi gentilmente disponibilizado pelo autor. As imagens que compõem tal conjunto foram organizadas em duas pastas distintas, cada uma referente a um dos indivíduos que serão utilizados para o treinamento. O Dataset em questão contém um

total de 204 imagens a serem empregadas no treinamento, sendo que cada imagem possui unicamente uma face. Cumpre destacar que as imagens contidas no conjunto apresentam diferentes resoluções, predominando, contudo, aquelas que possuem resolução de 1920 x 1080 pixels.

3.2 PREPARAÇÃO DO SISTEMA DE HARDWARE

Com o propósito de simplificar e padronizar a análise, bem como minimizar a ocorrência de variações indesejáveis, todo o processo de construção do algoritmo foi efetuado no mesmo ambiente de trabalho, desde a fase de treinamento até a execução do próprio algoritmo de reconhecimento facial. As especificações do equipamento utilizado foram as seguintes: Processador Ryzen 7 5800, 16GB de memória RAM, 512GB de armazenamento livre e o sistema operacional adotado foi o Windows 11. Ademais, cabe mencionar que todos os componentes do sistema empregado foram atualizados para as respectivas versões mais recentes disponíveis.

3.3 PREPARAÇÃO DO SISTEMA DE SOFTWARE

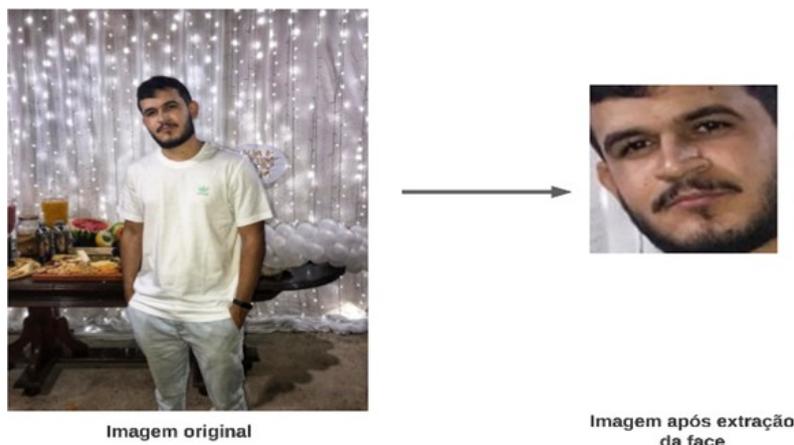
O objetivo do presente trabalho consistiu em implementar um algoritmo de reconhecimento facial empregando a linguagem de programação Python (PYTHON SOFTWARE FOUNDATION, 2023). Para tanto, foi necessário dividir a implementação do algoritmo em duas partes distintas. A primeira fase foi realizada utilizando-se o framework Jupyter Notebook, o qual oferece suporte à manipulação dos dados empregados no treinamento do algoritmo. Já a segunda e última etapa foi desenvolvida na IDE Pycharm (Jetbrains, 2023), um ambiente de desenvolvimento bastante completo e funcional para a linguagem de programação em questão. Diversas bibliotecas foram requeridas para garantir o pleno funcionamento do algoritmo, incluindo OpenCV, MTCNN, PIL, Keras/TensorFlow e Numpy. Adicionalmente, uma versão atualizada do Python 3 bem como um modelo do Facenet usando Keras/TensorFlow foram instalados. Cabe mencionar que todas as ferramentas utilizadas podem ser obtidas por meio da instalação do Anaconda (Anaconda, 2023), uma plataforma de distribuição para a linguagem de programação Python. As orientações detalhadas para instalação foram obtidas nos sites oficiais dos respectivos desenvolvedores.

3.4 IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE RECONHECIMENTO FACIAL

Dentro da arquitetura do sistema em questão, inicialmente é realizada a extração das

faces presentes nas imagens, empregando-se a biblioteca MTCNN, a qual é capaz de reconhecer características faciais como sobrancelhas, cantos da boca, nariz e olhos. Para tanto, é gerada uma caixa que delimita somente a área correspondente à face presente na imagem, utilizando-se as coordenadas (x, y), largura e altura, e a face é posteriormente extraída, conforme ilustrado na Figura 2. Após a etapa de extração das faces, as mesmas são armazenadas em um diretório, iniciando-se a próxima fase, na qual os *embeddings* de cada face extraída na função anterior são gerados.

Figura 2 – Ilustração da função de extração de faces.



Fonte: O autor (2023).

No próximo passo, utilizando a rede Facenet, um modelo previamente carregado em keras/tensorflow é utilizado para gerar um vetor de 128 posições correspondente a cada uma das faces extraídas na função anterior. Para isso, é carregado o arquivo facenet.keras.h5 e em seguida é chamada a função get embedding, a qual segue o seguinte procedimento: as imagens são padronizadas, a face é transformada em um exemplo único e a predição é realizada, gerando assim o *embedding*. A cada *embedding* gerado, ele é armazenado em uma lista e posteriormente transformado em um DataFrame contendo todos os *embeddings* gerados pela Facenet.

Por fim, é elaborado um modelo de rede neural na função, a qual consiste na criação de uma rede neural do tipo Multilayer Perceptron utilizando a biblioteca Keras/Tensorflow. Esse modelo é utilizado para realizar o reconhecimento das *embeddings* geradas na função anterior, conforme ilustrado na Figura 3.

3.5 FUNÇÃO PRINCIPAL DE RECONHECIMENTO FACIAL

Dentro da estrutura do programa, a função principal é implementada após a montagem completa da estrutura, o processo de obtenção dos *embeddings* e o treinamento. Para executá-la, é necessário carregar todos os modelos utilizados anteriormente, incluindo o MTCNN, o Facenet (facenet.keras.h5) e o modelo criado na função anterior usando keras/tensorflow

Figura 3 – Imagem do modelo de rede neural utilizada.

```

model = models.Sequential()
model.add(layers.Dense(64, activation="relu", input_shape=(128,)))
model.add(layers.Dropout(0.5))
model.add(layers.Dense(2, activation="softmax"))

model.summary()

```

Fonte: O autor (2023).

(face.h5). Iniciando com a extração das faces da imagem ou vídeo que será capturado, a função extrair faces é acionada, seguida pela função get embedding, onde os embeddings das faces capturadas são obtidos e transformados em uma linha de 128 posições representando a face analisada.

Na etapa seguinte, é instaurado um ciclo iterativo cujo objetivo é aplicar o MTCNN para detectar a presença de faces em cada quadro da imagem ou vídeo em análise. Caso o nível de confiança da detecção alcance uma porcentagem escolhida, é criada uma caixa que isola a face detectada na imagem, que então passa por uma normalização. A seguir, é acionada a função get embedding utilizando a técnica Facenet em conjunto com a face recém-normalizada, o que resulta em uma matriz de embeddings. Concluída essa fase, o algoritmo é apto a identificar a localização da face no quadro e atribuir o nome da pessoa reconhecida, caso ela seja um dos indivíduos previamente treinados pelo sistema.

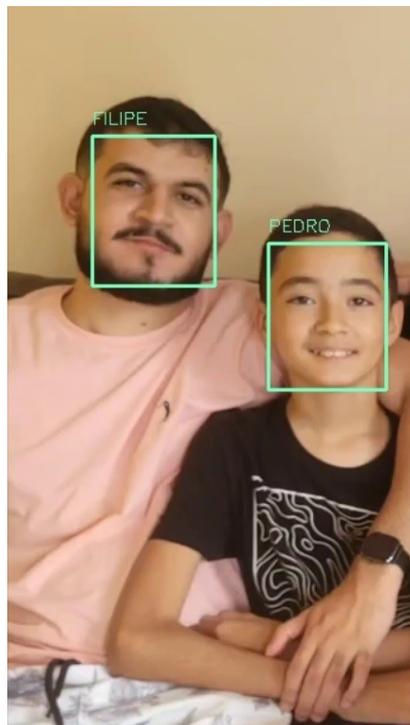
Decorridas todas essas etapas de extração facial, processamento transformacional e treinamento algorítmico, o software em questão procede à análise da imagem, vídeo ou transmissão em tempo real proveniente de uma webcam. Em um primeiro momento, são identificados os rostos presentes na cena e, em seguida, efetua-se uma criteriosa avaliação da compatibilidade com os registros previamente armazenados. Quando a imagem facial é reconhecida como pertencente a um indivíduo conhecido, o software o classifica como tal e identifica a qual pessoa pertence o rosto em questão, assim como mostra as Figuras 4 e 5.

Figura 4 – Imagem do autor tendo o rosto capturado e identificado pelo algoritmo. (Captura em tempo real).



Fonte: O autor (2023).

Figura 5 – Imagem das duas pessoas treinadas para o sistema. (Captura por foto/vídeo)



Fonte: O autor (2023).

4 RESULTADOS DO EXPERIMENTO

4.1 VALIDAÇÃO

Para que seja possível uma validação confiável dos testes, foi executado o algoritmo na mesma máquina em que foi implementado e com as mesmas configurações iniciais. É importante ressaltar que a luminosidade é um fator crucial para a análise de captura de faces, sendo assim, os testes foram realizados em um ambiente bem iluminado. Além disso, o sistema foi executado de forma totalmente local, sem necessidade de conexão com dados externos.

A capacidade de capturar e reconhecer as faces treinadas foi o parâmetro utilizado para validar os testes. Foram realizados dois tipos de testes: o primeiro utilizando a webcam em tempo real e o segundo utilizando imagens e vídeos com tamanhos e resoluções variadas. Em ambos os testes foram apresentadas uma ou mais pessoas, ou seja, um ou mais rostos para análise e reconhecimento.

4.2 RESULTADOS

Após ter sido submetido a uma série de testes em dois tipos de situações previamente mencionadas, foram obtidos resultados satisfatórios.

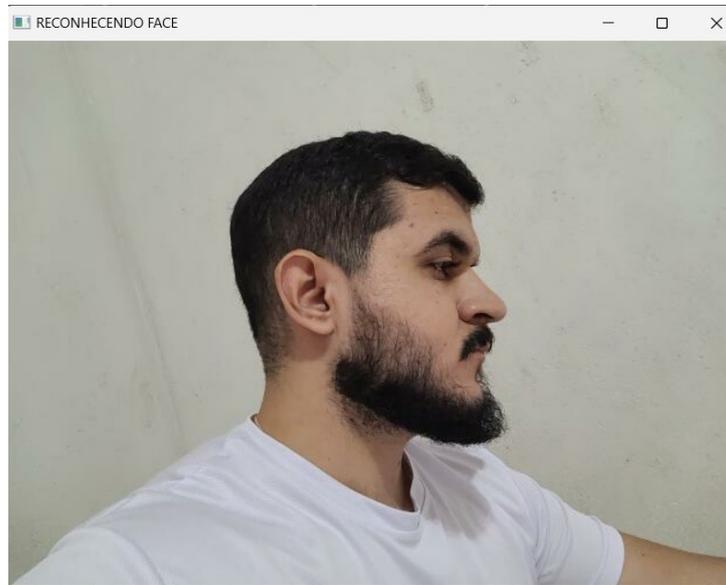
No que diz respeito aos testes realizados com a webcam em tempo real, o algoritmo apresentou capacidade de identificar individualmente cada pessoa treinada em diferentes distâncias, dentro de um limite aproximado de 3 metros, e em ângulos distintos. Contudo, à medida que a distância aumentava e o ângulo se tornava mais extremo, a identificação começava a falhar. Quando testado com duas pessoas treinadas, o algoritmo foi capaz de identificar e reconhecer nitidamente as faces dos indivíduos treinados mesmo estando juntos.

Quanto aos testes com fotografias e vídeos, os resultados foram igualmente satisfatórios, apresentando bons resultados tanto quando realizados os testes separadamente, quanto quando realizados os testes com os dois indivíduos treinados. Entretanto, é válido mencionar que o algoritmo confundiu rapidamente os nomes das pessoas em alguns momentos e em seguida apresentou o resultado esperado.

Vale mencionar que durante o período de testes foram realizadas algumas tentativas com ângulos diferentes, especialmente no ângulo de perfil. No entanto, é lamentável informar que o algoritmo não obteve resultados satisfatórios, como pode ser observado na Figura 6. É importante destacar também que os testes em tempo real foram realizados com a webcam

do notebook do autor, que tem uma qualidade razoável, enquanto os testes com imagens e vídeos foram apresentados em qualidades distintas.

Figura 6 – Imagem do sistema não conseguindo capturar a face do ângulo determinado.



Fonte: O autor (2023).

5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Este estudo teve como objetivo implementar a captura de faces utilizando técnicas de reconhecimento facial disponíveis na atualidade. As principais ferramentas empregadas foram MTCNN, Facenet e um modelo Keras/Tensorflow, sem nenhuma alteração nas bibliotecas.

Após uma série de testes, o sistema obteve sucesso, mas com pequenas falhas em alguns casos. Em relação à acurácia na detecção e reconhecimento de faces em imagens, vídeos e em tempo real, o sistema demonstrou uma precisão praticamente igual, o que era esperado. Entretanto, houve uma pequena falha ao reconhecer rostos muito semelhantes, que foi corrigida posteriormente e automaticamente. Não foram observadas falhas críticas que impossibilitassem o reconhecimento.

Vale mencionar que, nos testes realizados, o algoritmo demonstrou a capacidade de identificar rostos em diferentes ângulos: frontal, até 3/4, de ângulos capturados de cima e de baixo. No entanto, é importante ressaltar que o algoritmo não foi capaz de identificar rostos completamente em perfil.

Para trabalhos futuros, uma possível evolução do algoritmo envolveria a utilização de um dataset maior com uma maior variedade de pessoas para reconhecimento em larga escala, além de detectar indivíduos que estejam utilizando objetos na face, como máscaras ou óculos escuros, que poderiam ter resultados interessantes.

REFERÊNCIAS

ANACONDA. **Anaconda**. [S. l.]: Anaconda Inc., 2023. Disponível em: <https://www.anaconda.com/>. Acesso em: 01 mar. 2023.

JETBRAINS. **JetBrains**. [S. l.]: JetBrains, s.r.o., 2023. Disponível em: <https://www.jetbrains.com/pt-br/>. Acesso em: 01 mar. 2023.

KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. **Communications of the ACM**, AcM New York, NY, USA, v. 60, n. 6, p. 84–90, june 2017.

LOWE, D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. **International Journal of Computer Vision**, Springer, v. 60, p. 91–110, 5 jan. 2004.

PARKHI, O. M.; VEDALDI, A.; ZISSERMAN, A. Deep face recognition. *In*: BRITISH MACHINE VISION CONFERENCE, 2015, Durham, United Kingdom. **Proceedings** [...]. Durham, United Kingdom: British Machine Vision Association, 2015. p. 1-12.

PYTHON SOFTWARE FOUNDATION. **Python**. [S.l.]: PYTHON SOFTWARE FOUNDATION, 2023. Disponível em: <https://www.python.org/>. Acesso em: 01 mar. 2023.

SANDBERG, D. Facenet: face recognition using tensorflow. *davidsandberg*, 2021. Disponível em: <https://github.com/davidsandberg/facenet.git>. Acesso em: 01 mar. 2023.

SCHROFF, F.; KALENICHENKO, D.; PHILBIN, J. Facenet: a unified embedding for face recognition and clustering. *In*: IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2015, Boston, MA, EUA. **Proceedings** [...]. Boston, MA, EUA: IEEE, june 2015. p. 815–823.

SZELISKI, R. **Computer vision: algorithms and applications**. Berlin, Germany: Springer, 2022.

ZHANG, K. *et al.* Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. **Ieee Signal Processing Letters**, IEEE, v. 23, n. 10, p.1499–1503, 2016.