

台灣麻將聽牌預測之研究

A Study of Tenpai Prediction in Taiwanese Mahjong

專題組員:黃睿平、林珣瑋、方品宸、吳安仁

專題編號: PRJ-NTPUCSIE-114-006

執行期間:114 年 7 月至 115 年 6 月

1. 摘要

麻將是一種具有「不完全資訊」特性的策略遊戲，玩家在牌局中無法直接得知其他玩家的手牌內容與是否已進入聽牌狀態。因此，如何根據公開資訊推測對手是否聽牌，以及可能等待哪些牌，是麻將 AI 防守決策中的重要問題。

本專題以台灣麻將為研究對象，建立一套「聽牌預測系統」。系統透過分析牌局中的公開資訊，例如巡數、打出牌的花色、摸切與手切行為、吃碰數、牌河資訊等特徵，訓練 Linear Regression 與 Logistic Regression 模型，用於判斷對手是否可能聽牌，並進一步推測其可能等待的牌型。研究資料來源為平台上的歷年決賽牌局，訓練資料共 4821 局，並將模型整合至既有對戰程式與平台介面中。

2. 簡介

麻將是一種結合運氣、策略與推理的遊戲。由於玩家只能看到自己的手牌、場上的牌河，以及其他玩家的吃、碰、槓等公開行為，因此麻將屬於典型的不完全資訊遊戲。在這種環境下，玩家必須根據有限資訊推測其他玩家的牌型發展與危險程度。

在實際對局中，若能準確判斷對手是否聽牌，便能幫助玩家決定是否轉為防守；若能進一步推測對手可能等待的牌，則可以避免打出危險牌，提高整體勝率。因此，「聽牌預測」是麻將 AI 研究中相當重要的一環。

本專題的研究目標是建立一套台灣麻將聽牌推測系統，透過牌局歷程中的公開特徵進行分析，預測對手是否已經進入聽牌狀態，並估計可能的聽牌牌張。本系統使用 Linear Regression 與 Logistic Regression 建立判定聽牌模型，並將結果整合至既有麻將對戰程式中，使 AI 能夠根據模型輸出進行防守判斷。

3. 專題進行方式

3.1 成員配置與職責

本次專案分為兩方面進行，其中一方專為研究回歸模型與各種特徵之關係，分析出各種在聽牌狀態下的可能特徵並輸入進模型之中。之後進一步依照如不同巡數等情況，製做實驗驗證何種特徵影響範圍較為重要，並建立模型。

另一方則為實踐組，將上述組別所得出的結論實踐進教授所架設的電腦對局平台中，驗證所得數據是否正確。後期則進一步改進前人所留下之

程式，除進一步梳理流程外，額外加入 real-time 模型分析結果供參考。

3.2 研究流程

本專題的進行方式主要分為三個階段：資料整理、模型訓練與系統整合。

首先，在資料整理階段，研究團隊使用平台上的歷年決賽牌局作為訓練與測試資料。資料中包含玩家出牌順序、巡數、牌河、摸切與手切狀態、吃碰槓行為等資訊。我們製作一 Python 程式，透過觀察牌局資料，將特定行為轉換成模型可使用的特徵，例如巡數、打出牌的花色、是否為中張、邊張或字牌、目前連續摸切次數、摸切轉手切次數，以及各類牌第幾次被打出等。

其次，在模型訓練階段，本專題分別使用 Linear Regression 與 Logistic Regression 進行聽牌預測，並比較兩者之間所預測的結果差異與準確度。由於普遍台灣麻將在越高巡數時對聽牌的影響效果越大，尤為在九巡之後，因此研究中也將特徵區分為「1 至 8 巡」與「9 巡至結束」兩個階段進行分析。

第三，在系統整合階段，本專題保留既有程式的攻擊邏輯，額外加入防守判斷函式。當系統判斷需要進入防守時，會根據模型輸出的聽牌機率與可能等待牌進行分析，再將我方手牌與對手可能等待的牌進行比較。若某張牌未出現在預測危險牌中，系統便會將其視為相對安全牌，並回到原本的對戰流程中繼續進行決策。

3.3 開發工具

本專題主要以 C++ 進行開發，使用 Visual Studio 作為主要開發工具，並將功能整合至 GamePlatform 平台。

4. 主要成果與評估

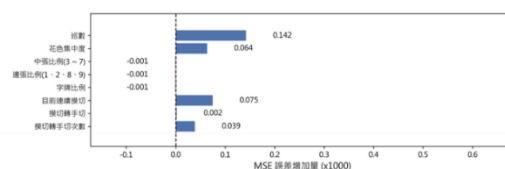
本專題的主要成果包括兩個部分：第一是判斷對手是否聽牌，第二是推測對手可能等待的牌。

在聽牌判斷部分，系統會根據模型輸出如 linearProb、shouldDefend 等資訊，判斷對手是否可能已經聽牌。為了驗證判斷是否正確，我們使用一「上帝視角」程式比較，直接根據對手實際手牌計算其進胡數。若進胡數為 0，代表該玩家已經聽牌；若模型判斷結果與實際狀態相符，則視為預測正確。

根據實驗結果，在 980 次競賽與 32787 次預測中，Linear Regression 的聽牌判斷正確率為 70.5%，Logistic Regression 的正確率為 78.7%。由此可見，Logistic Regression 在本專題中的表現較佳，較能有效將牌局特徵轉換為聽牌機率。

另外，我們分別就吃碰數、巡數、模型等方式分別分析，在特定的條件下，何種特徵佔最重要的比重，分析如下：

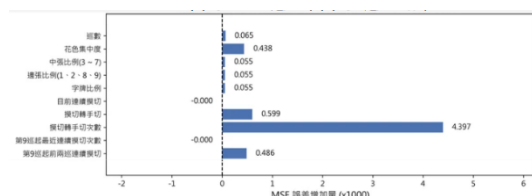
在 Linear Regression 中，當玩家吃碰數為 0，也就是完全沒有副露時，前期 1 到 8 巡主要以巡數為判斷依據，其次才是花色與連續摸切，如圖一所示。



圖一、Linear Regression 中吃碰數為 0 時，1-8 巡的特徵重要程度

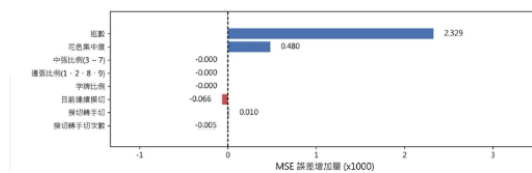
到了 9 巡之後，模型最重視的特

徵轉為「連續摸切」，其次是「摸切轉手切」。這表示當玩家沒有吃碰時，模型會特別依靠出牌行為來推測手牌狀態；如果後期玩家持續摸切，可能代表他的手牌已經相對固定，正在維持某種牌型，因此聽牌的可能性也會提高。

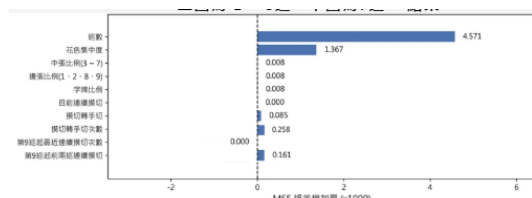


圖二、Linear Regression 中吃碰數為 0 時，9 巡後的特徵重要程度

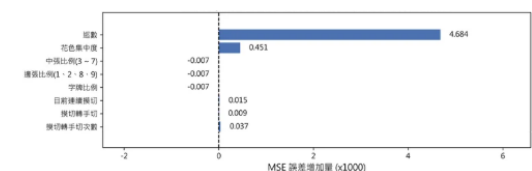
當玩家已有吃碰行為後，Linear Regression 的判斷邏輯相對單純。吃碰數為 1 或 2 時，無論是 1 到 8 巡，亦或是 9 巡之後，模型都主要依靠巡數判斷，花色則是次要因素。



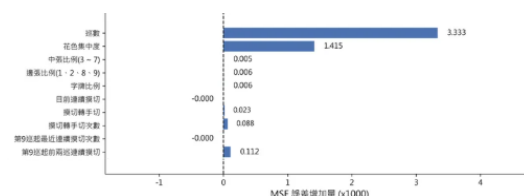
圖三、Linear Regression 中吃碰數為 1 時，1-8 巡的特徵重要程度



圖四、Linear Regression 中吃碰數為 1 時，9 巡後的特徵重要程度

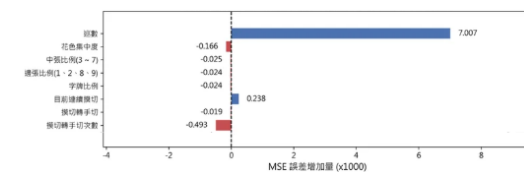


圖五、Linear Regression 中吃碰數為 2 時，1-8 巡的特徵重要程度

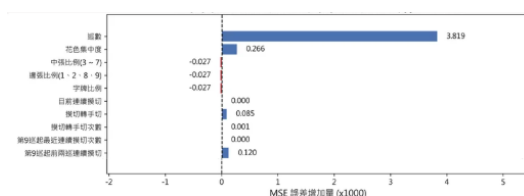


圖六、Linear Regression 中吃碰數為 2 時，9 巡後的特徵重要程度

吃碰數為 3 時，也同樣以巡數為主，不過這種狀況下的早巡資料筆數相對較少，因此吃碰三組又發生在早巡的情況比較少見，模型在這部分的判斷可能較容易受到資料量不足影響。



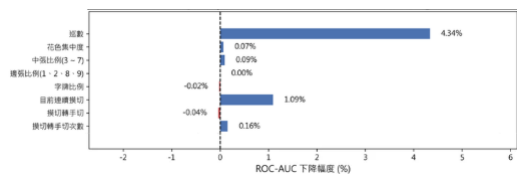
圖七、Linear Regression 中吃碰數為 3 時，1-8 巡的特徵重要程度



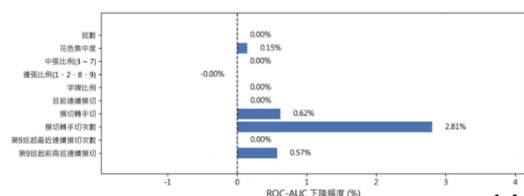
圖八、Linear Regression 中吃碰數為 3 時，9 巡後的特徵重要程度

Logistic Regression 的結果整體也顯示巡數是主要特徵，但在「吃碰數為 0」時，對玩家行為變化的重視程度更明顯。前期 1 到 8 巡以巡數為主，「目前連續摸切」為次要；到了 9 巡之後，最重要的特徵變成「摸切轉手切次數」，其次是「摸切轉手切」與「9 巡前連續摸切」。這表示 Logistic

Regression 不只是看牌局進行到第幾巡，也會觀察玩家是否從摸切轉為手切，因為這種變化可能代表玩家手牌結構正在調整，或是已經接近完成。

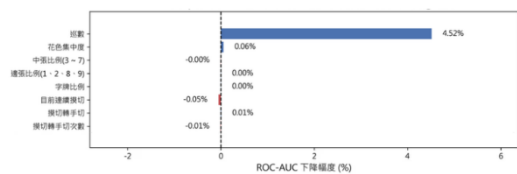


圖九、Logistic Regression 中吃碰數為 0 時，1-8 巡的特徵重要程度

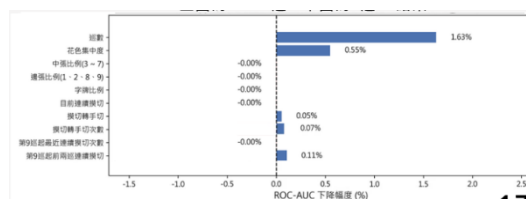


圖十、Logistic Regression 中吃碰數為 0 時，9 巡後的特徵重要程度

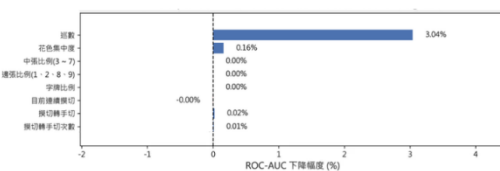
而在吃碰數為 1、2、3 時，與 Linear Regression 的趨勢相近，模型仍然主要依靠巡數判斷聽牌可能性，花色則作為次要特徵。表示當玩家已經副露後，副露本身已經透露出一定程度的手牌進度，因此模型更傾向用巡數來判斷該玩家是否可能進入聽牌。換句話說，副露玩家越打到後期，模型越容易認為他可能已經完成大部分牌型。



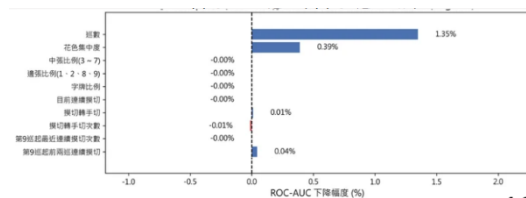
圖十一、Logistic Regression 中吃碰數為 1 時，1-8 巡的特徵重要程度



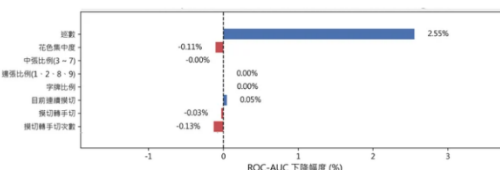
圖十二、Logistic Regression 中吃碰數為 1 時，9 巡後的特徵重要程度



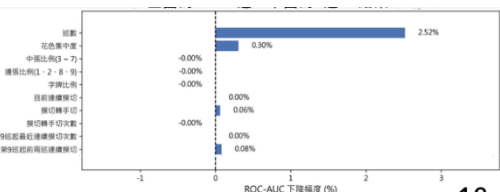
圖十三、Logistic Regression 中吃碰數為 2 時，1-8 巡的特徵重要程度



圖十四、Logistic Regression 中吃碰數為 2 時，9 巡後的特徵重要程度



圖十五、Logistic Regression 中吃碰數為 3 時，1-8 巡的特徵重要程度



圖十六、Logistic Regression 中吃碰數為 3 時，9 巡後的特徵重要程度

而在危險牌推測部分，系統會根據模型分析所使用的特徵與牌局資訊預測對手可能等待的牌。評估方式同

樣使用上帝視角，當對手實際聽牌時，系統會計算其取得哪些牌後可以胡牌。若實際等待牌出現在系統預測的可能牌中，即視為預測成功。

實驗結果顯示，在相同的 980 次競賽與 32787 次預測中，系統猜中至少一張實際等待牌的比例為 71.9%。此結果代表本專題不僅能判斷對手是否可能聽牌，也能在一定程度上推測其可能等待的危險牌。

此外，研究中也對特徵重要程度進行分析。結果顯示，在不同吃碰數與不同巡數階段下，影響模型判斷的特徵有所不同。例如在前期巡數中，「巡數」通常是最主要的判斷依據；在後期巡數中，連續摸切、摸切轉手切次數等行為特徵則可能成為重要判斷因素。這說明麻將聽牌預測並非只依賴單一因素，而是需要綜合考量玩家在不同階段的出牌行為。

5. 結語與展望

本專題成功建立了一套台灣麻將聽牌預測系統，並將 Linear Regression 與 Logistic Regression 應用於麻將 AI 的防守判斷中。透過分析巡數、花色、牌型類別、摸切、手切、吃碰數等公開資訊，系統能夠預測對手是否可能聽牌，並進一步推測其可能等待的牌。

從實驗結果來看，Logistic Regression 在聽牌判斷上達到 78.7% 的正確率，而聽牌牌型推測則達到 71.9% 的猜中率，顯示本專題方法具有一定實用性。這些成果證明，即使在麻將這種不完全資訊遊戲中，仍可透過資料分析與機器學習方法，從公開資訊中提取有價值的判斷依據。

未來可從兩個方向進一步改進。第一，強化特徵設計，加入更多符合台灣麻將特性的資訊，例如玩家副露後的牌型變化、牌河安全度、不同門風與圈風的影響等，以提升模型判斷能力。第二，導入更進階的機器學習模型，例如 Random Forest、Gradient Boosting、Neural Network 等，讓系統能學習更複雜的牌局關係，進一步提升聽牌判斷與危險牌預測的準確率。

本研究為台灣麻將 AI 的防守策略提供了一個可行方向，也為未來麻將智慧決策系統的發展奠定基礎。

6. 銘謝

本專題能夠順利完成，首先感謝指導教授在研究方向、模型設計與系統流程上的指導與建議，使本研究能夠逐步聚焦於核心問題。

也感謝研究台灣麻將的學長姐在專題遇到瓶頸提供的建議，使本專題得以解決遇到的問題。

同時，感謝專題組員在資料整理、模型訓練、程式開發、平台整合與成果展示上的分工合作。透過團隊成員的共同努力，本專題得以從牌局資料分析、模型建立，到最終整合至平台並完成測試。

最後，感謝提供歷屆牌局資料與測試平台的相關資源，使本研究能夠以實際對局資料進行訓練與驗證，讓模型成果更具參考價值。

7. 參考文獻

- [1]林正宏著，2011，”麻將人工智慧之研究”
- [2]林典餘著，2008，”麻將人工智慧之研究”

- [3] Xueqing Yan, Yongming Li 和 Sanjiang Li 著, 2021, " A Fast Algorithm for Computing the Deficiency Number of a Mahjong Hand"
- [4] Naoki Mizukami 和 Yoshimasa Tsuruoka 著, 2015, " Building a Computer Mahjong Player Based on Monte Carlo Simulation and Opponent Models"
- [5] Junjie Li, Sotetsu Koyamada, Qiwei Ye, Guoqing Liu, Chao Wang, Ruihan Yang, Li Zhao, Tao Qin, Tie-Yan Liu 和 Hsiao-Wuen Hon 著, 2020, " Suphx: Mastering Mahjong with Deep Reinforcement Learning"
- [6] Xiangyu Zhao 和 Sean B. Holden 著, 2022, " Building a 3-Player Mahjong AI using Deep Reinforcement Learning"