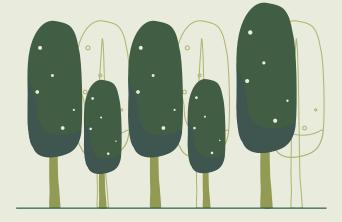
# Desafio P&D Resultados

Mateus Grota Nishimura Ferro



### Seções



**01** Etapa 1

Pré-processamento e segmentação

**03** Etapa 3

Contagem de árvores

**02** Etapa 2

Vetorização de polígonos

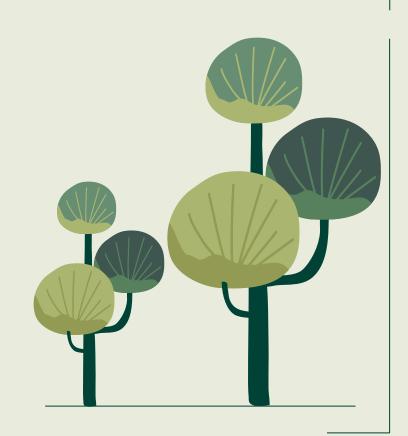
**04** Etapa 4

Heterogeneidade das árvores

## 01

## Etapa 1

Segmentação da imagem



### Etapa 1

Etapa mais complicada do qual **todas** as outras **etapas dependiam**. Para esta etapa usou-se: **técnicas de pré-processamento**; **segmentação**; **detecção de bordas**; **aplicação de máscara**.

Citando todas as técnicas de pré-processamento testadas para garantir qual teria melhor resultado:

#### Aplicação de filtros:

- o filtro da média
- o filtro da mediana
- filtro gaussiano
- filtro de Sobel

#### Operações morfológicas:

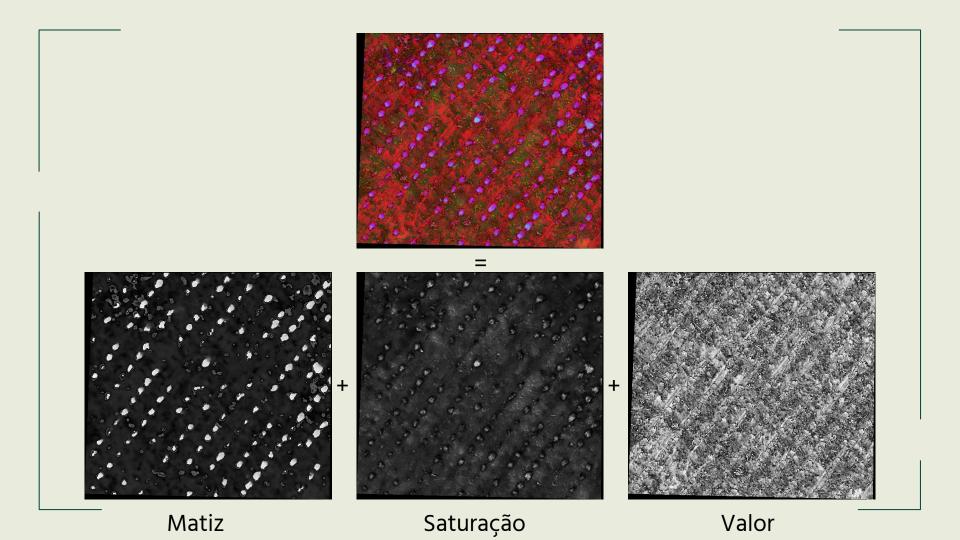
- dilatação,
- erosão
- abertura
- fechamento

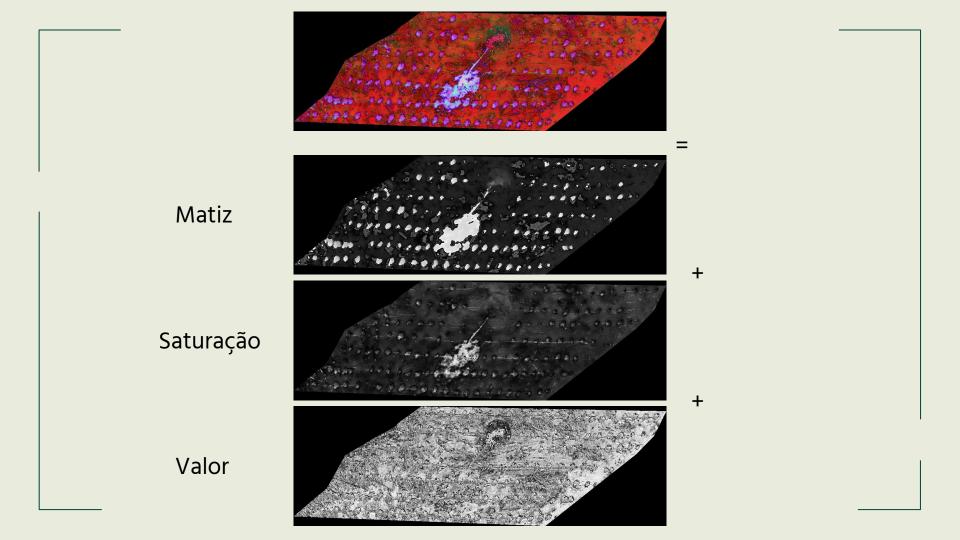
### Pré-processamento

As imagens foram também transformadas para o espaço de cor HSV, para tornar a detecção **menos sensível** às **variações de iluminação**, que podem prejudicar a precisão da segmentação.

Ao analisar o canal de **matiz** (Hue), que representa a cor dominante em uma imagem, já podemos **discernir** claramente as características das **árvores**, mesmo em condições de iluminação variáveis







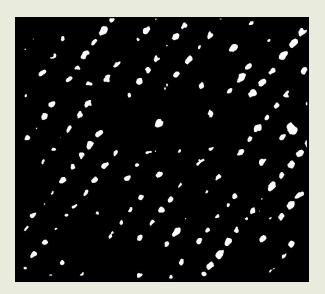
### Segmentação

A segmentação foi feita com limiarização binária, com o seguinte trecho de código:

```
_, segmentada = cv2.threshold(imagem, 150, 255, cv2.THRESH_BINARY)
```

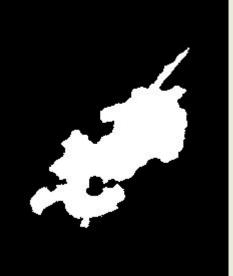
Onde os píxeis com **intensidade maior** que **150** são definidos como 255 (**branco**) e os píxeis com **intensidade menor** ou **igual** a **150** são definidos como 0 (**preto**), resultando em uma imagem binária segmentada.

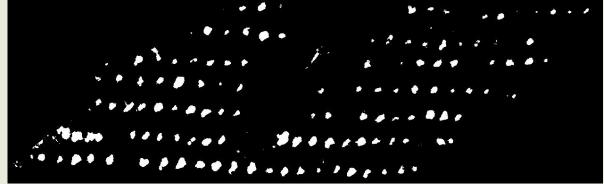
É possível notar que a **sombra** causada na imagem *sample2.tif*, **atrapalhou** a segmentação, tornando toda a sombra como uma grande árvore, isto **impactaria** no **cálculo** da **heterogeneidade**.



### Remoção sombra árvore

Para a remoção da sombra da árvore, foi definido um **limiar** para a **área de cada contorno** de árvore de **1000**. Assim, foi possível **segmentar a sombra** e aplicar uma **máscara inversa**, **eliminando-a** da imagem.





# 02



## Etapa 2

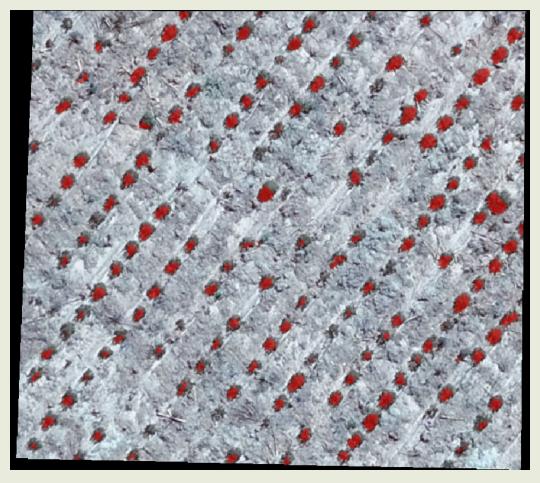
Vetorização de polígonos

### Detecção de contornos

Para esta etapa, a **detecção de contornos** foi essencial, sendo possível através dele, pegar as coordenadas dos pontos de cada polígono segmentado.

Através da função cv2.findContours(), foram identificados os contornos dos polígonos e a partir disso, eles foram transformados em objetos Polygon.

Esses polígonos são então armazenados em um **formato de dados geoespaciais** usando um **GeoDataFrame**, **exportado** como um arquivo **GeoJSON**. Em seguida, a função **generate\_image** usa esses contornos para sobrepor visualmente a imagem original, destacando as regiões onde os contornos foram encontrados.



sample1.tif



sample 2.tif

03

## Etapa 3



### Contagem de árvores

A partir do GeoJSON gerado, a quantidade de polígonos foi contada, tendo como saída o número de árvores.

```
def count_trees():
gdf = gpd.read_file("./shapefile.geojson")
print(f"Árvores encontradas: {len(gdf)}")
return len(gdf)
```

```
sample1.tif - Árvores encontradas: 142 sample2.tif - Árvores encontradas: 133
```

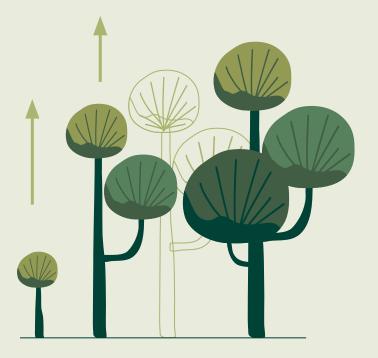




### Heterogeneidade

Para descobrir a heterogeneidade das árvores, a área de todos os polígonos foram calculadas e normalizadas, para o desvio padrão ser calculado logo em seguida.

```
sample1.tif - Heterogeneidade: 0.15196476056804528 sample2.tif - Heterogeneidade: 0.18409182718573724
```



### Conclusão

### Conclusão

Através da contagem manual, foi possível tirar as métricas de precisão e recall, destaco que não foi possível ter certeza se alguns pontos eram árvores, ou apenas solo.

sample1.tif - 143 árvores sample2.tif - 135 árvores

Contando as árvores detectadas (TP), as árvores não detectadas (FN) e os contornos detectados que não eram árvores (FP), obtivemos as seguintes métricas:

sample1.tif sample2.tif

TP: 138 TP: 122 FN: 1 FN: 7 FP: 3 FP: 4

Precisão: 0,97 Precisão: 0,94 Revocação: 0,99 Revocação: 0,99

### Conclusão

Embora as métricas de precisão e recall indiquem um desempenho satisfatório do modelo de segmentação atual, a análise visual revela que as segmentações das copas das árvores não foram precisas o suficiente.

Diante das limitações de tempo e recursos de hardware, não foi possível realizar o treinamento de uma rede neural, como a U-Net, que poderia oferecer maior robustez e capacidade de segmentações mais precisas e confiáveis das copas das árvores.