

基於空中寫字簽名認證之研究

系所／電子工程學系

指導老師／陳珍源

組員／陳耀立、汪意珍、嚴心姝、劉昱含

本研究利用 Open CV 的函式庫與鏡頭來做影像分析，搭配 MediaPipe 模型應用框架—Hands 來偵測手部骨架，產生出手部的 21 個關節點座標以及關鍵點間的連接線，依據每根手指向量的夾角角度再判斷手指彎曲數來進行手勢辨識的動作。經由辨識與判斷出目前手勢所代表的意涵後，即時的功能之狀態也會顯示在視窗中左上角的位置，本研究總共設置了開始、清除、送出以及暫停功能的四個手勢動作，如圖 1 所示。

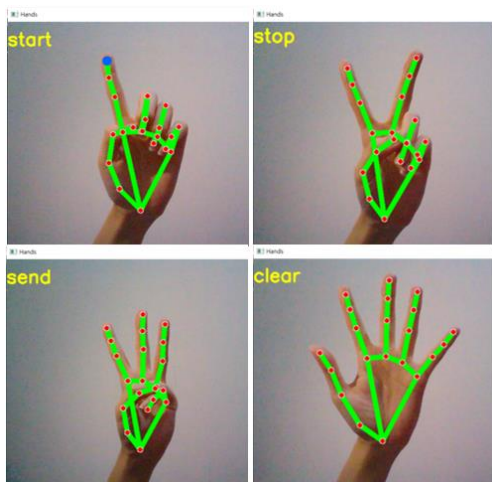


圖 1：四個手勢的動作及其狀態

經由追蹤特定的關節點，當前狀態為開始時，此節點移動位置將會被追蹤以及記錄下來，此時在影像中也能看到特定節點所移動的軌跡，就可以進行寫字簽名的動作，如圖 2 所示。



圖 2：寫字時特定節點所移動的軌跡

當系統判斷手勢動作為送出的功能，軌跡資料將會被儲存在指定的檔案中，為了能夠使卷積神經網路順利進行處理，會先將我們所收集到的資料進行影像前處理，對所有的圖片進行尺寸轉換，將原本為 129×388 尺寸的圖形都統一轉換為 259×777 的大小，這也改善了原本圖片的解析度，如圖 3 所示。

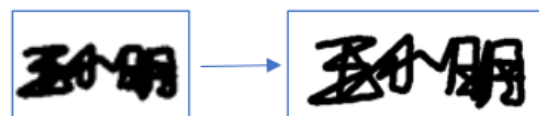


圖 3：資料處理前後的差別

若要使深度學習中適用於辨識和處理圖像的 CNN 卷積神經網路能從資料中進行特徵學習，就必須大量收集的資料樣本，使 CNN 卷積神經網路中的多個卷積層能從資料中提取每個人的簽名圖形的特徵。本研究總共有 16 項資料，每項資料內各有 2000 筆資料樣

人工智慧與大數據應用類
本。在訓練模型架構時，會將資料分為訓練資料以及測試資料兩個部分，將進行特徵萃取的資料是訓練資料，而在架構訓練完成後負責驗證模型準確率的則是測試資料。本研究將所有的資料劃分出 80% 做為訓練資料樣本，20% 則做為測試資料樣本。

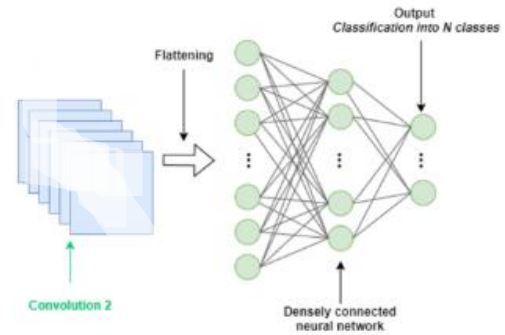


圖 5：平坦層與連接層之間的關係

此研究中，深度學習的架構主要為 TensorFlow 與 Keras，使用 TensorFlow 進行張量（矩陣）計算，利用高階深度學習程式庫—Keras 建立深度學習模型，透過卷積層萃取特徵，為避免過度擬合，卷積層後會緊跟著池化層，如圖 4 所示，最後就會得到降維的特徵圖。

本研究中，所有輸入的資料會先通過卷積層 1 與池化層 1，接著通過卷積層 2 與池化層 2，接著再通過卷積層 3 與池化層 3，產生大量的縮小圖片，經由平坦層將卷積層與池化層輸出的特徵拉平、做維度的轉換，再放入全連接層進行分類、訓練、評估準確率，並進行預測，如圖 5 所示。目前本研究的中文簽名辨識準確率可達到 90%。

本研究將此技術運用在解鎖方面，透過簽名的方式進行解鎖，當使用者送出簽名資料後，系統將自動判斷此簽名是否為簽名人本人的簽名習慣，若為本人簽名，系統將會跳出解鎖成功的畫面；若為其他人簽名，系統則會出現解鎖失敗的字樣。這樣除了能降低因接觸裝置而染疫的風險，也能使我們的生活更加便利。

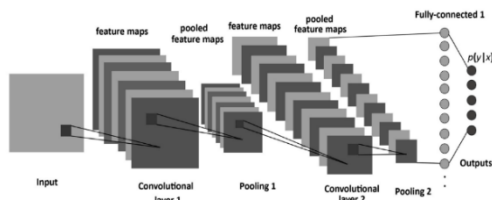


圖 4：CNN 卷積神經網路的結構

