

# 麻將牌局分析與預測

專題編號：114-1-CSIE-S017

執行期限：113 年第 1 學期至 114 年第 1 學期

指導教授：江佩穎

專題參與人員：111590007 陳偉智

111590017 葉洧辰

111590047 劉宗逸

## 一、摘要

此專題開發一套臺灣麻將分析與預測系統。系統包含兩個模型：伺服器端的牌型分析模型，分析牌局並計算最佳棄牌策略以提高獲勝機率；以及本地端的物體偵測模型，利用視覺識別牌桌上的麻將牌。分析結果將回傳至本地端並視覺化呈現，輔助玩家決策。

## 二、緣由與目的

麻將作為一項普及的傳統遊戲，在文化中佔有重要地位。然而，目前市面上的麻將應用程式大多側重於線上對戰和娛樂功能，較少提供針對實際牌局的分析。本專題旨在運用人工智慧與物體偵測技術，開發一款能夠辨識實際牌桌上的牌局分布，並進一步預測下一步的應用程式。為此，我們期望能為初學者提供即時的策略建議，降低學習門檻，加速掌握麻將技巧。

## 三、研究範圍

（一）麻將牌物件偵測與辨識：開發可以偵測相機所拍攝出的麻將區域以及各張麻將牌的模型，確保系統能夠在多變的光照、角度和遮擋情況下盡可能地準確識別麻將牌，為後續的策略建議和自動對局提供穩定且準確的數據支持。

（二）基於 AI 的策略建議：開發一個模擬台灣麻將遊戲的程式，並設計演算法使其自動對局，產生大量的對局資料。使用這些資料初步訓練機器學習模型，使其學習基本的棄牌策略。最後利用非監督式學習方法，進一步完善模型，使其能夠從大量的對局資料中自主學習更優化的策略。

（三）使用者介面：設計一個直觀且易於操作的使用者介面，讓玩家能夠拍攝照片進行麻將遊戲。

## 四、使用技術方法

（一）Flutter：一種跨平台的 UI 框架，作為本系統的主要開發平台。

（二）YOLO：物件偵測模型，用於麻將牌辨識。

（三）Python：作為主要的程式語言，用於開發牌局分析和策略建議的相關演算法。

（四）Keras：一種神經網路 API，用於搭建和訓練機器學習模型。

（五）TensorFlow：作為 Keras 的後端，提供強大的數值計算和模型訓練能力。

者，提供即時回饋。

## 五、架構流程

(一) 影像擷取與前處理：使用 Flutter 框架搭配 image\_picker 套件擷取相機或相簿中的靜態影像。擷取後使用 image 套件進行圖片解碼與尺寸調整，並進行 Letterbox 前處理，以符合 ONNX 模型輸入格式 (1x3x640x640)。此外，將影像轉換為 Float32 的 Tensor 格式並進行正規化，以符合模型推論需求。

(二) 牌面辨識：分兩階段進行 YOLO 模型推論：首先利用 Region 模型偵測出包含牌面區塊的位置，再從原圖裁切出各區塊後，送入 Tile 模型進行各張麻將牌的辨識。模型輸出為 NCHW 格式，透過解析後取得各牌的位置資訊，並設置信心門檻值過濾低可信度預測，最後以 Non-Maximum Suppression (NMS) 移除重疊區塊。

(三) 牌局資訊處理：透過網路傳輸至伺服器端的牌局分析模型。伺服器端的牌局分析模型接收牌局資訊後，進行 AI 預測(計算不同棄牌選擇的獲勝機率)。

(四) 將預測出的麻將牌以方框的方式標記在畫面上，並且從伺服器端取得棄牌資訊後，用不同顏色標記，表示玩家應該丟哪種牌獲勝機率最高。

## 六、研究成果



目前已完成了麻將分析預測系統的開發。使用者透過拍攝麻將桌畫面，系統會將影像交由兩個模型進行分析辨識，並將每張玩家手牌出牌機率提供給使用

(一) 牌桌畫面擷取與物件標記：

1. 已完成透過鏡頭取得牌桌畫面，但是畫面有肉眼可見的雜訊，可能是鏡頭品質問題或者解析度不夠高。
2. 已完成將辨識模型整合至 flutter，能夠將鏡頭畫面輸入至模型進行預測。
3. 已完成將模型輸出結果繪製到畫面上，但是會有同張牌被重複標記，需要再進行 NMS 過濾重複框。

(二) 麻將辨識模型：

1. 已完成單張麻將牌模型訓練，能夠辨識牌桌上出現的麻將牌。
2. 已完成區域麻將模型訓練，但是涵蓋度需要再加強，有些區域不會被辨識出來。
3. 使用 YOLO 訓練模型訓練。

(三) 麻將 AI 棄牌模型：

1. 已完成麻將遊戲的實作，能夠模擬完整的台灣麻將牌局流程。
2. 開發演算法，使其自動進行大量的對局，成功產生了 96352 筆用於訓練 AI 模型的資料。
3. 使用監督式學習方法，訓練了一個初步的棄牌模型，該模型能夠根據牌局狀態，預測不同棄牌選擇。
4. 最終在測試集上達到了 87.73% 的準確率。模型能夠在大部分情況下，做出合理的棄牌決策。

## 七、結論

本專題成功開發了一套結合物體偵測與人工智慧的臺灣麻將分析與預測系統。系統透過 Flutter 開發的移動端應用程式，實現了從影像擷取、本地端 YOLO 模型辨識，到伺服器端 AI 模型分析，最終將最佳棄牌建議視覺化呈現給

使用者的完整流程。

在物體偵測方面，本系統採用兩階段模型（區域偵測與牌面辨識），有效地從複雜的牌桌畫面中識別出麻將牌。在策略分析方面，我們透過建立麻將模擬產生了大量的對局數據，並基於此訓練出一個棄牌預測模型，準確率達到 87%，證明 AI 模型能夠學習並提供具參考價值的決策建議，達成了專題初期設定的核心目標。

然而，在開發過程中我們也發現系統仍有可精進之處：

1. 影像辨識的穩健性：目前的物件偵測模型在特定光照、角度或部分遮擋的情境下，辨識準確率會受到影響。此外，區域偵測模型的覆蓋範圍尚待加強。
2. AI 策略的深度：目前的棄牌模型主要基於監督式學習，其決策模式來自於已產生的對局資料。雖然準確率高，但可能缺乏應對非典型或高度動態牌局的靈活性，仍有發展空間。

總體而言，本專題為麻將分析領域提供了一個創新的解決方案，隨著模型的持續迭代與功能的擴充，本系統未來有潛力成為初學者，不可或缺的學習夥伴。

## 八、參考文獻

[1] 麻將 AI 對局  
<https://hsingyu.blog/computer-science/Artificial-Intelligence/%E9%BA%BB%E5%B0%87%20AI%20%E5%B0%8D%E5%B1%80/>

[2] Suphx: Mastering Mahjong with Deep Reinforcement Learning  
<https://arxiv.org/abs/2003.13590>

[3] YOLOv5  
<https://github.com/ultralytics/yolov5>

[4] Flutter  
<https://docs.flutter.dev>