

PSI3472 – Prof. Hae Yong Kim – Escola Politécnica da USP
Guilherme Marques da Silva Nicolino – N°USP: 5946710
Exercício Programa – Detecção de Objetos

Introdução:

Resumo do Funcionamento do Programa e Resultados Obtidos

O programa utiliza arquitetura **R-CNN** (Region CNN) com segmentação de objetos em imagens usando o **Meta SAM 2.1** para propor **ROIs** e a **VGG16** para classificar essas regiões. Treinado com um conjunto de dados de **80 mil** imagens aumentadas artificialmente, o modelo demonstrou alta precisão com **100%** de acertos com **MAE 0.8** e **IoU médio de 0.937** no conjunto de teste de 100 imagens. Mostrou generalização robusta, apesar de tempo de processamento elevado (30 minutos para classificação de 100 imagens com ~20 **ROIs** cada).

Funcionamento do Programa

1. Proposta de ROIs (Regions of Interest):

- O segmentador **Meta SAM 2.1** é responsável por gerar **ROIs**. Ele divide a imagem em áreas que possivelmente contêm objetos, propondo múltiplas regiões baseadas em características visuais como bordas e contrastes, sendo possível extrair **bounding boxes** dessas **regiões propostas**.

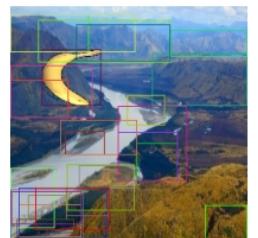
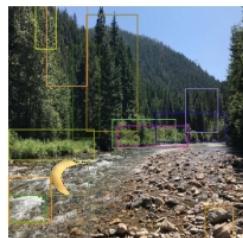
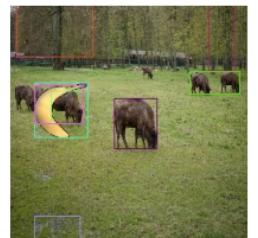
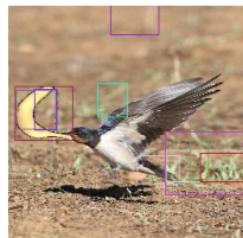
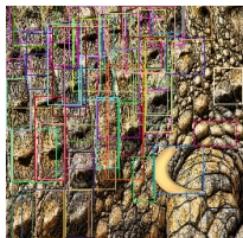
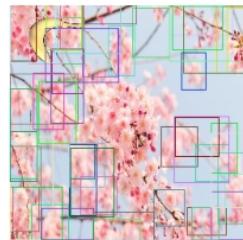
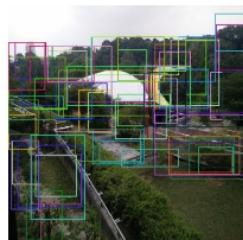
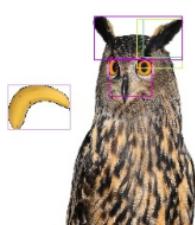
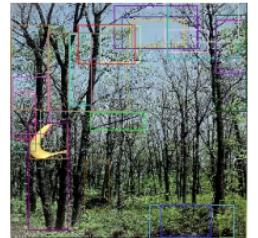
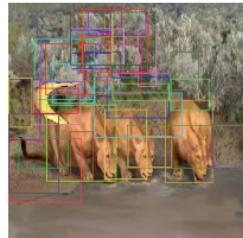
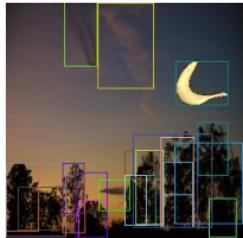


[facebookresearch/sam2: The repository provides code for running inference with the Meta Segment Anything Model 2 \(SAM 2\), links for downloading the trained model checkpoints, and example notebooks that show how to use the model. \(github.com\)](https://facebookresearch/sam2: The repository provides code for running inference with the Meta Segment Anything Model 2 (SAM 2), links for downloading the trained model checkpoints, and example notebooks that show how to use the model. (github.com))

Figure showing the original (left) and segmented (right) image.



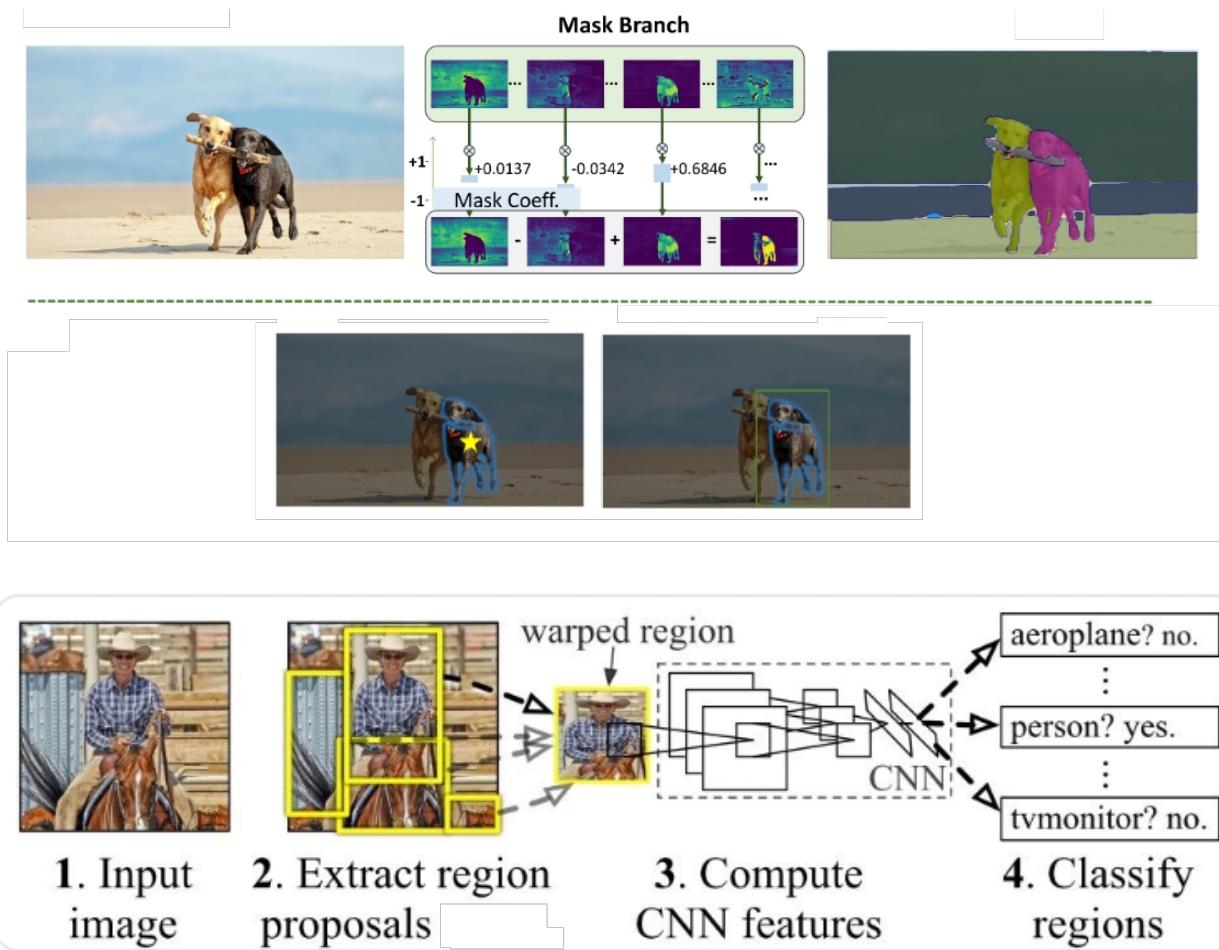
ROIs Geradas pelo SAM 2.1



2. Classificação das ROIs:

- As **ROIs** propostas são alimentadas em uma **CNN (VGG16)** previamente treinada com **Transfer Learning** de **ImageNet**.
- O modelo foi treinado com um conjunto de dados contendo **40 mil** imagens do **objeto alvo** (aplicando técnicas de **Data Augmentation** para aumentar a diversidade e robustez do treinamento) e **40 mil** imagens de "**não objetos**" (imagens aleatórias que não possuem o objeto alvo).
- Para cada **ROI**, a CNN calcula a **probabilidade** dela conter o objeto desejado. Se essa probabilidade ultrapassar um determinado limiar, a **ROI** é considerada positiva para a presença do objeto.

R-CNN: Segmentação e Classificação de ROIs



Resultados Obtidos

3. Avaliação:

- O programa é capaz de detectar o objeto desejado com uma **alta precisão**, graças ao uso combinado de um **segmentador robusto** e de um **classificador** baseado em **Transfer Learning**.
- O uso de um grande conjunto de dados balanceado e técnicas de **Data Augmentation** ajudaram a minimizar overfitting e a melhorar a generalização do modelo em diferentes condições de luz, ângulos e tamanhos do objeto.

4. Métricas:

(Conjunto de teste de 100 imagens)

- **100%** de classificações corretas
- IoU Médio **0.937** (Intersection over Union)
- IoU Mínimo **0.873**
- Foi obtido um MAE de **0.80** (Mean Absolute Error)

Desenvolvimento: Ambiente de desenvolvimento utilizado e Reprodução dos Programas

Compilação do Programa

Para que o professor ou monitor possa compilar e executar o programa, eles podem seguir os seguintes passos:

1. Configuração do Ambiente:

- Abrir o **Google Colab** e garantir que as bibliotecas mencionadas (**Keras 3.x** e **Meta SAM 2.1**) estejam instaladas. (Inclui instrução nos arquivos e referências)
- Incluir os arquivos do dataset de teste **banana-detection** (da biblioteca **gdown**), arquivo **vit_h** de pesos do segmentador do **Meta SAM 2.1**, e o arquivo **model.keras** da rede treinada por mim (Link nas referências)

2. Utilização do Programa:

- O programa classificador pode ser executado diretamente no **Google Colab** com as bibliotecas e arquivos mencionados.
- Alternativamente, é possível gerar um novo **model.keras** usando o notebook **banana_transfer.ipynb**, que treina o modelo com os dados preparados por **data_aug.ipynb**

3. Geração de Dados e Treinamento:

- O notebook **data_aug.ipynb** pré-salva imagens geradas com técnicas de **Data Augmentation** a partir do conjunto de treino, facilitando o uso e reutilização desses dados no treinamento da rede com o arquivo **banana_transfer.ipynb**.

Dessa forma, qualquer pessoa com acesso ao **Google Colab** e aos **arquivos mencionados** pode facilmente compilar e executar o programa.

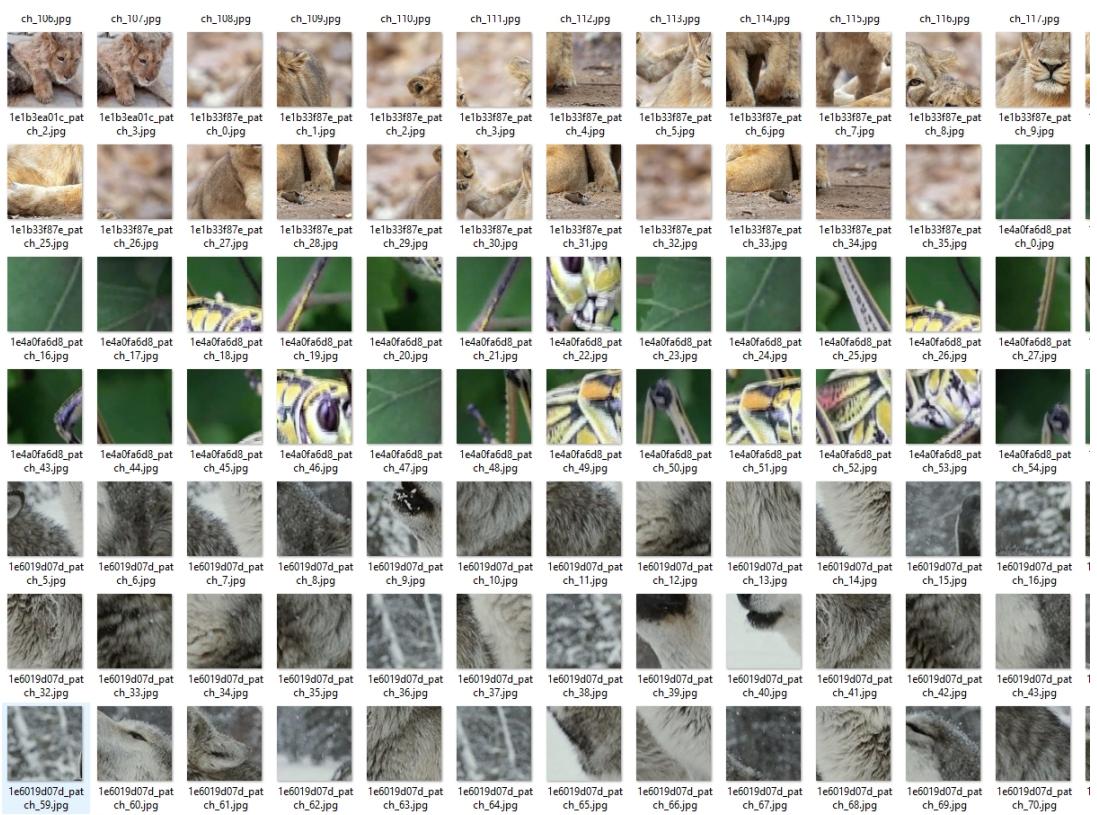
Visualização de Parte dos Dados de Treino de Objetos e Não Objetos

Objetos: 40.000 itens



Não Objetos: 45.269 itens

- As imagens de não objetos foram geradas criando “patches” de diferentes tamanhos a partir de imagens grandes aleatórias de animais, alimentos, paisagens, etc.



Modelo da Rede CNN

- A rede neural utiliza **Transfer Learning** de **VGG16** pré-treinada em **ImageNet** para extrair características visuais.
- A saída da **VGG16** passa por uma camada **Flatten**, que transforma as características extraídas em um vetor unidimensional, mantendo certa variância à tamanho (bananas maiores com **probabilidades** maiores), ao contrário de uma **GlobalAveragePooling2D** que tende a ser mais invariante à tamanho, comportamento observado em testes.

Em seguida, a rede tem:

- Uma camada densa com **64 neurônios**, com **regularização L2** para controle de overfitting, e ativação **ReLU**
- **Dropout** de **50%** para generalização.
- Outras camadas densas com **128, 256 e 512 neurônios**, cada uma ativada por **ReLU** e seguidas por dropout, ajudando a rede a generalizar melhor e evitar overfitting.
- Essa estrutura de “**pirâmide**” nas camadas densas, com a ideia de “**expandir o mapa de atributos**” mostrou resultados melhores do que apenas uma camada densa.

```
input_shape = (224, 224, 3) # Assuming input shape
num_classes = 1 # For binary classification

base_model = tf.keras.applications.VGG16(
    weights='imagenet',
    include_top=False,
    input_shape=input_shape
)

base_model.trainable = False

inputs = tf.keras.Input(shape=input_shape)

x = base_model(inputs, training=False) # Ensure the base model is in inference mode

x = tf.keras.layers.Flatten()(x)
x = tf.keras.layers.BatchNormalization()(x)
x = tf.keras.layers.Dense(64,
                        kernel_regularizer=l2(l2=0.05),
                        activation='relu')(x)
x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)
x = tf.keras.layers.Dense(128,
                        activation='relu')(x)
x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)
x = tf.keras.layers.Dense(256,
                        activation='relu')(x)
x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)
x = tf.keras.layers.Dense(512,
                        activation='relu')(x)
x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)

# Output layer for binary classification
outputs = tf.keras.layers.Dense(num_classes,
                                activation='sigmoid')(x)

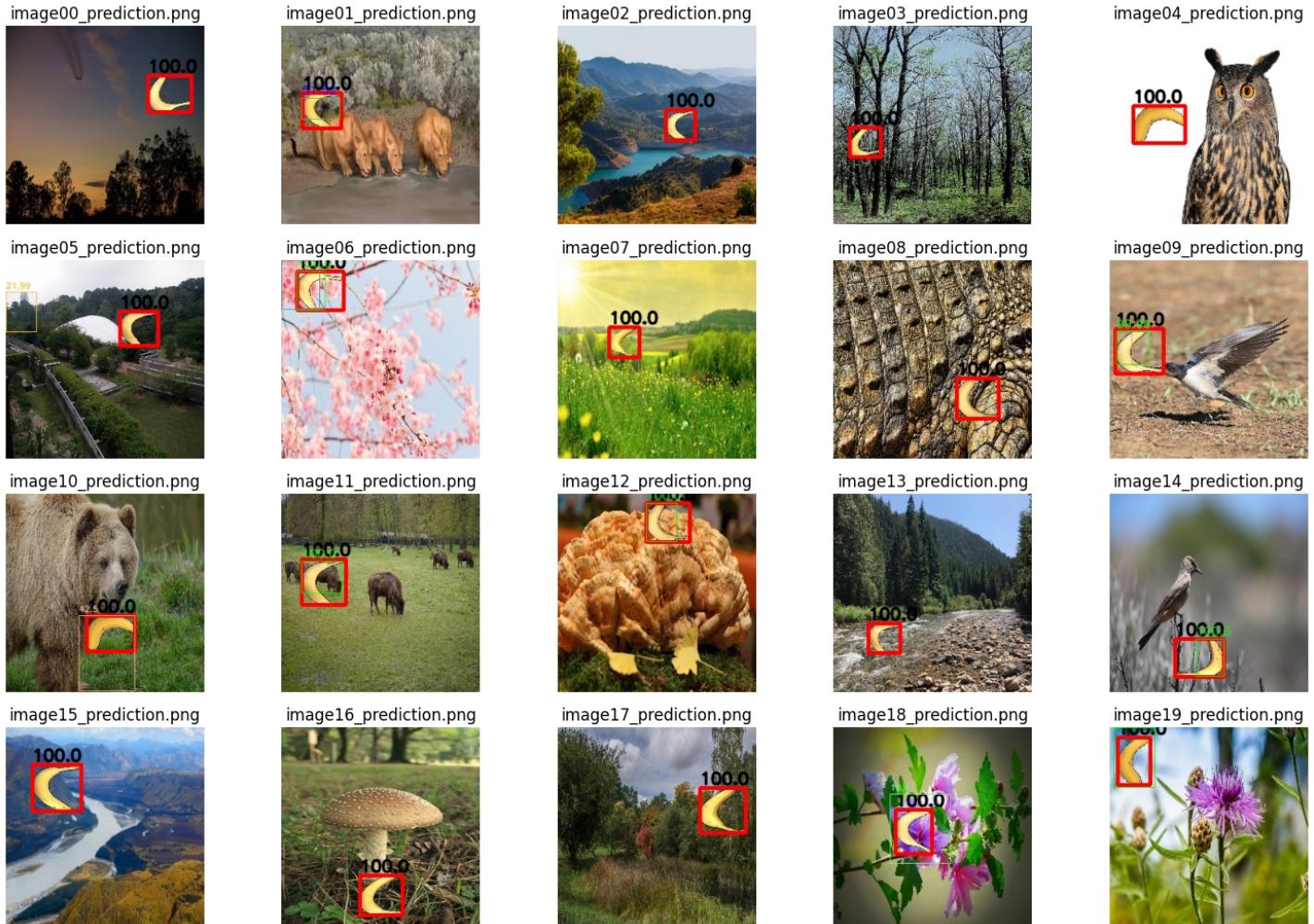
# Create the final model
model = tf.keras.models.Model(inputs, outputs)

# Compile the model
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(),
              loss='binary_focal_crossentropy', # Use binary crossentropy for binary
              metrics=['accuracy'])
```

Resultados Detalhados

Classificação:

- Exibição das Primeiras Imagens e **ROIs** com **probabilidade** maior do que **0.1**



- Detalhe para Classificação de Imagens com **ROIs** sobrepostos: A **CNN** com **Flatten** conseguiu atribuir corretamente **probabilidades** maiores à bananas maiores e mais centradas no **ROI** classificado (probabilidades exibidas estão arredondadas com 2 casas). Estas classificações sobrepostas poderiam ser eliminadas com uma camada **NMS** (Non-Max Supression) do **TensorFlow**, porém não foi necessário ou empregado no programa desenvolvido.

[tf.image.non_max_suppression | TensorFlow v2.16.1](#)



Métricas Alcançadas

- Mean Absolute Error **0.80**
 - Mean Absolute Error (MAE)

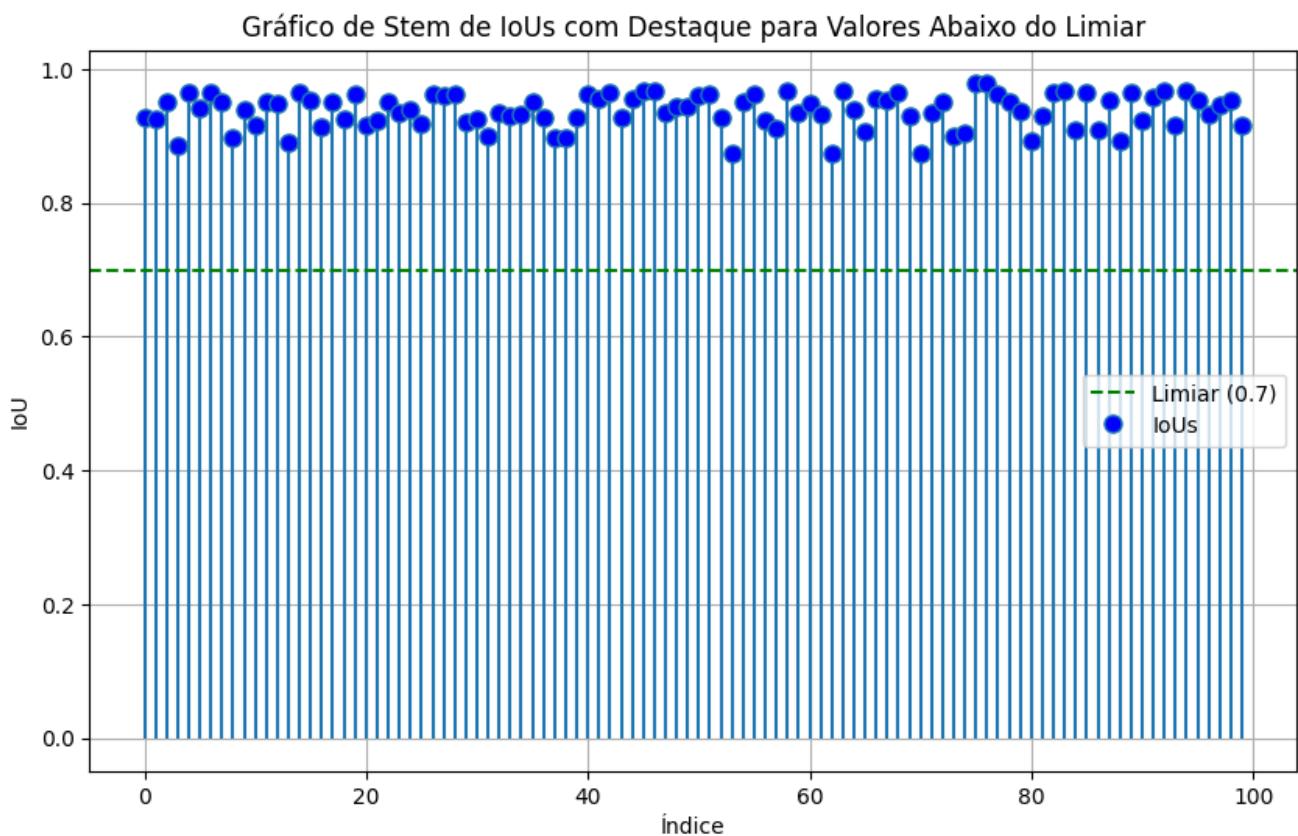
```
[ ] y_pred = np.array([x for x in np.array(p_test, dtype=object)[:,1]])
mae = mean_absolute_error(y_test[0:len(y_pred)], y_pred)
print(f"Mean Absolute Error (MAE): {mae:.4f}")

→ Mean Absolute Error (MAE): 0.8000
```

- IoU Médio e Mínimo

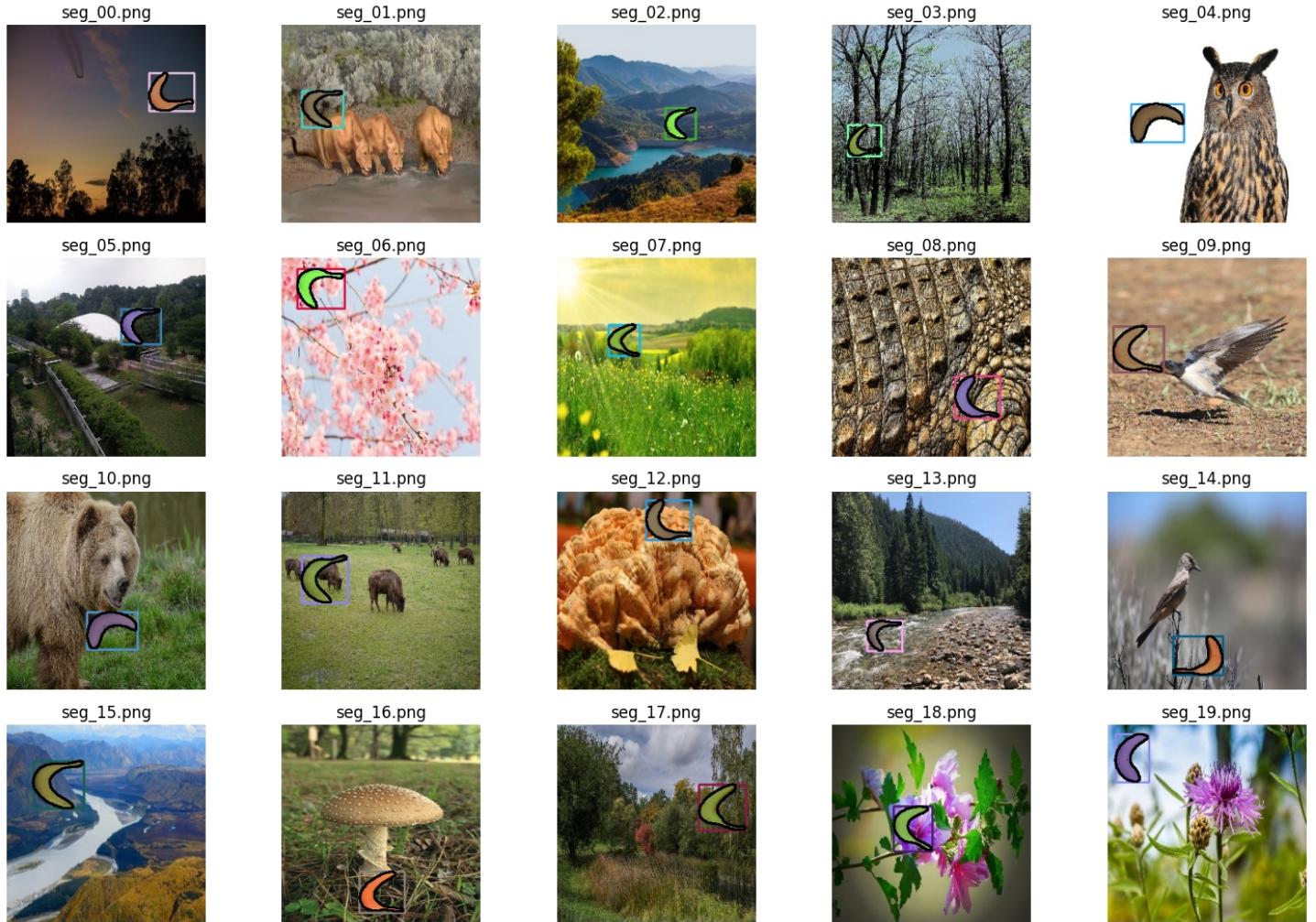
```
→ IoU média: 0.9377117447082414
IoU mínima: 0.8735689397710303
```

- Gráfico de IoUs



Segmentação dos Objetos Identificados

- Aproveitando que a **API do Meta SAM 2.1** também fornece **segmentação** a partir de **bounding boxes** de regiões, podemos adicionalmente desenhar a **segmentação semântica** dos **objetos detectados**, enaltecendo seu contorno e preenchimento.



Tempo de Processamento

- Treino VGG16 – Batch 10 – Epoch 10 – 80 mil imagens

```

Epoch 7: val_loss improved from 0.12852 to 0.04390, saving model to model.keras
6822/6822 551s 80ms/step - accuracy: 0.9946 - loss: 0.1855 - val_accuracy: 0.9999 - val_loss: 0.0439 - learning_rate: 1.0000e-05
Epoch 8/10
6821/6822 0s 59ms/step - accuracy: 0.9974 - loss: 0.0444
Epoch 8: val_loss improved from 0.04390 to 0.02270, saving model to model.keras
6822/6822 548s 80ms/step - accuracy: 0.9974 - loss: 0.0444 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0227 - learning_rate: 1.0000e-05
Epoch 9/10
6821/6822 0s 59ms/step - accuracy: 0.9977 - loss: 0.0307
Epoch 9: val_loss improved from 0.02270 to 0.01976, saving model to model.keras
6822/6822 561s 80ms/step - accuracy: 0.9977 - loss: 0.0307 - val_accuracy: 0.9999 - val_loss: 0.0198 - learning_rate: 1.0000e-05
Epoch 10/10
6821/6822 0s 59ms/step - accuracy: 0.9981 - loss: 0.0250
Epoch 10: val_loss improved from 0.01976 to 0.01937, saving model to model.keras
6822/6822 560s 80ms/step - accuracy: 0.9981 - loss: 0.0250 - val_accuracy: 0.9999 - val_loss: 0.0194 - learning_rate: 1.0000e-05

```

5000 segundos (~1 hora e 30 minutos)

Tempo de Processamento

- Segmentador Meta SAM 2.1 – 100 imagens

```
Imagen 97
Total de máscaras geradas: 102
Imagen 98
Total de máscaras geradas: 98
Imagen 99
Total de máscaras geradas: 176
Primeira etapa de aquisição de ROIs levou 748 segundos
Dados salvos em roi_data21_25_full.zip
```

748 segundos (~13 minutos)

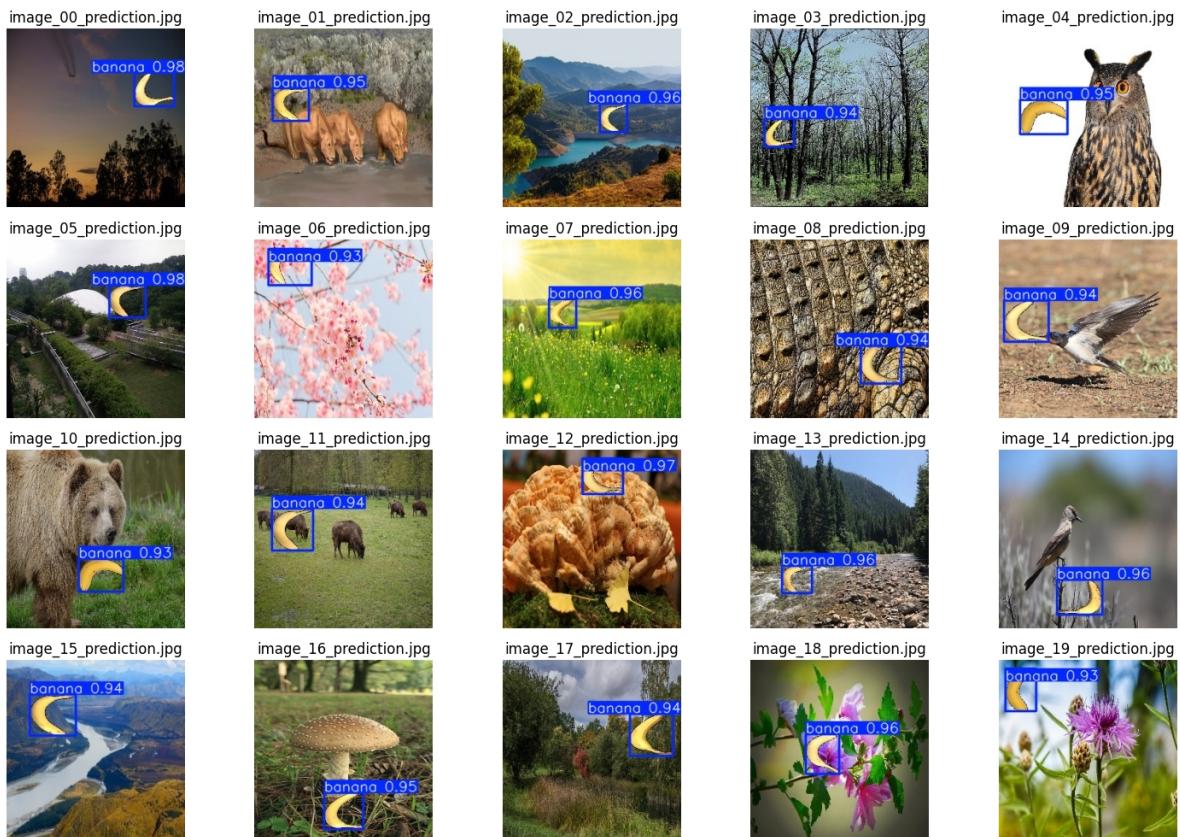
- VGG16 Inferência – 100 imagens (~20 ROIs por imagem)

```
Classificação dos ROIs levou 26 segundos
Classificando banana-detection/bananas_val/images/97.png ROIs: 33
Box Rede: (80, 59, 128, 122) - Prob. 100.0 - IoU: 0.9460
Box Original: [ 79 59 129 123]
Box Final: (80, 59, 128, 122)
Classificação dos ROIs levou 12 segundos
Classificando banana-detection/bananas_val/images/98.png ROIs: 35
Box Rede: (167, 42, 204, 88) - Prob. 99.9999771118164 - IoU: 0.9541
Box Original: [167 42 205 89]
Box Final: (167, 42, 204, 88)
Classificação dos ROIs levou 12 segundos
Classificando banana-detection/bananas_val/images/99.png ROIs: 40
Box Rede: (190, 76, 237, 116) - Prob. 100.0 - IoU: 0.9153
Box Original: [190 75 239 117]
Box Final: (190, 76, 237, 116)
Classificação dos ROIs levou 14 segundos
Tempo total: 1771 segundos
```

1771 segundos (~ 30 minutos)

Comparação Adicional – Rede YOLOV8

- Adicionalmente foi feita a comparação com os resultados obtidos por rede YOLOV8 usando biblioteca da **Ultralytics**



➡ Média Absoluta do Erro das Bboxes (MAE): 0.5700000000000001

➡ IoU média: 0.9556177740341992
IoU mínima: 0.8898305084745762

- Tempo de Treino: 218 segundos (~4 minutos) – 2000 Imagens

```
plot: True
results_dict: {'metrics/precision(B)': 0.9984199658241136, 'metrics/recall':
save_dir: WindowsPath('C:/banana-detection/yolo-banana3')
speed: {'preprocess': 0.23995399475097656, 'inference': 2.6408743858337402,
task: 'detect'
training: {'epochs': 20, 'seconds': 218.98014545440674}
```

- Tempo de Inferência: 50.0 ms – 100 imagens (0.5ms por imagem)

```
94: 256x256 1 banana, 0.5ms
95: 256x256 1 banana, 0.5ms
96: 256x256 1 banana, 0.5ms
97: 256x256 1 banana, 0.5ms
98: 256x256 1 banana, 0.5ms
99: 256x256 1 banana, 0.5ms
Speed: 0.2ms preprocess, 0.5ms inference, 1.2ms postprocess per image at shape (1, 3, 256, 256)
```

Referências

- [Faster R-CNN Explained for Object Detection Tasks | DigitalOcean](#)
- [Image classification via fine-tuning with EfficientNet \(keras.io\)](#)
- [VGG16 and VGG19 \(keras.io\)](#)
- [facebookresearch/sam2: The repository provides code for running inference with the Meta Segment Anything Model 2 \(SAM 2\), links for downloading the trained model checkpoints, and example notebooks that show how to use the model. \(github.com\)](#)
- [How to Use the Segment Anything Model \(SAM\) \(roboflow.com\)](#)
- [notebooks/notebooks/how-to-segment-images-with-sam-2.ipynb at main · roboflow/notebooks \(github.com\)](#)
- [notebooks/notebooks/how-to-segment-anything-with-sam.ipynb at main · roboflow/notebooks \(github.com\)](#)
- [notebooks/notebooks/how-to-segment-anything-with-fast-sam.ipynb at main · roboflow/notebooks \(github.com\)](#)
- [Efficient Object Detection with YOLOV8 and KerasCV](#)

Repositório do Código

- [Hefero/Keras-SAM-VGG16-Object-Detection: Object Detection Implementation using Meta SAM 2.1 for ROI proposal and Transfer Learning from VGG16 using Keras 3.x for Image Classification \(github.com\)](#)

model.keras treinado para o programa banana-detection

- <https://www.mediafire.com/file/xpeufdr1rf8wm9l/model.keras/file>