

DeepPCB 瑕疵分類任務： Assignment 1 – 影像分類報告

林彥成 Yan-Cheng Lin
課程：影像處理／深度學習相關課程
Email：mail.lin235711@gmail.com

Abstract—本報告針對 DeepPCB 缺陷資料集進行 PCB 瑕疵分類之實作與比較。由於瑕疵在原始影像中佔比極小，若直接對整張影像縮放，瑕疵特徵容易被電路板背景雜訊淹沒；因此本作業先根據 YOLO 標註 ($x_1 \ y_1 \ x_2 \ y_2 \ type$) 裁剪瑕疵區域，再將裁剪結果縮放為 64×64 並提取 HOG (Histogram of Oriented Gradients) 特徵。最後比較三種分類器：線性感知器 (Baseline)、多層感知機 (MLP) 以及隨機森林 (Random Forest)。結果顯示 MLP 取得最佳 Top-1 準確率 0.7541，且 Top-5 準確率接近 1 (0.9970)，表示在 HOG 特徵空間中具有良好辨識能力。

Index Terms—PCB 瑕疵分類，DeepPCB，HOG，多層感知機，隨機森林

I. 前言

本作業以 DeepPCB Defect Dataset 為資料來源，目標為比較不同分類器在一致特徵提取流程下的表現。¹ 資料集為 Kaggle 上的 *DeepPCB Defect Dataset*。本任務共 7 類別（背景 + 6 種缺陷）。

II. 完整原始碼連結

- GitHub：<https://github.com/cvyancheng/Deep-Learning>
- 主要檔案：`image_classification_gpu.py`（包含完整 pipeline）

III. 使用模型說明

本作業採用三種分類器進行性能評估，涵蓋線性模型、非線性深度學習模型與整合學習模型。

A. 線性感知器 (Linear Perceptron)

作為 baseline 模型，使用 PyTorch 的 `nn.Linear` 搭配 `CrossEntropyLoss` 與 `SGD`。

B. 多層感知機 (MLP)

三層全連接架構 (512-256-Output)，使用 `ReLU` 與 `Dropout (0.3)` 以減輕過擬合。

C. 隨機森林 (Random Forest)

使用 `RandomForestClassifier`，設定 100 棵決策樹，並以 `n_jobs=19` 進行多核心平行運算以加速高維 HOG 特徵的訓練。

IV. 影像特徵提取與預處理

A. 瑕疵局部裁剪 (Local Cropping)

DeepPCB 原始影像中瑕疵比例極小，若直接全域縮放會導致瑕疵訊號變弱。本實作解析 `labels` 資料夾中的 YOLO 格式標註，將瑕疵區域裁剪後再進行後續特徵提取，使模型能聚焦於瑕疵形態特徵。

¹ 資料集：DeepPCB Defect Dataset (Kaggle)，<https://www.kaggle.com/datasets/arnablaha05/deep-pcb>。

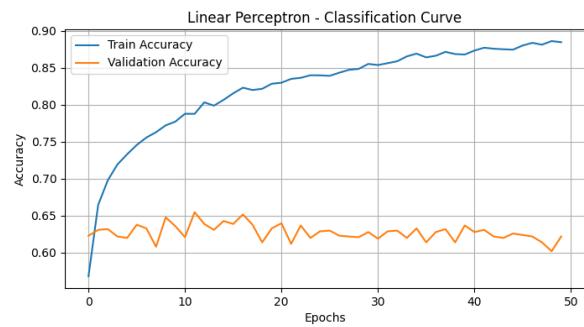


Fig. 1. 線性感知器之學習曲線。

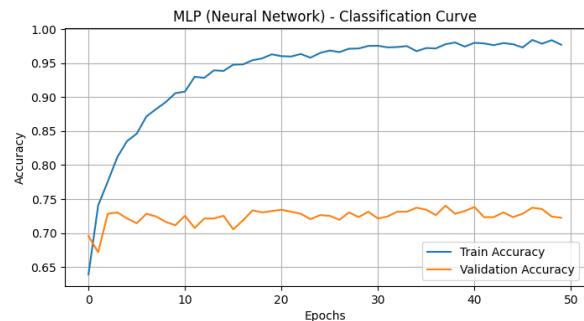


Fig. 2. MLP 之學習曲線。

B. HOG 特徵提取

將裁剪後影像統一縮放至 64×64 ，再提取 HOG 描述子。HOG 對幾何與光照變化較具魯棒性，適合描述 PCB 上的斷路、短路等邊緣型瑕疵特徵。

V. 學習曲線

本作業以 50 個 epoch 進行訓練，曲線如下。

A. 線性感知器

線性模型收斂較快，但訓練與驗證準確率存在明顯差距，顯示模型容量有限，難以擬合複雜瑕疵特徵。

B. MLP

MLP 在訓練集上具強擬合能力（接近 98%），驗證準確率亦穩定上升至約 75%。雖有輕微過擬合，但整體表現最佳。

TABLE I
測試集表現比較。

分類器	Top-1	Top-5
線性感知器	0.6047	0.9959
MLP (神經網路)	0.7541	0.9970
隨機森林 (Ensemble)	0.6972	0.9959

VI. 測試集預測結果

Top-1 與 Top-5 準確率由自寫函數 `calculate_top_k` 計算 (未使用如 `sklearn.metrics` 等工具箱)，以確保指標計算透明且可重現。

A. 性能分析

MLP 表現最佳的原因在於瑕疵特徵在 HOG 空間中不易線性分割，非線性隱藏層有助於放大類別差異。隨機森林相較線性感知器 Top-1 約提升 9%，顯示整合多棵決策樹後能形成更具泛化能力的分類邊界。Top-5 準確率幾乎為 1，代表即便 Top-1 預測錯誤，正確類別也幾乎都落在前五個候選中。

VII. 結論

本作業顯示：結合標註導引的局部裁剪與 HOG 特徵，可有效進行 PCB 瑕疵分類。在本實驗設定下，MLP 取得最高 Top-1 準確率且維持近乎完美的 Top-5，為此任務的最佳模型選擇。

References

- [1] DeepPCB Defect Dataset (Kaggle), accessed 2026-02-12. <https://www.kaggle.com/datasets/arnablaho05/deep-pcb>