### 1. 選用 bottle 數據集

Number of defect classes: 3

> Types of defect classes: broken large, broken small, contamination

▶ Number of images used in your dataset: 40 張(10 張\*4 個類別)

> Distribution of training and test data: train 80%, test 20%

➤ Image dimensions: 900\*900

# 2. (1) 調整 Batch Size

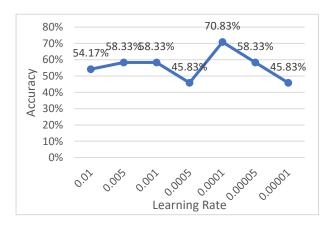
由於本資料集很小,因此我覺得可以將 batch size 調小。下方圖表為各個 batch size 重複實驗三次取平均的結果,實驗結果顯示在 batch size = 4 時模型表現較佳。



| Epochs        | 50            |
|---------------|---------------|
| Learning rate | 0.003         |
| Optimizer     | Adam          |
| Pre-trained   | IMAGENET1K_V1 |
| weights       |               |

#### (2) 調整 Laerning Rate

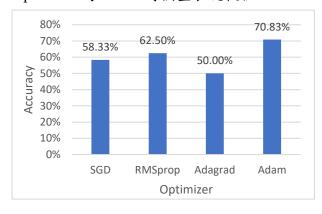
因為 learning rate 是訓練模型中最重要的參數之一,所以我覺得找到適合的 learning rate 可以幫助提供模型準確度。下方圖表為各個 learning rate 重複實驗三次取平均的結果,實驗結果顯示在 learning rate = 0.0001 時模型表現較佳。



| Epochs              | 50            |
|---------------------|---------------|
| Batch Size          | 4             |
| Optimizer           | Adam          |
| Pre-trained weights | IMAGENET1K_V1 |

# (3) 調整 Optimizer

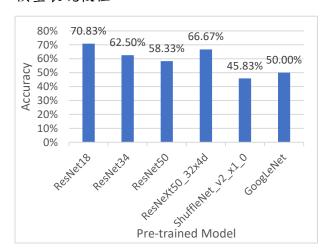
下方圖表為各個 Optimizer 重複實驗三次取平均的結果,實驗結果顯示在 Optimizer 為 Adam 時模型表現較佳。



| 50            |
|---------------|
| 4             |
| 0.0001        |
| IMAGENET1K_V1 |
|               |

# (4) 調整 Pre-trained Model

我上網找了幾個比較常用在遷移學習的 Pre-trained Model,下方圖表為各個 Pre-trained Model 重複實驗三次取平均的結果,且模型參數皆設為"IMAGENET1K\_V1",實驗結果顯示在 Pre-trained Model 為 ResNet18 時模型表現較佳。



| Epochs        | 50            |
|---------------|---------------|
| Batch Size    | 4             |
| Learning Rate | 0.0001        |
| Optimizer     | Adam          |
| Pre-trained   | IMAGENET1K_V1 |
| weights       |               |

- 3. (1) long-tail distribution 指的是小部分類別擁有大量樣本(分佈的頭部),而剩餘類別僅有少量樣本(分佈的尾部)的資料不平衡情況。
  - (2) "Deep reinforcement learning for imbalanced classification" 這篇論文提出了一種基於深度強化學習的通用不平衡分類模型,將分類問題建模為一個序列決策過程,並通過 deep Q-learning 來解決。模型中的 agent 在每個 time step 對一個樣本進行分類, environment 評估分類動作後會向 agent 返回獎勵。由

於少數類樣本的獎勵較大,因此 agent 對少數類會更敏感。在我們的例子中, 也可以讓 agent 在每個 time step 對圖像進行分類,並根據缺陷類別的獎勵進 行優化,以提高對缺陷的檢測性能。

- 4. 在訓練資料上,可以使用 Data Augmentation,增加少數類樣本;模型訓練上可以使用遷移學習,多嘗試幾種預訓練模型,並調整解凍的層數以及參數,就可以在資料不平衡的狀況下提高對缺陷的檢測能力。
- 5. (1) 對於物件偵測,需要準備帶有邊界框標註的數據集,以標註每個圖像中的 對象位置和類別信息。而對於物件分割,則需要帶有像素級語義分割標註的 數據集,以將圖像中的每個像素分配給相應的對象類別。
  - (2) 這些模型已經在大規模的數據集上進行了預訓練,具有強大的特徵提取和泛化能力,通過微調參數,可以使模型適應我們的數據集和任務需求。