CSE544

電腦視覺之深度學習

專題進度報告

基於深度學習的科學圖像偽造偵測

(Scientific Image Forgery Detection)

第 21 組

組員名單

M143040043　易牧羲

M143040064　曾柏鈞

M143040118　杜孟洋

報告日期：2025 年 11 月 27 日

1 摘要

本專題旨在解決 Kaggle 競賽 Recod.ai/LUC 中的科學影像僞造偵測問題。科學論文中的圖片僞造（如複製貼上、拼接）嚴重影響學術誠信，但由於僞造區域通常極小且背景複雜，自動化偵測具有高度挑戰性。

本階段我們成功建立了一個完整的深度學習流程。我們使用 ResNet-34 作爲 U-Net 的編碼器骨幹，並引入 SCSE 注意力機制來強化對細微僞造區域的偵測能力。針對嚴重的類別不平衡問題，我們設計了混合損失函數與動態僞造生成的資料增強策略。目前模型在 Public Leaderboard 上取得 0.289 的 F1 分數，驗證集 Official Score 達到 0.6128，證實了方法的有效性。

2 專題目標變更說明

2.1 原始專題：棉花雜草偵測

本組原先選擇參與 The 3LC Cotton Weed Detection Challenge[1] 競賽，目標是利用深度學習模型偵測棉花田中的雜草，屬於物件偵測 (Object Detection) 任務。**但因爲和多組題目重複，故更換題目。**

2.2 變更後專題：科學圖像僞造偵測

經過評估後，我們決定將專題方向調整爲 Recod.ai/LUC Scientific Image Forgery Detection[2] 競賽，目標是開發一套深度學習系統，對科學圖像（如顯微鏡圖、Western Blot 電泳圖）進行**二元像素級分割** (Binary Segmentation)，以精確標記出僞造區域。如圖 1 所示，左圖爲肉眼難以辨識的僞造輸入圖像；中圖爲對應的眞實標註遮罩；右圖爲可視化疊加結果，紅色區域即爲被篡改的僞造部分。

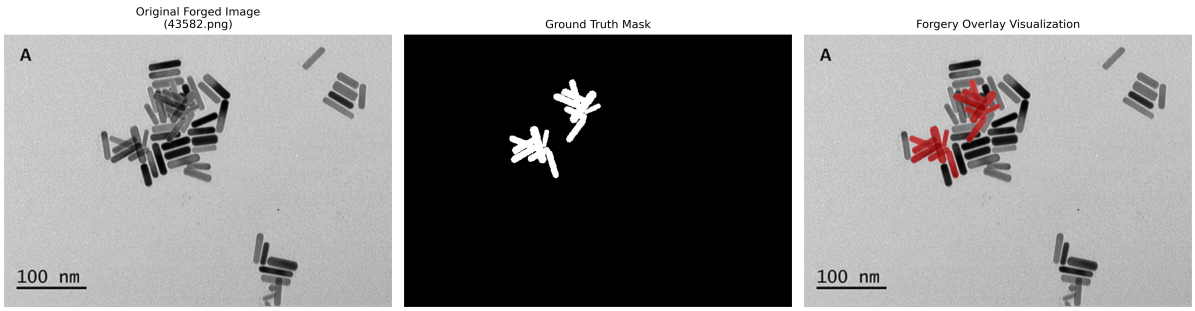


Figure 1: 科學圖像僞造範例說明。左圖爲僞造輸入圖像；中圖爲 Ground Truth 遮罩；右圖爲疊加可視化結果，紅色區域爲僞造部分。

3 資料集分析與前處理

3.1 資料特性

本次競賽資料集包含多種科學領域的圖像，例如顯微鏡細胞圖、Western Blot 膠體電泳圖以及一般生物樣本照片。資料集共有 5,176 張訓練圖像。僞造區域（白色部分）在整張圖中佔比極低，導致了嚴重的類別不平衡問題。

[1] https://www.kaggle.com/competitions/the-3lc-cotton-weed-detection-challenge
[2] https://www.kaggle.com/competitions/recodai-luc-scientific-image-forgery-detection

3.2 前處理策略

考量到訓練資源與模型收斂速度，我們採取以下前處理流程：

- **尺寸調整**：將所有不同解析度的原始圖片統一縮放至 512×512 像素。
- **正規化**：使用 ImageNet 的平均值與標準差進行標準化。
- **標註處理**：將多通道的 Mask 轉換爲單通道二值圖像。

3.3 資料增強策略

針對僞造區域稀少且隱蔽的特性，我們設計了以下增強策略：

- **動態僞造生成** (Self Copy-Move Augmentation)：實作了 self_copy_move_aug 演算法，在訓練過程中隨機選取圖像中的感興趣區域 (ROI)，進行幾何變換後，使用 Poisson Blending 技術無縫貼回原圖，模擬眞實的複製移動僞造手法（如圖 2 所示）。
- **強健性增強**：引入 JPEG 壓縮破壞、高斯模糊與高斯雜訊，強迫模型學習不受畫質影響的特徵。

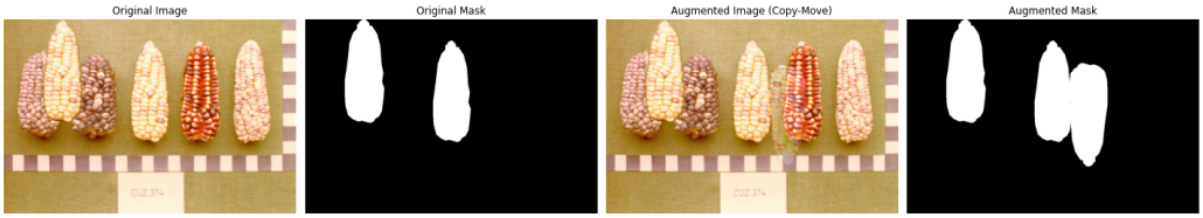


Figure 2: Self Copy-Move Augmentation 實作示意圖。左側爲原始輸入影像與遮罩；右側爲經過演算法隨機選取區域，並進行幾何變換與無縫貼合後的增強結果。

4 方法論

4.1 模型架構：ResNet34-UNet with SCSE

我們採用 U-Net 作爲基礎架構，並進行以下改良：

- Backbone **骨幹網路**：使用預訓練的 ResNet-34 取代傳統的 Encoder，利用其在 ImageNet 上學到的特徵提取能力，加速收斂。
- SCSE **注意力機制**：在每個解碼器區塊後引入 Spatial and Channel Squeeze & Excitation 模組，同時對空間與通道進行權重校準，使模型更專注於僞造痕跡所在的微小區域。

4.2 損失函數與優化

由於背景佔絕大多數，我們採用混合損失函數：

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{BCE}^{weighted} + \mathcal{L}_{Dice} \tag{1}$$

其中 Weighted BCE Loss 的正樣本權重設爲 5.0，Dice Loss 用於優化區域重疊率。

4.3 訓練策略

- **優化器**：AdamW with Cosine Annealing 學習率排程
- **梯度累加**：實體 Batch Size $= 8$，累積 4 步達成 Effective Batch Size $= 32$
- **混合精度訓練**：使用 torch.amp 減少記憶體佔用

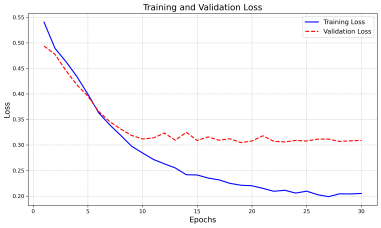
5 實驗結果

5.1 評估指標

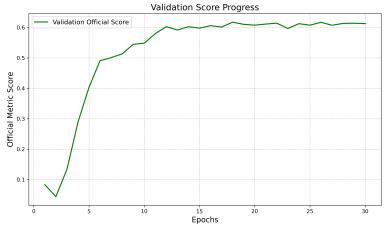
本專題遵循競賽官方標準，實作了基於匈牙利演算法的實例級評分機制。透過 cv2.connectedComponents 分離獨立物件後，使用 scipy.optimize.linear_sum_assignment 進行 IoU 最佳匹配，有效懲罰過度分割或漏檢情況。

5.2 訓練過程分析

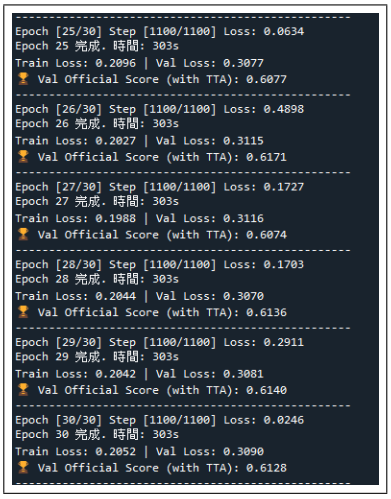
我們進行了 30 個 Epoch 的訓練。如圖 3 所示，Training Loss 持續下降，Validation Official Score 呈現上升趨勢，最終達到約 0.6128。



(a) Loss 收斂曲線



(b) Score 變化曲線



(c) 訓練日誌 (0.6128)

Figure 3: 訓練成果總覽。(a) Loss 穩定下降；(b) Score 顯著提升；(c) 最終達到 0.6128 高分。

5.3 競賽提交成績

我們將模型推論結果提交至 Kaggle 評測系統。隨著逐步優化模型架構與資料增強策略，Public Score 由初期的 0.182 逐步提升至目前的 0.289（如表 1 所示）。

Table 1: Kaggle 提交歷史紀錄

Version	主要改進	Public Score
V1	Baseline (ResNet18-UNet)	0.182
V2	調整閾值	0.220
V3	引入 SCSE 注意力機制	0.209
V4	ResNet-34 骨幹網路	0.268
V5	Self Copy-Move Augmentation	0.273
V7	混合損失函數優化	0.289

6 結論與未來展望

本次進度報告成功展示了一個穩定運作的科學影像偽造偵測流程。0.289 的 Public Score 與 0.6128 的 Validation Score 證明了我們的方法有效。

未來的優化方向將集中在：

1. **骨幹網路升級**：嘗試 EfficientNet-B4/B5 或 ConvNeXt 捕捉更深層特徵。
2. **進階資料增強**：加入 Splicing 拼接增強，模擬更多偽造類型。
3. **測試時增強** (TTA)：多角度旋轉與翻轉取平均，提升穩定性。
4. **後處理優化**：引入形態學運算濾除偽陽性雜訊點。

References

[1] 3LC. (2025). The 3LC Cotton Weed Detection Challenge. Kaggle Competition. https://www.kaggle.com/competitions/the-3lc-cotton-weed-detection-challenge

[2] Recod.ai/LUC. (2025). Scientific Image Forgery Detection. Kaggle Competition. https://www.kaggle.com/competitions/recodai-luc-scientific-image-forgery-detection

[3] Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. MICCAI.

[4] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. CVPR.

[5] Roy, A. G., Navab, N., & Wachinger, C. (2018). Concurrent Spatial and Channel Squeeze & Excitation in Fully Convolutional Networks. MICCAI.

[6] Pérez, P., Gangnet, M., & Blake, A. (2003). Poisson Image Editing. ACM SIGGRAPH.