

2025 年【科學探究競賽-這樣教我就懂】

□國中組 普高組 □技高組 成果報告表單

題目名稱：進擊的 AI—解除犬隻被皮膚病支配的恐懼

一、摘要

本研究旨在開發一個基於人工智慧的犬隻皮膚病初步診斷系統，傳統獸醫診斷耗時費力且偏遠地區醫療資源匱乏。本研究希望透過跨資訊科技及動物醫學領域技術應用，結合影像辨識與深度學習，開發出一套自動辨識系統，供飼主初步評估犬隻皮膚狀況以作為就診的參考。過程首先整理犬隻常見皮膚病的圖像數據集，核心模型選用 YOLOv11x，仔細設定並調整模型參數。研究結果顯示，模型在各類別皮膚病的靈敏度均有所提升，最終總靈敏度達到 0.7745。最後設計了使用者圖形介面 (GUI) 的軟體，結合問卷調查與辨識結果，提供初步診斷並生成 PDF 報告。儘管面臨數據集有限等挑戰，本研究仍成功建立了一個初步可行的犬隻皮膚病輔助診斷工具。

二、探究題目與動機

寵物認養數已超越新生兒，而「癌症是犬隻死亡的重要原因」(V J Adams et al., 2010)，其中皮膚病是常見且令飼主困擾的問題。現有診斷主要依賴獸醫經驗，不僅耗時費力，且不同獸醫的診斷結果可能存在差異。為提升醫療效率，本研究結合視覺辨識與深度學習，開發自動化寵物皮膚病診斷系統。透過 YOLOv11x 模型，使用者上傳患部照片並回答相關問題，即可獲得初步診斷建議，輔助判斷是否需要尋求專業獸醫協助。此研究期望推動動物醫療診斷的技術創新，並為 AI 於其他醫療領域的應用提供參考價值。

三、探究目的與假設

(一) 目的

- 1、探討寵物常見的病症，研究整合現階段能找到的數據集 (dataset)
- 2、訓練出數個模型能夠成功辨識數據集病症
- 3、計算靈敏度 (Sensitivity) 選出最佳的模型
- 4、設計一個系統性流程的軟體供飼主使用

(二) 假設

- 1、犬隻皮膚病可透過深度學習模型進行有效辨識
- 2、能開發出藉由深度學習模型判斷皮膚病種類的軟體

四、探究方法與驗證步驟

本研究採用系統性的科學研究方法 (Creswell, 1994)，主要實作步驟如下：

- (一) 確立問題與研究目的
- (二) 文獻回顧統整
- (三) 設計研究方法
- (四) 訓練模型並建置系統

下圖 1 為本研究整體的研究流程。首先，我們將先閱讀犬隻皮膚病相關文獻，並將網路現有的數據集 (dataset) 進行篩選整理。隨後，我們將收集與預處理相關的資料，並使用深度

學習框架對模型進行訓練。在訓練過程中，我們會多次訓練並調整參數以獲得最佳的訓練結果。訓練完成後，我們會進行模型測試，並使用靈敏度 (Sensitivity) 對模型進行評估。最後，根據分析結果，我們將模型整合入軟體並製作 GUI (圖形使用者介面)，讓使用者可以進行實際的操作與測試。



圖 1：研究流程圖

下圖 2 為模型訓練流程圖，分為數據準備和模型優化兩階段。首先收集並預處理數據，包括去除雜訊和標準化，接著對數據進行標註並分割為訓練集和測試集。接下來使用處理後的數據訓練模型，並進行評估。如果模型符合標準，則完成訓練；若不符合，則調整參數。

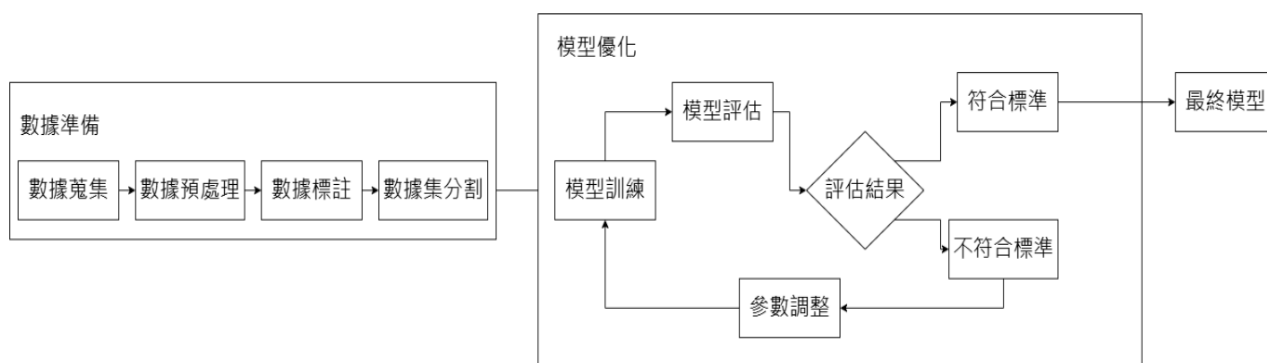


圖 2：模型訓練流程圖

而下表 1 為本次模型訓練調整的參數：

表 1：核心參數設計介紹

epochs	訓練迭代總輪數，決定模型學習的完整週期數
patience	提前停止等待輪數，當模型效能未改善時等待的輪數
warmup_epochs	預熱訓練輪數，初始階段使用較小學習率的訓練週期
lr0	初始學習率，決定模型參數更新的步長大小
box	邊界框損失權重，控制定位準確度在總損失中的比重
cls	分類損失權重，控制分類準確度在總損失中的比重
hsv_h	色調變化範圍，控制圖像顏色的變化程度
hsv_s	飽和度變化範圍，控制圖像色彩鮮豔程度的變化
hsv_v	亮度變化範圍，控制圖像明暗度的變化
mosaic	馬賽克增強概率，控制將多張圖片拼接形成新訓練樣本的機率

本研究認識到不同的參數設置，會顯著影響模型對犬隻皮膚病特徵的學習能力。考慮到皮膚病變的複雜性，例如不同光線條件下的表現差異、病灶區域的紋理變化等，我們調整參數以提升模型的辨識準確度，如下表 2 為三個版本的總比較表。

表 2：模型參數調整表

參數名稱	V1	V2	V3
訓練參數			
epochs	100	160	400
patience	20	30	30
優化器參數			
lr0	0.0005	0.0003	0.0003
warmup_epochs	5	10	10
損失函數參數			
box	7.0	5.0	4.0
cls	0.8	1.0	1.5
資料增強參數			
hsv_h	0.015	0.02	0.3
hsv_s	0.4	0.5	0.7
hsv_v	0.3	0.3	0.5
mosaic	0.5	0.6	0.6

◆ 評斷訓練結果

在本研究訓練模型結果評斷上，我們選擇採用混淆矩陣 (confusion-matrix) 計算靈敏度 (Sensitivity) 來評判這個模型的好壞 (陳宜昌，2017)。混淆矩陣是一張顯示分類成果的結果圖，如下表 3 所示。

表 3：混淆矩陣示意圖

	實際 Yes	實際 No
預測 Yes	TP (True Positive) 真陽	FP (False Positive) 偽陽
預測 No	FN (False Negative) 偽陰	TN (True Negative) 真陰

而靈敏度 (Sensitivity) 代表的是這個模型是否能正確的判斷出正確的病症，公式如下 (在公式中的 TP 代表的是真陽，FN 代表的是偽陰)。

$$\text{Sensitivity} = \text{recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

而我們訓練模型的混淆矩陣與一般的混淆矩陣較不同，因為我們並非單一疾病二分法。為得到靈敏度，我們需要透過計算影像辨識的 TP (真陽)、FP (偽陽)、TN (真陰)、FN (偽陰)，而這些值需要透過閱讀混淆矩陣計算。我們拿 yolo 的混淆矩陣來解說：

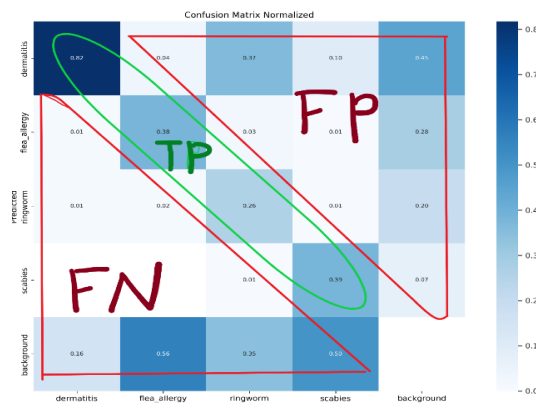


圖 3：YOLO 混淆矩陣圖

如上圖 3 所示，縱軸（行）表示實際標籤（ True labels ），即實際的類別；而橫軸（列）表示預測標籤（ Predicted labels ），即模型預測的類別。因此右上區域為誤檢的結果（模型檢測到目標物而判斷錯誤），左下則為漏檢的結果（機器未能檢測到目標而判斷錯誤）。background 則為不屬於任何一個類別的預設類別（依本實作舉例值越小越好）。我們可以得到以下表 4、表 5 和表 6 的結果。

表 4：V1 成果

各類別的靈敏值	
Dermatitis	$0.49 / (0.49+0.13+0.09+0.04+0.25) = 0.49$
Flea Allergy	$0.41 / (0.41+0.02+0.02+0.53) = 0.4184$
Ringworm	$0.35 / (0.35+0.02+0.49) = 0.4070$
Scabies	$0.33 / (0.33+0.58) = 0.3626$

表 5：V2 成果

各類別的靈敏值	
Dermatitis	$0.75 / (0.75+0.03+0.02+0.01+0.19) = 0.75$
Flea Allergy	$0.52 / (0.52+0.01+0.02+0.43) = 0.5306$
Ringworm	$0.51 / (0.51+0.01+0.45) = 0.5258$
Scabies	$0.49 / (0.49+0.47) = 0.5104$

表 6：V3 成果

各類別的靈敏值	
Dermatitis	$0.82 / (0.82+0.01+0.01+0.03+0.18) = 0.7810$
Flea Allergy	$0.69 / (0.69+0.02+0.01+0.19) = 0.7582$
Ringworm	$0.66 / (0.66+0.02+0.21) = 0.7415$
Scabies	$0.67 / (0.67+0.15) = 0.8171$

根據上述 4~6 表格的計算，我們將各類別的靈敏值平均，會得到一個總靈敏值。而這個靈敏值能夠使我們判斷這個模型優劣，並可以比較版本進步幅度，如下表 7 所示。

表 7：各版本總靈敏值計算

	靈敏值平均	備註解說
V1	$(0.49+0.4184+0.4070+0.3626) / 4 = 0.4195$	
V2	$(0.75+0.5306+0.5258+0.5104) / 4 = 0.5792$	進步 0.1597
V3	$(0.7810+0.7582+0.7415+0.8171) / 4 = 0.7745$	進步 0.1953

◆ GUI 介面設計

我們使用 python 內建 Tkinter 中的 CustomTkinter 設計 GUI 介面，並且使用 python 建構出一個完整的系統流程。本研究的系統在開啟時會先顯示病史表單，等待使用者回答完後進入問答題，再來就可以上傳圖片，使用者可以決定上傳 1~10 張圖片，在上傳完之後系統會將這些回覆當成一個個案分析，計算問答題權重並進行圖片辨識，根據數據得到哪種病例類別機率最高，並輸出最後所判斷的結果，導出 PDF 診斷報告如下圖 4 所示。

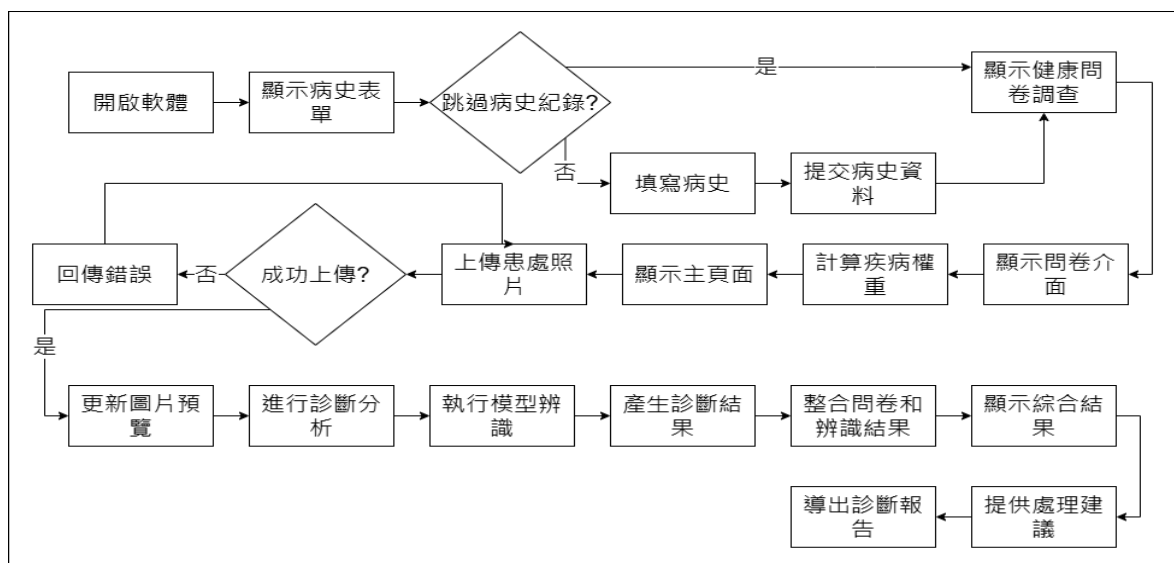


圖 4：系統流程圖

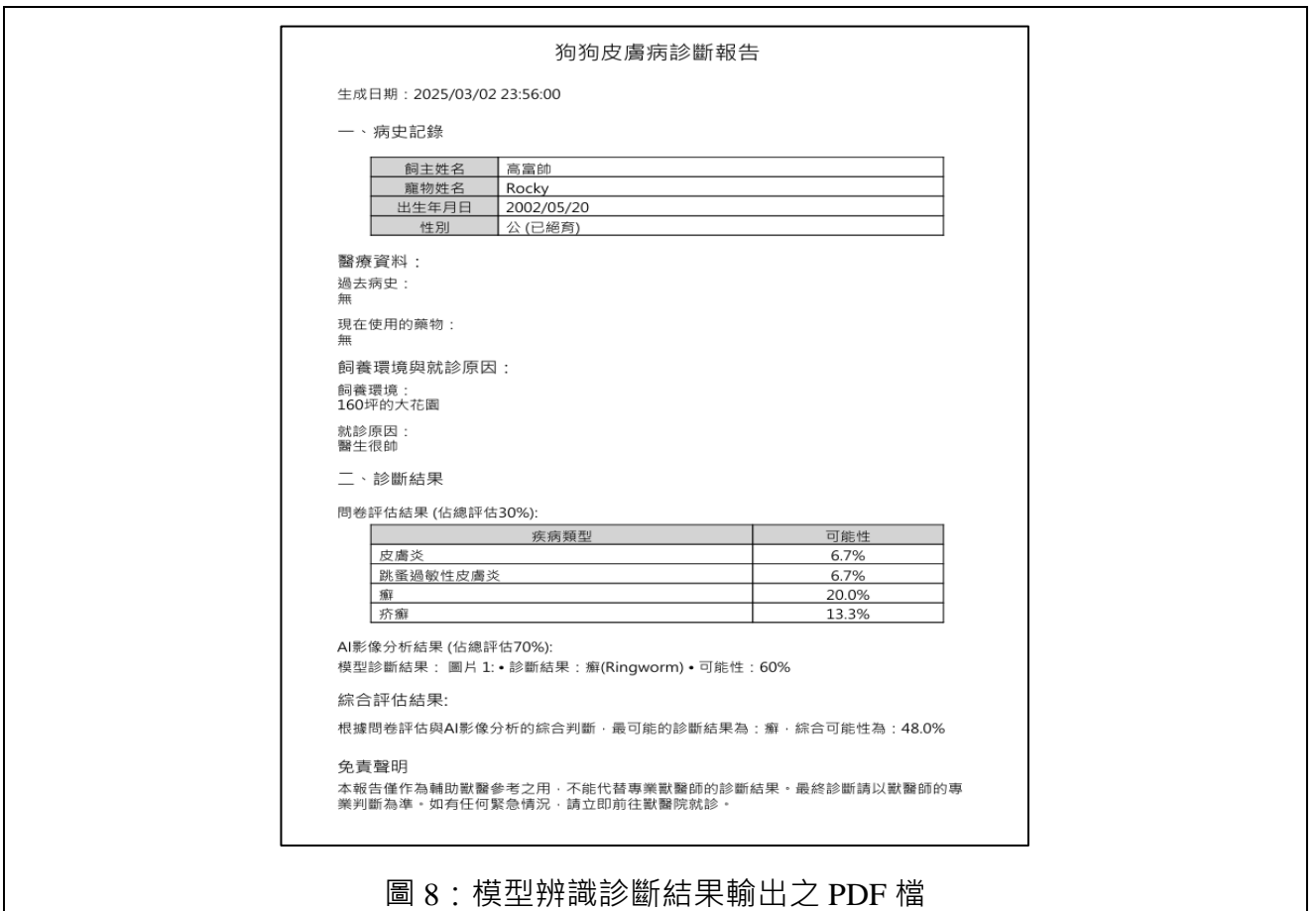
下圖 5、6、7 為我們最終 GUI 介面的樣子，而圖 8 為診斷報告書。



圖 5：GUI 介面 1

圖 6：GUI 介面 2

圖 7：GUI 介面 3



五、結論與生活應用

(一) 結論

- 成功整合資訊科技與動物醫學：本研究運用深度學習技術 (YOLO 模型) 開發犬隻皮膚病辨識系統，提升診斷準確度。
- 模型可有效識別皮膚病，但仍有改進空間：最佳模型靈敏度達 0.7745，雖能準確辨識病症，但仍需優化數據標註與參數調整。
- 平台開發未完成，但軟體已具備基礎功能：研究已成功建立影像辨識軟體與 GUI 介面，但尚未整合成完整的使用平台，未來仍需擴展應用場景。

(二) 生活應用

- 寵物健康管理：飼主可透過影像辨識技術，自主檢測犬隻皮膚病，提高疾病早期發現率。
- 獸醫輔助診斷：獸醫診所可利用該系統輔助判斷病症，提高診斷效率並減少誤診。
- 學術與醫學研究：該技術可拓展至其他動物醫學領域，幫助開發更多疾病辨識工具。

參考資料

- V J Adams, K M Evans, J Sampson, J L N Wood (2010). *Methods and mortality results of a health survey of purebred dogs in the UK*. National Library of Medicine. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21029096/>
- 陳宜昌 (2017 年 8 月 4 日)。如何辨別機器學習模型的好壞？
<https://ycc.idv.tw/confusion-matrix.html>