一、 Question

找出圖中物體鋪粉後的瑕疵檢測。

二、Method

利用 maskrcnn 的物件偵測與語意分割,找出物體鋪粉後的瑕疵。

Backbone: Resnet101

Anchor:

Scales=[4, 8, 16, 32, 48, 96, 216, 480, 640]

Ratios=[0.1, 0.2, 0.5, 1, 2, 5, 10, 25, 50, 60, 70]

將 anchor 的大小與長寬比例對不同的資料集做參數調整

Loss:

Classification = Cross-entropy loss

Bounding box = L1 loss

Mask = Cross-entropy loss

Epoch: 250

Batch size: 2

Image size: 800x800 \ 640x640

Data augmentation: 50% 的機率隨機水平或垂直翻轉 (RandomFlip)

Optimizer:

optimizer = dict(type='SGD', Ir=0.001, momentum=0.9,

weight decay=0.0001)

Ir_config = dict(

policy='step',

warmup='linear',

warmup_iters=500,

warmup ratio=0.001,

step=[100, 150, 200])

用 SGD 做 optimizer,learning rate 為 10e-3,並在第 100、150 與 200 epoch 時,learning rate 乘上 0.1

三、Result

4-fold:

Bounding box mAP 為 70.7%、73.9%、76.5% 與 78.6%

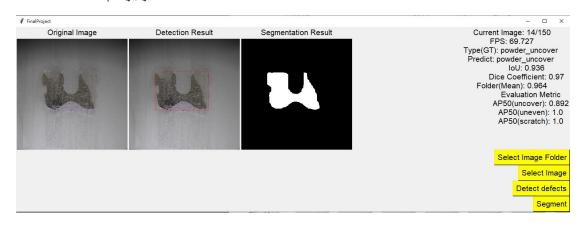
Segmentation mAP 為 69.5%、73.1%、74.2% 與 77.4%

平均 Bounding box mAP 是 74.925%

平均 Segmentation mAP 是 73.55%

Val data:

AP50 在 uncover、uneven 與 scratch 上分別是 89%、100% 與 100% AP50 平均為 96.4%



四、Discussion

1. 資料差異性大

同一種的 powder_uncover,就有水滴狀、脊椎狀到鑰匙狀等等,不同種類的語意分割圖,因此在做 4-fold 訓練時,切割資料也需要把這些差異考量進去,則無法訓練出結果較好的模型。

2. Bounding box 標註問題

Bounding box 標註有點瑣碎,像三個鑰匙狀組成的語意分割圖竟需要 11 個 bounding box 做標註,因此造成模型容易學不起來,但藉由調整 anchor 可以解決此問題。

3. Maskrcnn 的 anchor 調整

Anchor-based 的物件偵測模型需要因應資料集的不同,調整 anchor 的 大小與長寬比例,人工調整 anchor,使其大小與比例能涵蓋整個資料 集的 bounding box 後,準確率有顯著的提升。

五、Conclusion

利用資料分析與模型 backbone、anchor 到 hyper-parameter 的調整,使 maskrcnn 能針對該資料集有較好的預測結果。