

深度學習 HW3

112034529 游慧榆

1. 說明選定的異常偵測資料集產品細節

我選擇的是資料集中 leather 產品的異常偵測。該產品的缺陷類別有 5 種，分別是顏色、刮傷、摺疊、殘膠、戳洞。每個缺陷類別有 16-18 張圖像，為了讓資料集盡可能更多，每個類別（包括正常樣本）我選擇 16 張圖像，所以一共 90 張，每個類別的樣本數都是一樣的。圖像的尺寸有嘗試兩種，分別是 32x32 和 128x128。

2. 改善模型的嘗試

我主要修改的有四種嘗試，分別是 batch size、epoch、學習率以及更換預訓練模型。Batch size 嘗試了 8、16、32 三種，考慮到資料集比較小，還要把資料分成訓練集和驗證集，導致訓練樣本數和驗證樣本數僅為 72 和 24 個，所以只嘗試從原始的 32 往下修。嘗試後 batch size 為 8 的結果最好，應該是因為這樣才能更新多個批次。

Epoch 從 50 調整為 100 搭配較小的學習率從 $1e-3$ 降至 $1e-4$ 表現較佳，可能是因為這個小資料集更適合小步伐地更新參數。預訓練模型的部分我從 ResNet18 改使用 wide resnet50_2，雖然都是深度殘差網路，但新的預訓練模型深度加深、也增加了模型寬度，這增加了過濾器的數量讓模型有更多的特徵通道，捕捉更豐富的資訊。我另外也把圖型尺寸調整至 128x128。優化過後整體準確率從 41.67% 提升到 58%，以小樣本資料集中算是不錯的進步。

3. 長尾分佈與數據不平衡

- (1) 長尾分佈指的是少數幾個類別佔據了大部分的樣本數，而其他大量的類別僅有少數樣本，像是這次的資料集中 good 有將近 300 多個樣本，而其他五種類別加起來僅有不到 100 個樣本。這類型的資料可能導致模型過度學習樣本數量較多的特定類別，忽略其他樣本稀少的類別，分類性能較差。
- (2) 2020 年的 Balanced Meta-Softmax for Long-Tailed Visual Recognition 剛好是針對具長尾分佈特性的視覺辨識論文，該研究提出一種新的損失函數 Balanced Meta-Softmax 來調整每個類別的損失貢獻以提高少數類別的識別能力。在我們的資料集中可以透過新的損失函數加強其他五個缺陷類別的學

習，讓模型不會專注於學習正常類別的樣貌，以此提高準確率。

4. 在缺乏缺陷資料之下可以用什麼策略來訓練模型

如果只在乎缺陷與否而不在乎缺陷類別的話，可以使用 **auto-encoder** 讓模型學習正常樣本的行為模式來識別異常；但如果在乎缺陷類別的話，可以使用數據增強，透過常見的**翻轉、調色或是 GAN** 來生成更多的缺陷樣本豐富訓練集，加強模型偵測能力。也可以透過**調整損失函數**來加強對識別出異常樣本的重要性。

5. 使用先進的強大模型進行異常檢測

- (1) 這類模型首先需要有標註的圖像數據。物件偵測的話需要有邊界框標註的數據集；物件分割的話需要把每個像素都標註為特定類別的數據。如此一來才能讓模型量好地學習怎麼精確定位和分類圖像中不同的物件和結構。
- (2) 因為這些模型已經在很多且大量的數據集上進行預訓練，已經學到了很豐富的視覺特徵，所以能比較好的適應新的任務。用預訓練的模型針對我們的數據集進行微調後能夠更有效地識別缺陷，相較於直接使用我們的小數據集從頭開始訓練。