

2022 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 190034
參展科別 電腦科學與資訊工程
作品名稱 深度學習掌紋疾病分析系統
得獎獎項

就讀學校 康橋學校財團法人新北市康橋高級中學
指導教師 蔡偉和、李威震
作者姓名 曾元庠

關鍵詞 深度學習、掌紋、遠距醫療

作者簡介



I am a student from kang chiao international school. I have started programming since I was twelve. despite attending numerous other science fair activities at a younger age, I never had a chance to use programming as a personal project. As a result, I have to start thinking of experiments and personal projects from another perspective, for me it is a hard task. Moreover, artificial intelligence is a completely different field than just normal programming. Therefore, I had to understand artificial intelligence from the most basic level. I may not be able to approach the next step, but will be a pleasure and a amazing experience for me to meet all elites from all around the world.

摘要

遠距醫療及自我健康檢測在最近幾年逐漸崛起，其講求利用大眾化的工具即可掌握醫療知識與自我健康監測，並透過大數據分析及人工智慧技術，協助醫師與病患進行更有效的治療，但目前中醫在這方面的研究不多，與影像辨識相關的也只有舌診。目前對於手掌的研究多半止步於身分辨識，因此手診還需中醫師切脈或檢查。

本研究作品旨在發展自動手診方法，提供民眾自我健康監測。利用兩種方式 1.整張手的 CNN 圖像分類 2.用 YOLO 物件偵測進行掌中的特徵點抓取，使其能分辨肝掌、富貴手、蜘蛛痣、汗疱疹、無症狀，最後，並將模型與手機 APP 結合。

Market for telemedicine and self health checks in recent years have inclined rapidly. It allows individuals to have access to their health status through everyday devices. It also is able to assist doctors in making a better treatment, through artificial intelligence and big data analysis. And yet, researches related to hands are only able to recognize identities, hand clinic still requires further doctors' operation. In this paper we would be focusing on developing a system that is able to differentiate between different diseases.

Our experiment uses CNN and YOLO to capture unique features in a palm photo. Enabling it to distinguish between liver palm, spider nevi, dyshidrosis, and symptomatic, eventually connecting our model with cell phone APPs.

壹、前言

中醫透過望聞問切來診治病患。望即為望診，主要是在觀察病人的症狀表現；聞即為聞診主要在於辨別病人的氣息語調；問即為問診主要是透過詢問與溝通了解病人的疾病史；切即為切診主要為透過觸按診脈了解病人的身體狀況。

本研究之基礎為望診裡的手診。它起源於兩千多年前，名醫扁鵲擅長手診。手診是透過觀察患者手部變化，對一個人的全身狀況做初步評估診斷。手掌是上肢末端，氣血循環至此返回，故能藉此觀察五臟六腑盛衰情形，手診主要是利用觀察顏色、掌紋、指甲紋理等來診斷身體的方法。本研究藉由人工智慧方法，讓機器學習手診原理，提供一般民眾自我健康檢測工具。

人工智慧在中醫學圖像診斷的發展以舌診較為成熟，舌診分成四個部分，分別為舌神、舌色、舌形、舌態。但舌診有其診斷限制，像是舌苔厚薄、津液量等問題，且需要較高品質的圖像來進行判斷，對於一般民眾較難提供自我健康檢測。

在現代的社會中，許多民眾常有熬夜的習慣，長期下來便很容易出現肝病。而肝病特徵也容易出現在手部。然而在症狀輕微時所體現的徵狀多半不會被察覺，因此患者難以意識需就醫。肝病若不盡速治療，容易衍生出其他較為致命疾病，如肝癌、猛爆性肝炎等。猛爆性肝炎死亡率可高達八成，肝癌則是在癌症中排名第二，因此非常需要讓一般民眾能自我警覺並即時接受治療。本研究所發展的軟體即為使病患能提早發現疾病並降低染上高致命疾病的可能性。

貳、研究方法及過程

一、硬軟硬體工具

(一)、主程式開發環境：Google Colab

(二)語言：Python 程式

(三)AI 套件：Keras YOLO

(四)APP 設計：MIT APP inventor

二、掌紋特徵

根據中醫全息理論，掌紋上的各位置能對應到相關臟器的反射區，如圖一所示。因此若身體某臟器發生問題，對應的掌紋就會呈現異樣。以下為較典型的掌紋與疾病說明。



圖一：手掌全息圖(取自: 一學就會手診手療治百病)

(一) 肝掌

一般人大多以黃疸現象來作為疑似肝病的可能性，不過黃疸症狀已經表示肝臟受損較嚴重，屬於中後期，或可能因為飲食胡蘿蔔造成泛黃現象，造成誤判。我們查詢資料發現肝掌的階段比黃疸更早，且有較明顯的特徵，因此選擇肝掌作為主要的判斷類別。

肝掌形成原因為代謝能力下降，雌激素無法代謝掉而累積，雌激素本身手掌讓周圍血管擴張，導致大小魚際肌會呈現紅色。肝掌最主要的特徵表現於顏色方面。一般患有與肝相關疾病時(例如肝硬化、肝病、肝炎等疾病)，手掌大小魚際處會呈現紅色，或是出現紅色斑點，加壓後呈蒼白色。如圖二所示。



圖二：肝掌特徵(取自 https://www.youtube.com/watch?v=Xjb8KDKCM_4)

(二) 蜘蛛痣

蜘蛛痣主要為雌性激素分泌過剩所致，不只手掌上會出現症狀，其餘部位也可能出現該症狀。臨床上也可用蜘蛛痣圖形呈網狀，以紅點為中心向外擴張，周圍血管多為紅色。若擠壓中心點，周圍血管顏色將逐漸退去，放開之後顏色則會復原。蜘蛛痣常見於慢性肝炎患者，也是肝臟疾病的判斷現象之一。



圖三：蜘蛛痣(取自 <https://www.facebook.com/yishantsai.tw/posts/2475912015840584/>)

本研究一同偵測的內容有還有汗皰疹與富貴手，這兩種病徵是相對多數人會得到，探究在判讀上是否會容易造成混淆。而在手掌有蜘蛛痣的樣本較缺乏，因此針對蜘蛛痣特徵僅在物件偵測的方式中使用。

(三) 汗皰疹

如同香港腳和富貴手，汗皰疹是一種反覆性的疾病。患者手上會出現水泡、，因此屬於濕疹性疾病。患上汗皰疹後，會奇癢難耐，卻又找不到根源。若不小心抓破，會出現流湯的症狀，容易引法細菌感染。

(四) 富貴手

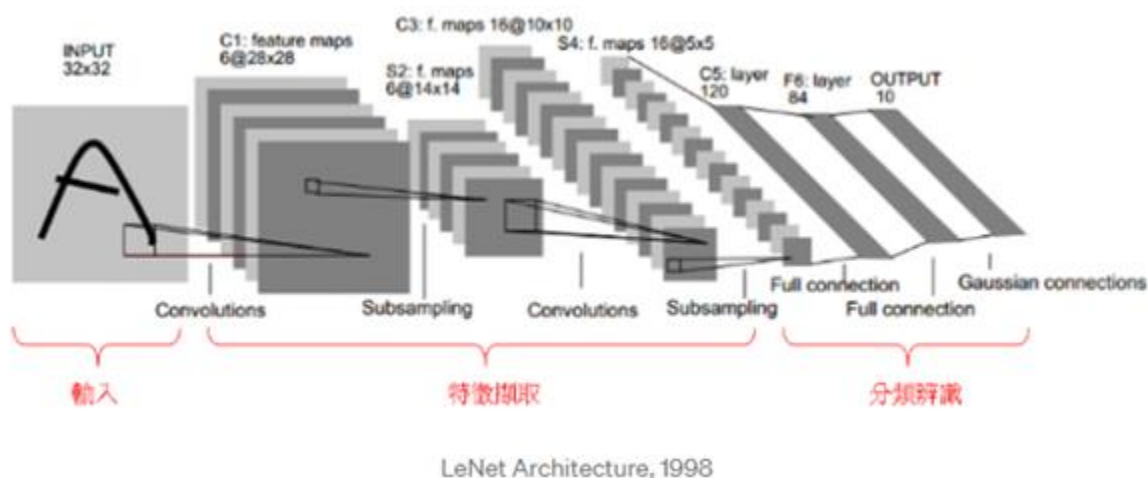
富貴手俗稱主婦濕疹敏感性皮膚在受到外界反覆刺激下，容易出現以下症狀：乾燥、指紋消失、脫皮、龜裂。

三、基於類神經網路之掌紋病徵判斷

機器學習 (Machine Learning) 是研究電腦計算機怎樣模擬或實現人類的學習行為，以獲取新的知識或技能。機器學習有許多演算模型，其中神經元網路是借鏡人類大腦運作方式，神經元好比人的大腦神經細胞，是整個模型網路的基本單元。

一般的神經網路由三個部分組成，分別是輸入層 (Input Layers)、隱藏層 (Hidden Layers) 以及輸出層 (Output Layers)。

- (一) 輸入層：輸入資料 (Data) 的特徵值 (Features)，以本研究而言，就是提供各種疾病圖片轉化後的數值，以及對應的特徵或類別。
- (二) 隱藏層：透過神經元 (Neuron) 組成，模擬各種非線性的複雜函數運算，試圖表示出輸入層與輸出層之間的函數運算關係。
- (三) 輸出層：經過隱藏層的運算所得到的預測值，我們藉由縮小預測值與實際標註值 (Label)，更新我們隱藏層的參數，最終訓練出一組權重(weights)。而權重就可以被拿來做演算法的適用和評估比較。
- (四) 本研究選用卷積神經網路 (Convolution Neural Network，簡稱 CNN)，它是目前深度神經網路 (Deep Neural Network) 領域的主力，有著卷積 (convolution)、池化 (pooling) 等步驟。如圖四所示。



圖四：CNN 架構圖(取自 Yann LeCun 1998 年論文)

四、使用物件偵測技術 YOLO 鎖定掌紋關鍵區域進行判斷

為了讓掌紋判斷更有效率，我們利用物件偵測技術，找出掌紋關鍵區域進行判斷。在電腦視覺領域中，物件偵測被廣泛應用，從背景中識別出物件，例如製造業的瑕疵檢驗。而

YOLO v4 是全世界最快、最高精準度的物件偵測系統之一。本研究將利用 YOLO v4 進行掌區局部位置的疾病特徵斑點做物件偵測，並利用 IoU(Intersection over union)作為模型成效評判標準。

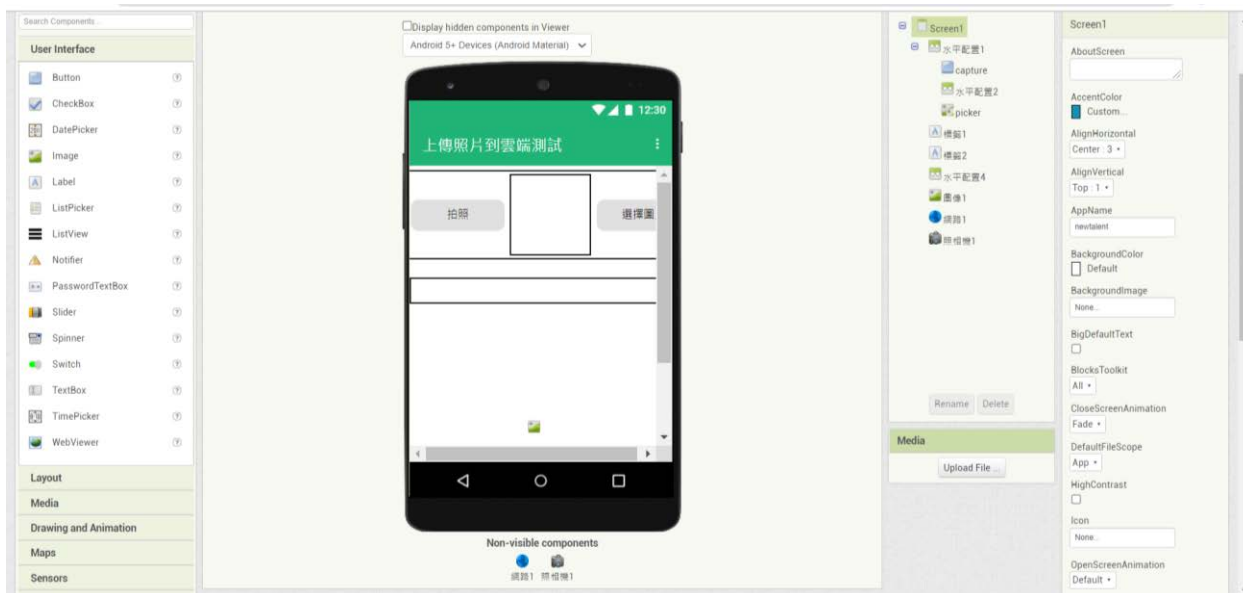
五、以 APP inventor 進行系統實作

我們也將掌紋病徵判斷系統做成手持行動裝置之 APP，使用 APP Inventor 進行開發，這是一款製作智慧型手機的初階軟體，為兩部分，一部分是程式端，一部分是介面端；介面端可以設計使用者在使用該 APP 時所會出現的畫面，而程式端則是將利用拉方塊的方式使介面端的方塊可以移動。

其流程說明如下：使用者按下拍照鍵，後選擇圖檔，檔案即會開始上傳，送至安裝在雲端(Google Cloud Platform)的掌紋病徵判斷系統進行處理，其結果回傳結果至 APP 端，顯示對應之判斷病徵，如圖五、圖六、圖七所示。

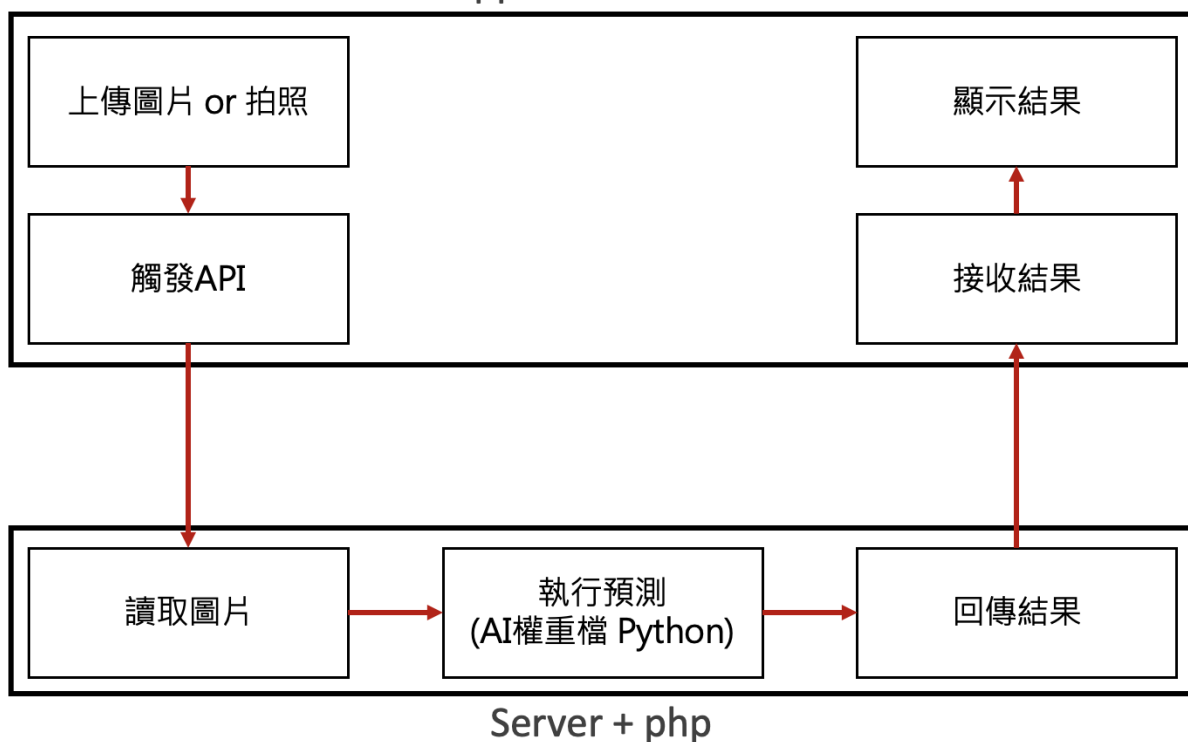


圖五：APP 設計程式端



圖六：APP 介面端

App Inventor 2



圖七：APP 程式碼資訊處理流程

六、資料搜集與資料前處理

(一) 資料取得方式描述

本研究設置表單，性別、年齡，接著填寫症狀表。

症狀選項如下：

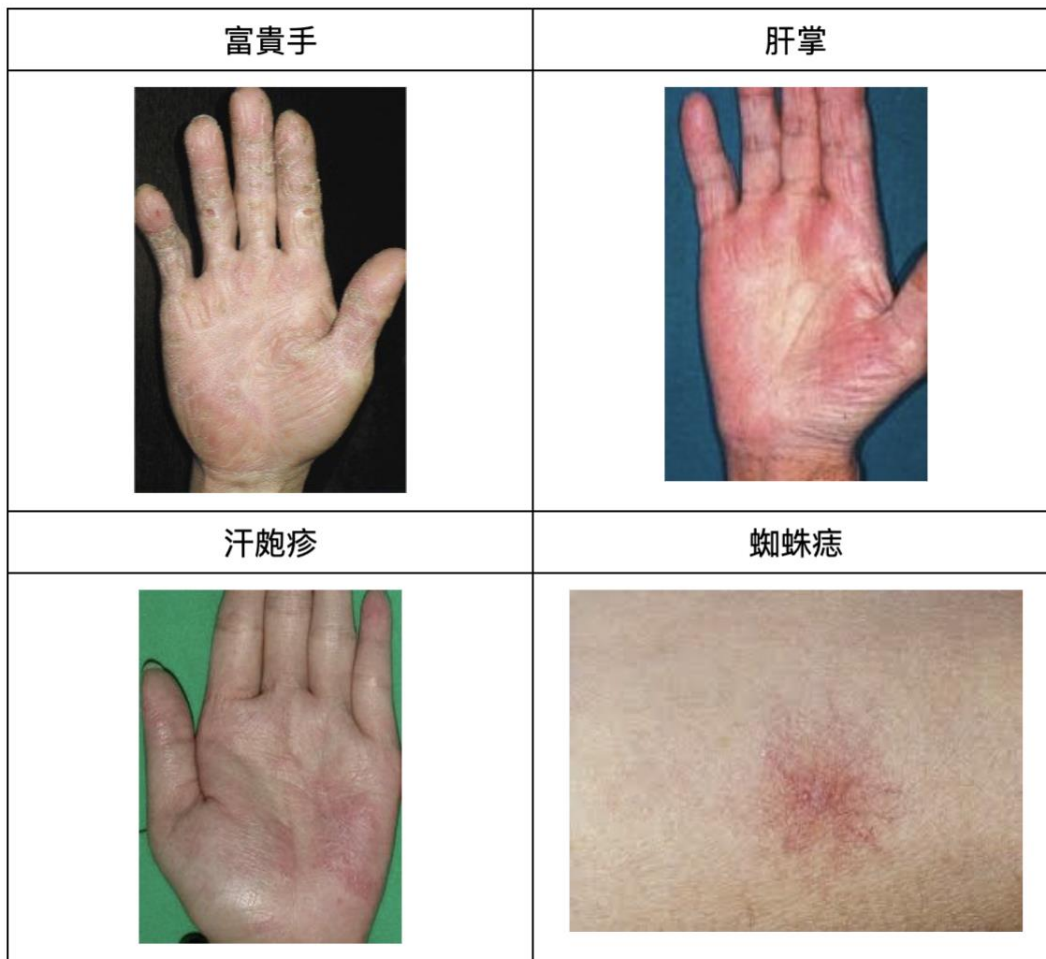
1. 失眠或容易起來
2. 便秘/拉肚子
3. 腰酸背痛
4. 頭痛、頭暈、噁心、想吐
5. 手腳冰冷
6. 口臭、口乾舌燥
7. 胸悶、呼吸困難
8. 胃痛、胃酸過多、脹氣
9. 沒有以上症狀

除此之外，我們也詢問是否有慢性病，包含高血壓、肝病、糖尿病等。接著，請使用者提供一張手掌照片(左手右手均可)。

我們搜集了 100 份資料，約 6 成是無病徵，且即使有症狀但其手掌並無顯著特徵之資料，因此我們特別挑出無上述資料特徵者，表示為無症狀，做為對照資料。

至於本研究所用到之明顯特徵掌紋資料照片，是取用自醫學資料，主要來源包含：醫院診所網站、醫學期刊、衛教影片畫面擷取翻拍、相關新聞網站、醫學書籍。

各分類資料代表如下所示：



圖八：本研究採取四種病徵之代表照片

(二) 資料增強

考量網路上所能找到的資料可能不足機器深度學習，我們因此使用到資料增強技術以增加訓練資料的資料量。具體來說我們使用了 python 進行圖像處理，並利用 Image 和 OpenCV 兩個工具來進行圖像預處理：

1. 將各副檔名圖片統一轉成 JPG，即 RGB 三通道 `Image.convert("RGB")`
2. 旋轉，將照片偏轉角度的方式，`Image.rotate(355)/Image.rotate(5)`
3. 將照片模糊化，將相鄰的點取平均值

```
Image.filter(ImageFilter.GaussianBlur(radius=2))
```

4. 銳化，即調整明亮度 Image.filter(ImageFilter.UnsharpMask(radius=2))
5. 拉伸，將比例加寬 20% 或拉高 20%
6. 鏡像，即產生對稱方向資料，例如左手翻轉變成右手，讓左右方向的資料相同

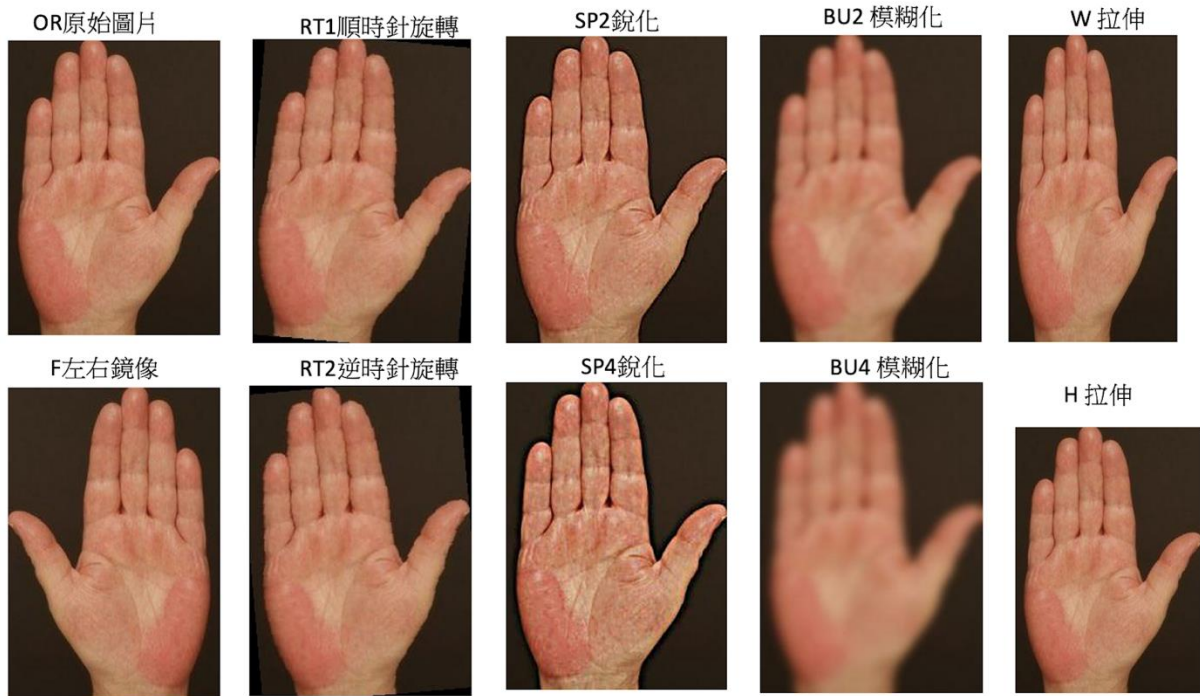
圖片整理說明：

OR：初始資料	BU2：模糊化(參數 radius=2)
RT1：順時針旋轉五度	BU4：模糊化 radius=2
RT2：逆時針旋轉五度	W：加寬 20%
SP2：銳化 radius=2	H：拉高 20%
SP4：銳化 radius=4	F：鏡像

經過資料增強後，一共有 490 張圖片資料。請見表一與圖九。

分類	原始資料量	資料增強後數量	資料命名
肝掌	17	170	A_編號_OR, RT1, RT2,SP2, SP4,BU2,BU4,H,W,F
富貴手	11	110	B_編號_OR, RT1, RT2,SP2, SP4,BU2,BU4,H,W,F
汗疱疹	11	110	C_編號_OR, RT1, RT2,SP2, SP4,BU2,BU4,H,W,F
無上述症狀	10	100	N_編號_OR, RT1, RT2,SP2, SP4,BU2,BU4,H,W,F

表一：增強後資料表



圖九：各種圖片資強效果

七、主程式開發

(一) CNN 卷積神經網路

我們使用 `keras.layers` 模組來打造卷積神經網路 CNN，在 google 提供的 colab 環境裡，可以直接進行引用該模組。`Conv2D` 可以在空間維度是二維資料上執行卷積運算。建立了池化層(pooling)、平坦層(Flatten)、Dense 層，以及 Drop out 比例。

參數設定：

1. 訓練資料與測試資料數量比例為 7 : 3
2. 資料正規化，將色彩通道值 0-255，調整為 0-1
3. 訓練週期 epoch 為 40 次

經過運算後，取得.h5 權重檔案，用於後續的外部資料與 APP 測試。

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_18 (Conv2D)	(None, 128, 128, 32)	896
max_pooling2d_18 (MaxPooling)	(None, 64, 64, 32)	0
dropout_27 (Dropout)	(None, 64, 64, 32)	0
conv2d_19 (Conv2D)	(None, 64, 64, 64)	18496
max_pooling2d_19 (MaxPooling)	(None, 32, 32, 64)	0
dropout_28 (Dropout)	(None, 32, 32, 64)	0
flatten_9 (Flatten)	(None, 65536)	0
dense_18 (Dense)	(None, 256)	16777472
dropout_29 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_19 (Dense)	(None, 4)	1028
Total params: 16,797,892		
Trainable params: 16,797,892		
Non-trainable params: 0		

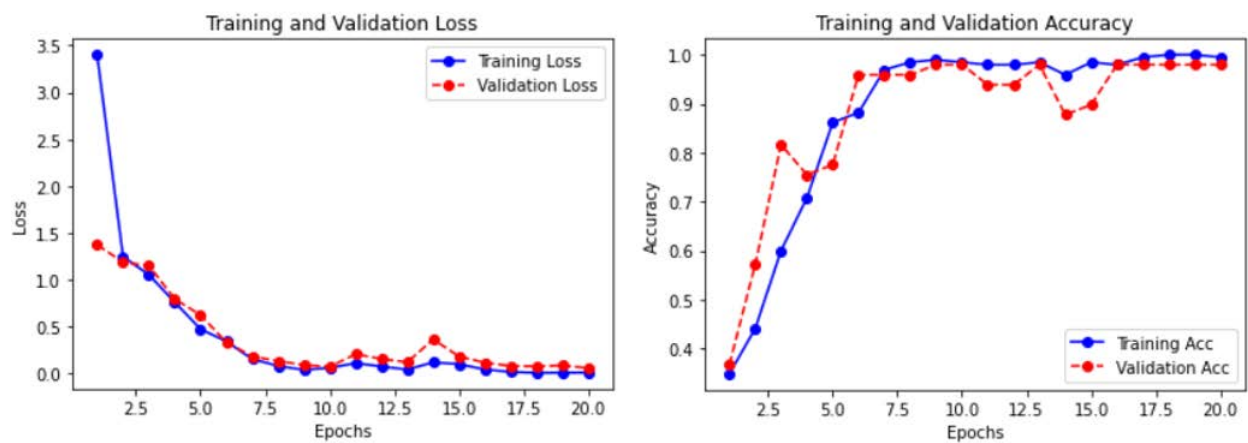
圖十：神經網路參數總數

```

Epoch 4/20
6/6 - 2s - loss: 1.3681 - accuracy: 0.4872 - val_loss: 1.3767 - val_accuracy: 0.4750
Epoch 5/20
6/6 - 2s - loss: 1.3369 - accuracy: 0.3846 - val_loss: 1.3187 - val_accuracy: 0.3750
Epoch 6/20
6/6 - 2s - loss: 1.2705 - accuracy: 0.4167 - val_loss: 1.2941 - val_accuracy: 0.4500
Epoch 7/20
6/6 - 2s - loss: 1.1843 - accuracy: 0.5128 - val_loss: 1.2270 - val_accuracy: 0.5250
Epoch 8/20
6/6 - 2s - loss: 1.1170 - accuracy: 0.6410 - val_loss: 1.1977 - val_accuracy: 0.4750
Epoch 9/20
6/6 - 2s - loss: 0.9318 - accuracy: 0.6154 - val_loss: 1.0962 - val_accuracy: 0.7250
Epoch 10/20
6/6 - 2s - loss: 0.9404 - accuracy: 0.6346 - val_loss: 0.9653 - val_accuracy: 0.7500
Epoch 11/20
6/6 - 2s - loss: 0.8887 - accuracy: 0.6346 - val_loss: 0.8973 - val_accuracy: 0.8000

```

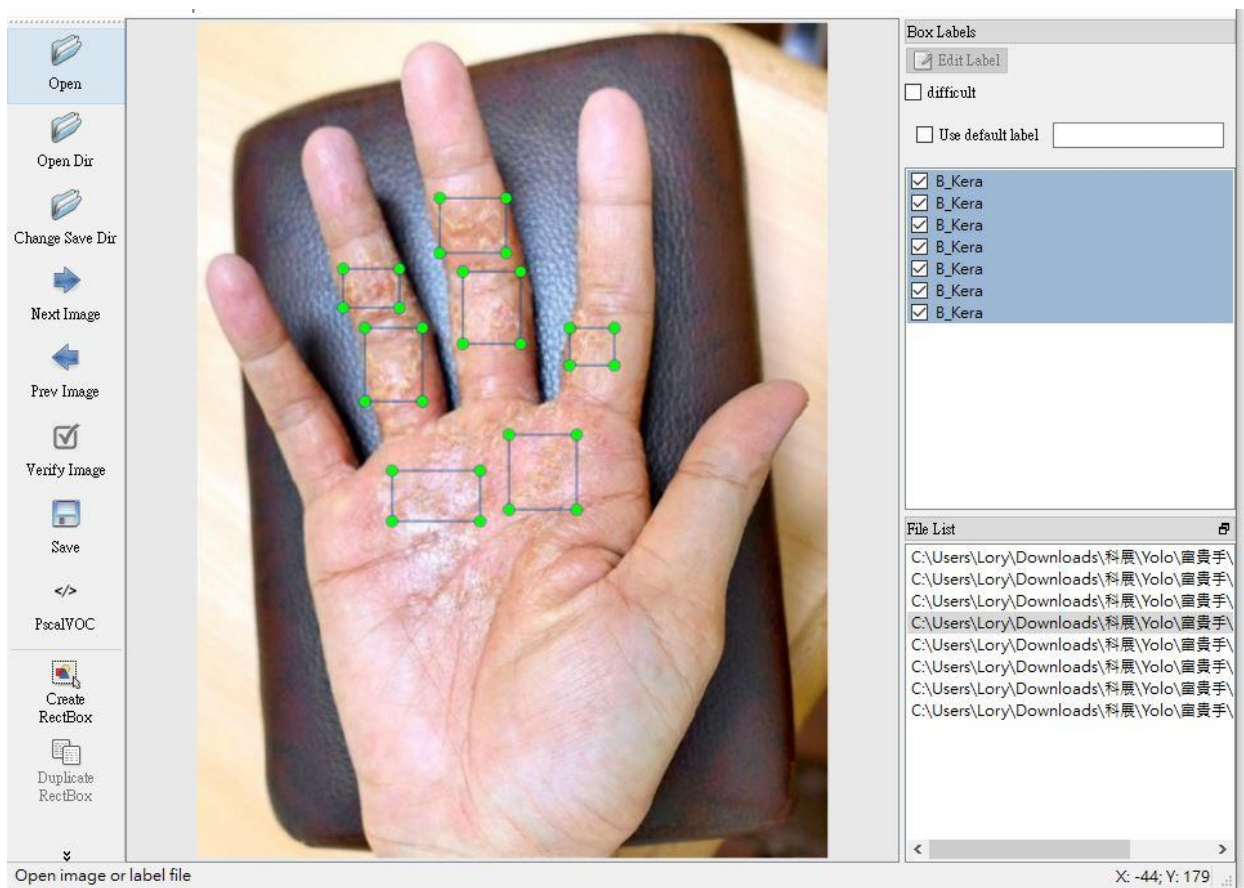
圖十一：模型訓練過程



圖十二：訓練結果示意

(二) 物件偵測 YOLO

使用 Labelimg 進行圖像標註，如見圖十三與表二所示：



圖十三：資料特徵標註

分類	資料描述	照片數 (訓練/測試)	資料編號
肝掌	紅色區塊	12/3	A01-A15
富貴手	白色脫皮 角質硬化	6/2	B01-B08
汗皰疹	粉紅水泡 龜裂	12/3	C01-C15
蜘蛛痣	蜘蛛形狀的血絲	10/4	S01-S15
無症狀	無特徵	10/3	N01-N13

表二：YOLO 模型輸入資料

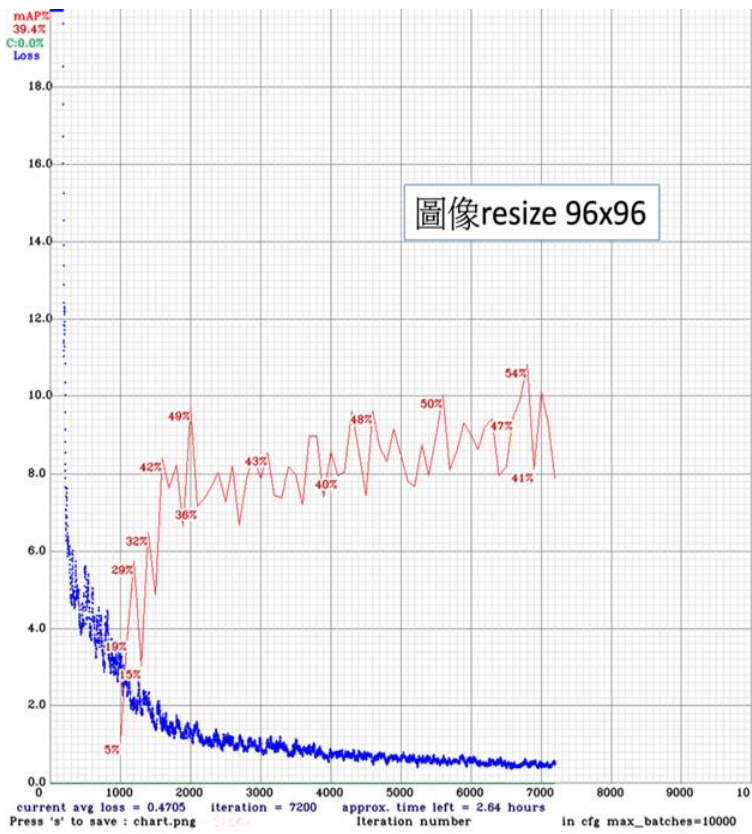
在評判物件偵測的成效上，我們使用 mAP(mean average precision)指標。物體識別的 IoU 為物體建模時標記的範圍，去除以預測系統偵測到的範圍，即這兩個集合的交集和聯集之間的比例(AP，average precision)。mAP 便是所有類別 AP 加總的平均值。

實際上每次數據都耗費數十小時進行，過程如圖所示。

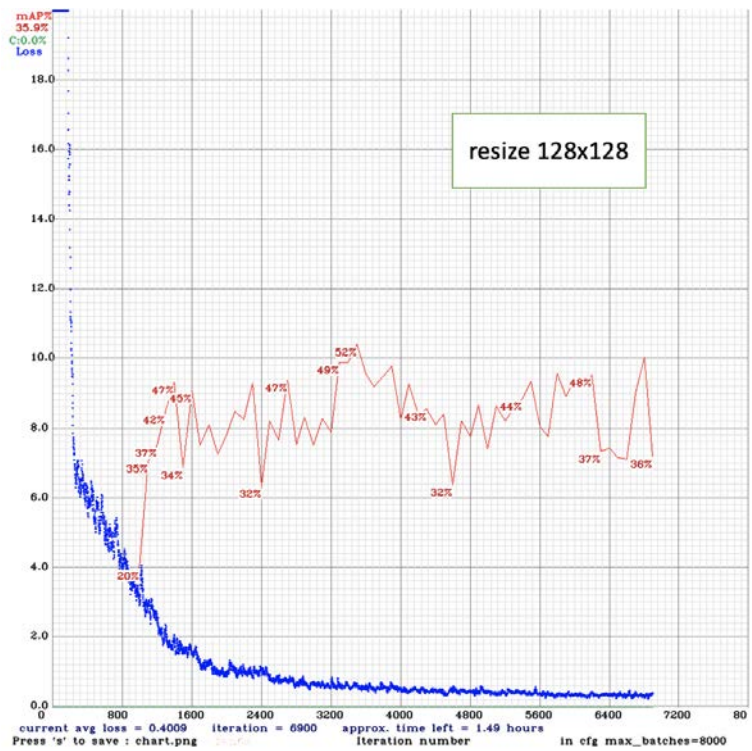
名稱	設定值	說明
batch	64	表示一次載入 64 張圖片到暫存。
*width	192/128/96	輸入圖片的寬。
*height	192/128/96	輸入圖片的高。
channels	3	輸入圖片通道數，通常表示 RGB。
momentum	0.949	動量參數，影響著梯度下降到最優化的速度。
decay	0.0005	權重衰減正規項，防止過擬合。
angle	0	圖片旋轉角度，為數據增強項。
saturation	1.5	圖片飽和度，為數據增強項。
exposure	1.5	圖片曝光度，為數據增強項。
hue	.1	圖片色調，為數據增強項。
learning_rate	0.001	初始學習率。
*max_batches	8000	訓練達到 max_batches 後停止學習。
policy	steps	調整學習率的 policy，有如下 policy： CONSTANT, STEP。
*steps	6400,7200	根據 batch_num 調整學習率。建議為：max_batches 的(80%, 90%)。
scales	.1,.1	學習率變化的比例，累計相乘。

Note: *項目為手動修改設定，其餘為系統預設值

圖十四：YOLO 模型參數設定



圖十五：YOLO resize 96x96 時的運算過程



圖十六：YOLO resize 128x128 時的運算過程

參、研究結果與討論

一、CNN 卷積神經網路訓練結果

(一) 圖像尺寸的影響

固定條件：batch size =10				
	Training		Test	
圖像尺寸	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
192x192	0.0014	1.0000	0.5077	0.9130
160x160	0.0033	1.0000	0.4274	0.8841
128x128	0.0007	1.0000	0.2686	0.9565
96x96	0.0048	1.0000	0.4421	0.9275
64x64	0.0104	1.0000	0.4542	0.9565

固定條件：batch size =20				
	Training		Test	
圖像尺寸	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
192x192	0.0047	0.9964	0.3928	0.9275
160x160	0.0049	0.9964	0.3222	0.8986
128x128	0.001	1.0000	0.3568	0.9565
96x96	0.0056	1.0000	0.3749	0.9130
64x64	0.0012	1.0000	0.3795	0.9565

(二) Batch size 的影響

固定條件：圖像 resize 尺寸 64x64				
	Training		Test	
batch	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
10	0.0104	1.0000	0.4542	0.9565
20	0.0012	1.0000	0.3795	0.9565
30	0.0439	0.9927	0.1442	0.9420
40	0.0130	1.0000	0.1459	0.9565

固定條件：圖像 resize 尺寸 96x96				
	Training		Test	
batch	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
10	0.0048	1.0000	0.4421	0.9275
20	0.0056	1.0000	0.3749	0.9130
30	0.0039	1.0000	0.4369	0.9275
40	0.0208	0.9927	0.3078	0.8986

固定條件：圖像 resize 尺寸 128x128				
	Training		Test	
batch	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
10	0.0007	1.0000	0.2686	0.9565
20	0.001	1.0000	0.3568	0.9565
30	0.0041	1.0000	0.4901	0.9130
40	0.0058	1.0000	0.2902	0.9130

固定條件：圖像 resize 尺寸 160x160				
	Training		Test	
batch	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
10	0.0033	1.0000	0.4274	0.8841
20	0.0049	0.9964	0.3222	0.8986
30	0.0085	1.0000	0.3130	0.9130
40	0.0035	1.0000	0.3836	0.8986

固定條件：圖像 resize 尺寸 192x192				
	Training		Test	
batch	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy

10	0.0014	1.0000	0.5077	0.9130
20	0.0047	0.9964	0.3928	0.9275
30	0.0046	1.0000	0.3988	0.9275
40	0.0125	1.0000	0.3212	0.9274

二、物件偵測 YOLO 訓練結果

圖片輸入尺寸	Best Weight mAP (%)	Avg loss(%)
128x128	52	0.35
96x96	54	0.46

三、結果-外部資料驗證

1. 在卷積 CNN 圖像辨識方法裡，我們選擇 resize96x96 batch size=10，以及 resize128x128 batch size=10 的計算權重來進行測試。挑選了初始 490 張以外的資料來進行確認，其結果如下：

權重檔：resize96x96 batch size=10			
資料類別	驗證數量	答對數量	識別率
肝掌	20	17	85%
富貴手	20	16	80%
汗疱疹	20	10	50%
無症狀	20	15	75%

整體識別率	72%
-------	-----

權重檔：resize128x128 batch size=10			
資料類別	驗證數量	答對數量	識別率
肝掌	20	16	80%
富貴手	20	12	60%
汗疱疹	20	12	60%
無症狀	20	19	95%
整體識別率			74%

2. 在物件偵測 YOLO 模型哩，我們選用 resize 96x96 來進行掌紋特徵物件偵測，其結果如下：

權重檔：resize 96x96 mAP=54%			
資料類別	數量	答對數量	識別率
肝掌	20	4	20%
富貴手	20	1	5%
汗疱疹	20	20	100%
蜘蛛痣	20	18	90%

無症狀	20	20	100%
整體識別率			63%

權重檔：resize 128x128 mAP=52%			
資料類別	數量	答對數量	識別率
肝掌	20	7	35%
富貴手	20	6	30%
汗疱疹	20	20	100%
蜘蛛痣	20	20	100%
無症狀	20	20	100%
整體識別率			73%

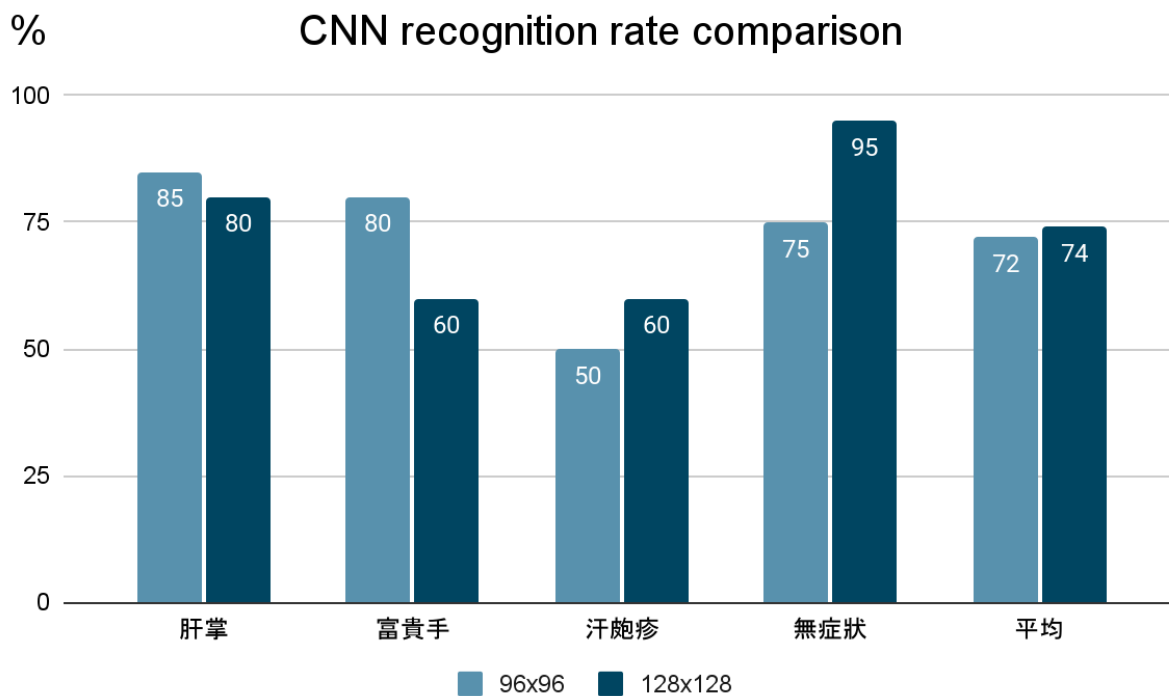


圖十七：本研究物件偵測程式測試

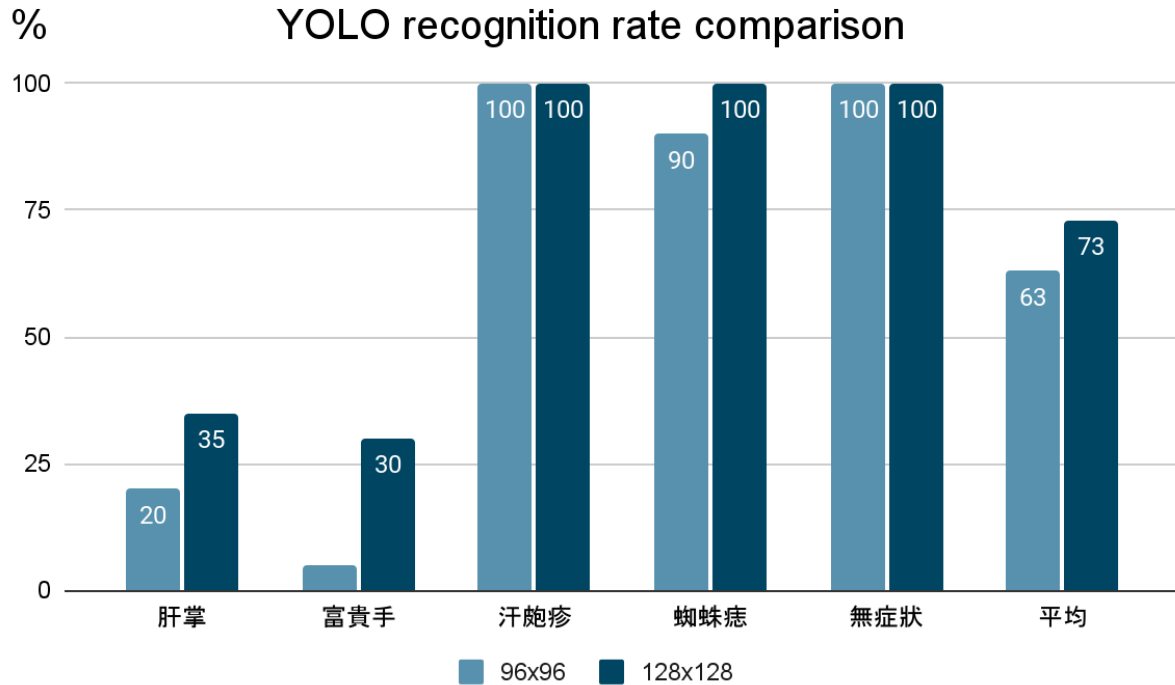
四、討論

本研究應屬掌紋病徵判斷之先鋒探究，初步以識別四種掌紋之對應疾病為目標，結果驗證所使用的 CNN 架構搭配 YOLOv4 方法確實可行。其中發現：

- (一) 在外部資料實測上，CNN 卷積圖像辨識的方法在 resize 96x96 取得 72%辨識率；在 resize 128x128 取得較高 74%辨識率。
- (二) 在 CNN 圖像辨識結果上，富貴手和肝掌有良好的辨識效果。
- (三) 在物件偵測 YOLO 訓練結果，resize 96x96 為 mAP 54%；而 resize 128x128 mAP 為 52%。
- (四) 在外部資料實測上，YOLO 模型 resize 96x96 mAP=54%之結果整體辨識率為 63%；resize 128x128 mAP=52%之結果整體辨識率 73%。



圖十八: CNN 圖像辨識各類別結果比較



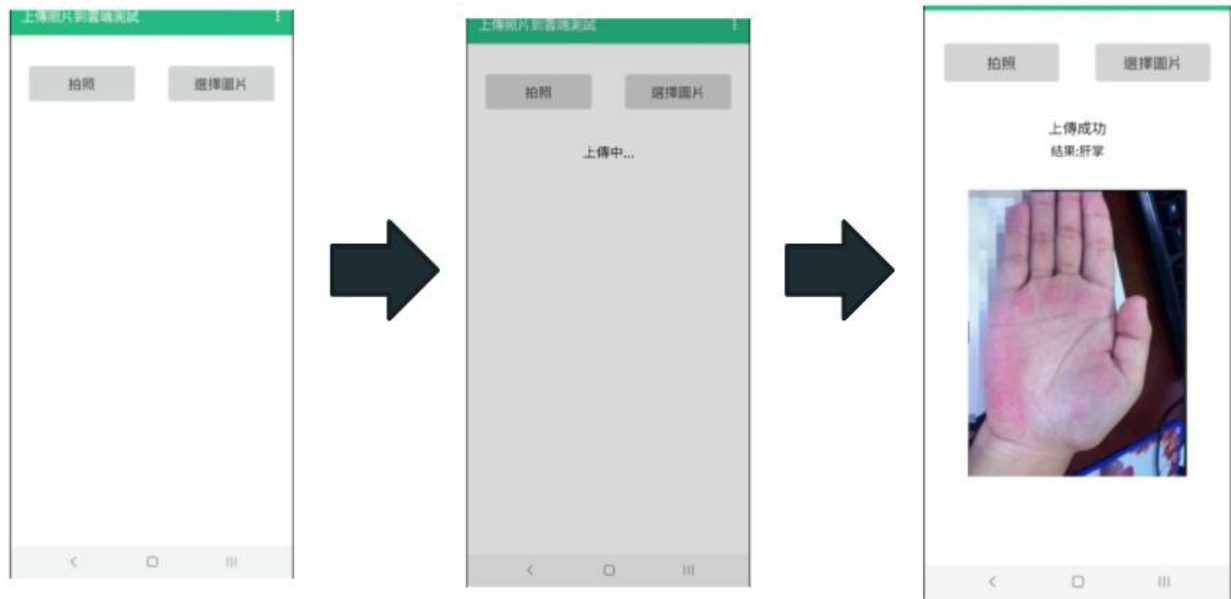
圖十九: YOLO 辨識各類別結果比較

肆、結論與應用

一、整體而言，YOLO 的物件偵測模型其結果較兩極化；而 CNN 圖像辨識之辨識率則在各類別效果都較接近。

二、本研究最後選擇以在卷積 CNN 圖像辨識方法 resize 128x128 所得之權重，作為 APP 判定的運算程式。APP 流程如圖二十所示。

透過本研究開發之 APP 能提早發現罹患肝病的可能性，臨床診治上還需要結合過去病史、肝功能指數、超音波等多項檢查後才能確診是否患上肝病。本研究可以提供民眾端一個在家就能做健康檢查參考 APP。



圖二十：本研究開發 APP 功能展現

伍、參考文獻

一、中文資料

(一) 三立新聞網，2018，皮膚蜘蛛痣 手變肝掌 當心肝出問題，取自

https://www.youtube.com/watch?v=Xjb8KDKCM_4

(二) 中醫養生保健讀本系列叢書編委會，一學就會手診手療治百病，1 版，千華駐科技出版有限公司，2019

(三) 肝癌，2021，三軍總醫院 血液腫瘤科，取自

<https://www.tsgh.ndmctsg.edu.tw/unit/10021/19998>

(四) 林俊汶，2014，自動化舌診系統舌部輪廓提取之優化方法，碩士論文，國立中山大學

(五) 張軼勝，2014，掌紋辨識系統至設計研究，碩士論文，國立中山大學

(六) 黃欣智、蔡鴻銘、陳邦基，2012，肝硬化的診治概要，內科學誌，2012：23：392-397

(七) 鄧文淵，Python 機器學習超進化：AI 影像辨識跨界應用實戰，1 版，碁峰資訊股份有限公司，2020

(八) 蔡洪光，觀手知健康，2 版，廣東科技出版社，2017

二、英文資料

(一) GitHub. EfficientNet. From: <https://github.com/qubvel/efficientnet>

(二) TensorFlow. From: <https://www.tensorflow.org/>

(三) Yann LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner，1998，Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition，PROC. OF THE IEEE

三、中西醫學理與臨床診斷資源

在研究過程中，針對肝臟疾病的症狀了解以及中西醫的臨床實務作法，我們諮詢了昌泰科醫股份有限公司的 趙書宏 總經理，與台北榮總傳統醫學部 王建人 醫師。

【評語】 190034

研究動機良好，具有社會與醫療意義，但辨識的目標不夠明確，且研究資料不足。作者使用資料增強技術以增加訓練資料的資料量，適用性有待商榷。評審們對於此研究的分析的完整度深度皆認為還有進步空間。