

AVANTI FINGERS

Equipe 6

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO

RESULTADOS

METODOLOGIA

01

INTRODUÇÃO_



INTRODUÇÃO



RESUMO DO PROBLEMA

O problema em questão é a detecção de dedos em mãos utilizando técnicas de aprendizado de máquina.



PORQUE ESSE PROBLEMA?

Em muitos contextos, como robótica, automação e análise de vídeo, compreender as ações das mãos humanas é crucial para inferir a intenção e o comportamento humano.

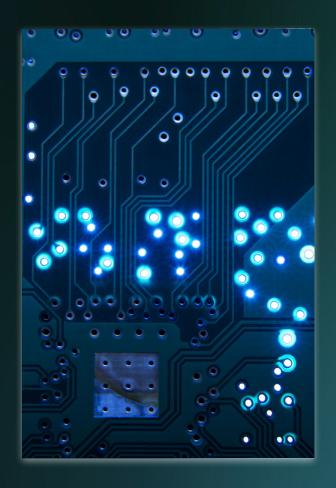


OBJETIVO GERAL

O objetivo do projeto é construir um modelo capaz de contar os dedos e de distinguir entre a mão esquerda e a mão direita.

02

METODOLOGIA





BASE DE DADOS

As imagens foram retiradas de um dataset do site Kaggle:

- 1. As mãos são separadas em esquerda e direita, com 9000 imagens para cada.
- 2. São separadas 3000 imagens para cada quantidade de dedos(0, 1, 2, 3, 4 e 5), com 1500 para mão esquerda e 1500 para a direita
- **3.** Totalizando 18000 imagens.

QUANTIDADE DE IMAGENS POR CLASSE



DEDOS: 0 LADO: L ONT: 1500



DEDOS: 0 LADO: R ONT: 1500



DEDOS: 1 LADO: L ONT: 1500



DEDOS: 1 LADO: R QNT: 1500



DEDOS: 2 LADO: L QNT: 1500



DEDOS: 2 LADO: R ONT: 1500



DEDOS: 3 LADO: L ONT: 1500



DEDOS: 3 LADO: R ONT: 1500



DEDOS: 4 LADO: L QNT: 1500



DEDOS: 4 LADO: R QNT: 1500



DEDOS: 5 LADO: L QNT: 1500



DEDOS: 5 LADO: R QNT: 1500

CÓDIGO ESTUDADO

Foi estudado os códigos dos seguintes notebooks:

- Count Finger Accurancy[100%](
 https://www.kaggle.com/code/muki2003/count-finger-accurancy-100/notebook)
- Transfer Learning 99% Accuracy Tensorflow (
 https://www.kaggle.com/code/ahmadmustafa12/transfer-learning-99-accuracy-tensorflow)

Com o mesmo modelo do código estudado (99%)

O modelo usado é uma combinação de um extrator de características pré-treinado, VGG16, seguido por um classificador customizado. Em outras palavras, é utilizada uma rede neural pré-treinada para extrair características das imagens, e depois adiciona e treina um classificador em cima dessas características.

Model: "vgg16"

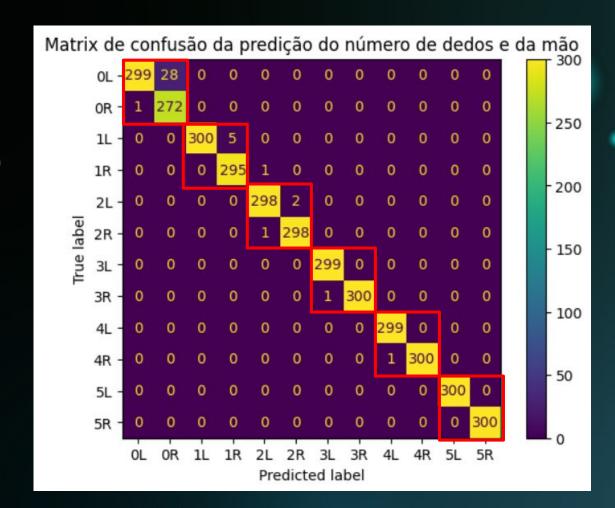
| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|----------------------------|----------------------|-----------|
| input_layer (InputLayer) | (None, 128, 128, 3) | 0 |
| block1_conv1 (Conv2D) | (None, 128, 128, 64) | 1,792 |
| block1_conv2 (Conv2D) | (None, 128, 128, 64) | 36,928 |
| block1_pool (MaxPooling2D) | (None, 64, 64, 64) | 0 |
| block2_conv1 (Conv2D) | (None, 64, 64, 128) | 73,856 |
| block2_conv2 (Conv2D) | (None, 64, 64, 128) | 147,584 |
| block2_pool (MaxPooling2D) | (None, 32, 32, 128) | 0 |
| block3_conv1 (Conv2D) | (None, 32, 32, 256) | 295,168 |
| block3_conv2 (Conv2D) | (None, 32, 32, 256) | 590,080 |
| block3_conv3 (Conv2D) | (None, 32, 32, 256) | 590,080 |
| block3_pool (MaxPooling2D) | (None, 16, 16, 256) | 0 |
| block4_conv1 (Conv2D) | (None, 16, 16, 512) | 1,180,160 |
| block4_conv2 (Conv2D) | (None, 16, 16, 512) | 2,359,808 |
| block4_conv3 (Conv2D) | (None, 16, 16, 512) | 2,359,808 |

Diferenças:

 Tamanho das imagens reduzido (de 224 para 128)

Resultados:

- Maior velocidade no processamento (treino e teste);
- Modelo bem mais leve;
- Accuracy mantida



Com CNN do Zero

Por conta dos notebooks estudados serem construídos em cima de modelos já treinados com imagens mais gerais, nos perguntamos qual seria a efetividade e as vantagens de criar e treinar uma CNN do zero, apenas com imagens do dataset.

```
model = models.Sequential([
    layers Input((128, 128, 3)),
    layers Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
    layers MaxPooling2D((2, 2)),
    layers Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers MaxPooling2D((2, 2)),
    layers Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers MaxPooling2D((2, 2)),
    layers Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers Flatten(),
    layers Dense(64, activation='relu'),
    layers Dense(12, activation='softmax')
```

Com CNN do Zero

Vantagens observadas:

- Maior velocidade no processamento (treino e teste);
- Modelo bem mais leve;

Desvantagens:

 Modelo só trabalha bem com imagens similares aos exemplos do dataset

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|---|----------------------|---------|
| conv2d (Conv2D) | (None, 126, 126, 32) | 896 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, 63, 63, 32) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, 61, 61, 64) | 18,496 |
| <pre>max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)</pre> | (None, 30, 30, 64) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, 28, 28, 64) | 36,928 |
| <pre>max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)</pre> | (None, 14, 14, 64) | 0 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, 12, 12, 64) | 36,928 |
| flatten (Flatten) | (None, 9216) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 64) | 589,888 |
| dense_1 (Dense) | (None, 12) | 780 |

Total params: 683,916 (2.61 MB)

Trainable params: 683,916 (2.61 MB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

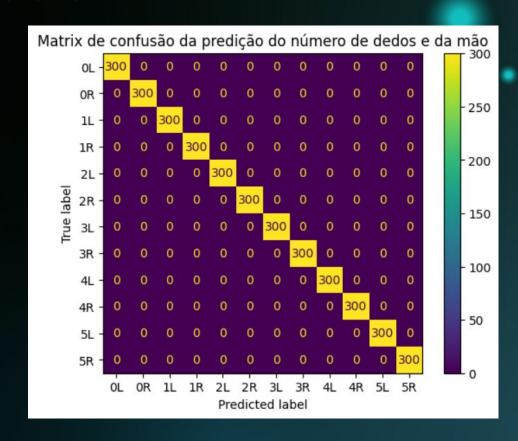
Com CNN do Zero - resultados de testes

Vantagens observadas :

- Maior velocidade no processamento (treino e teste);
- Modelo bem mais leve;

Desvantagens:

 Modelo só trabalha bem com imagens similares aos exemplos do dataset

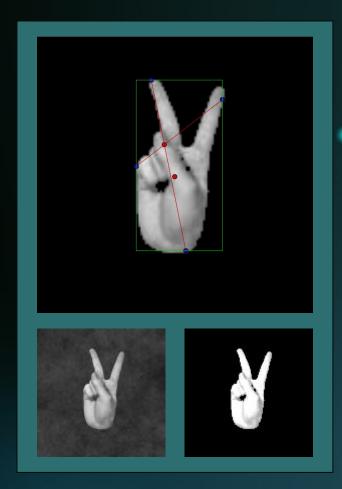


Com RandomForestClassifier do sklearn

Foi criada uma função que pega os parâmetros das imagens, calculando os pixels individualmente e pegando valores referentes a distribuição deles, densidade de pixels na área útil da imagem e ângulos entre pontos limites.

Após isso gerou-se um código para extrair esses dados de todas as imagens, salvando os valores em arquivos csv para o treinamento e para o teste.

Por fim, usou-se a biblioteca sklearn com o modelo Random Forest Classifier para ler os parâmetros extraídos das imagens.



Com RandomForestClassifier do sklearn

Passando a imagem ao lado que não está no dataset na função de processamento de imagem, obteve-se os parametros abaixo, que quando passados para a função de predição do modelo, gerou como resposta os valores verdadeiros (mão direita com 5 dedos).

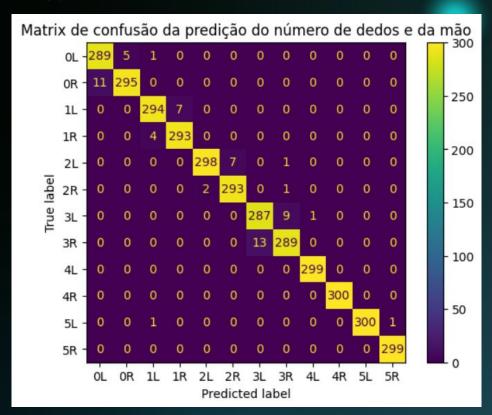
mao: Direita, dedos: 5



```
input = [0.3900642368384304, 0.0964737751825869, 1.3258176636680326, 0.49802775228195956, 0.5780498826891358, 49.7454
resp = model.predict([input])
print( HAND_MAP[ resp[0] ] )
```

Com RandomForestClassifier do sklearn

Passando a imagem ao lado que não está no dataset na função de processamento de imagem, obteve-se os parametros abaixo, que quando passados para a fnção de predição do modelo, gerou como resposta os valores verdadeiros (mão direita com 5 dedos).



03

RESULTADOS_



Classificação das imagens

True: 3L True: 3R True: 3R Predicted: 3L Predicted: 3R Predicted: 3R

Classificação das imagens



Resultados

| Versão do código | Accuracy | Loss | Tempo de execução |
|---------------------|----------|------|-------------------|
| Modelo 99% | 99% | 2.9% | 26 minutos |
| CNN do zero | 99% | 0.7% | 389 segundos |
| RandomForest | 98% | - | 3.4 segundos |

Modelos na prática

Salvando os modelos

Salvamento dos modelos após o treino e teste.

Os modelos foram salvos na pasta "Entrega 3"

```
model save("../Entrega 3/cnn-zero.keras")
```

```
complete_model save("../../Entrega 3/cnn-99.keras")
```

```
with open('../../Entrega 3/model_randomForest.pkl','wb') as f:
    pickle.dump(model,f)
```



0a523c62-73a2-48b8-a083-6aabb22cb b82_2R



0a564866-b4ba-44a5-a2fa-4b0797511 e1d_3L



img-3R



img-hand-1L



img-hand-2R



img-hand-4L



img-teste-0R



teste-3L



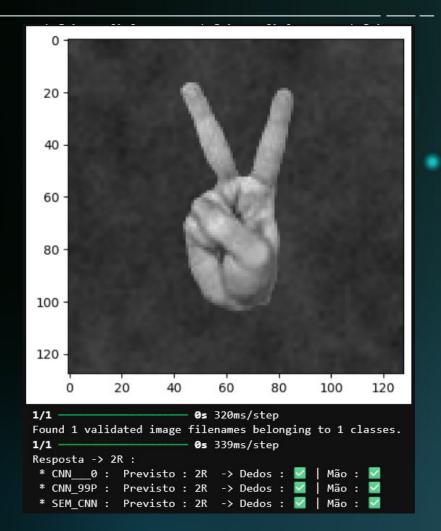
teste-3R

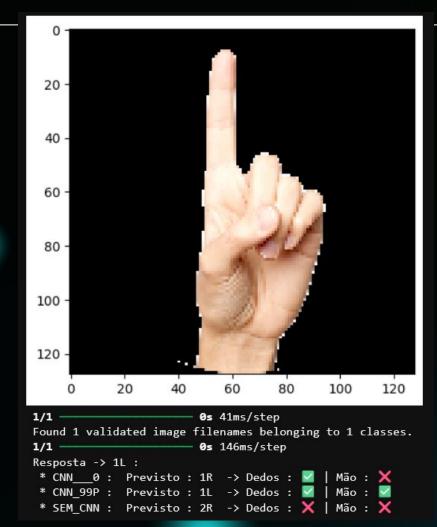


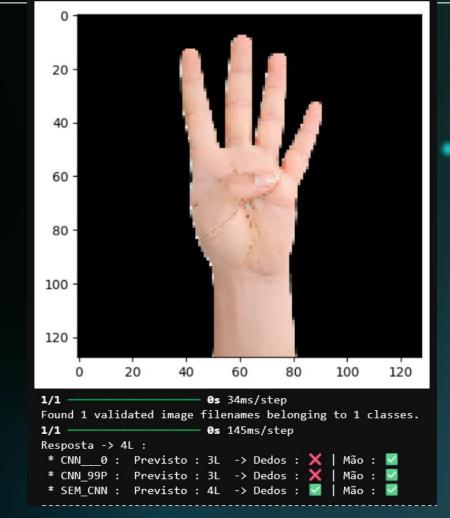
teste5R

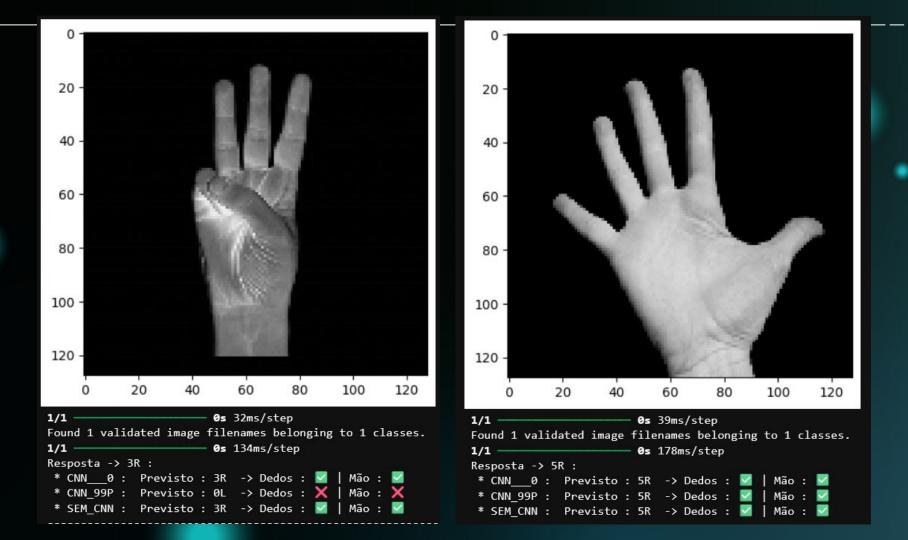
Carregando os modelos para serem facilmente executados

No arquivo Entrega
3/loadModelPipeline.ipynb os 3
modelos foram carregados e
usados para verificar previsões
com imagens diferentes do
dataset









Estudantes

- Andreia Dourado
- Augusto Cesar
- Joao Victor
- Mario Umbelino
- Mauro Victor
- Rodrigo Chaveiro
- <u>Victor Mendes</u>

OBRIGADO!