



國立高雄應用科技大學

資訊工程系碩士班

碩士論文

麻將人工智慧設計

Mahjong Artificial Intelligence Design

研究生：許綸洲

指導教授：林威成 博士

中華民國 103 年 6 月

# 麻將人工智慧設計

Mahjong Artificial Intelligence Design

研究生：許綸洲

指導教授：林威成 博士

國立高雄應用科技大學資訊工程系

碩士論文

A Thesis  
Submitted to

Institute of Mechanical Engineering  
National Kaohsiung University of Applied Sciences  
in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of  
Master of Science  
in  
Computer Science and Information Engineering

June 2014

Kaohsiung, Taiwan, Republic of China

中華民國 103 年 6 月

國立高雄應用科技大學  
進修推廣處碩士在職專班學位論文考試審定書

本校 資訊工程系 碩士班

研究生 許綸洲 所提之論文

麻將人工智慧設計

合於 碩士 資格水準，業經本委員會評審認可。

學位考試委員會

召集人

王鼎超

簽章

委員

王鼎超

陳朝鈞

陳湘瑾

林成發

指導教授

林成發

簽章

系所主管

張雲龍

簽章

中華民國 103 年 4 月 24 日

# 麻將人工智慧設計

學生：許綸洲

指導教授：林威成 博士

國立高雄應用科技大學資訊工程系碩士班

## 摘要

過去人工智慧的發展皆是在「圍棋」、「象棋」、「西洋棋」等遊戲之中，鮮少有「麻將」的人工智慧，而這些棋類遊戲都是在公開資訊下，進行演算分析提出最佳結果。「麻將」在於無法得知對手牌型及獲得下一張牌的資訊都是未知的情況下，因此在這提出的方法是基於「手牌」及「棄牌堆」中找尋最佳化的打法，來贏得比賽或者避免輸掉比賽。論文內容主要是給予各張牌分數，經由組合排列後，找出不必要的牌，重新計算分數，基於分數高低作為「棄牌」選擇。

而「麻將」在台灣幾乎是家庭娛樂之一，因此在這提出「麻將」人工智慧的研究，希望能借此研究獲得更大的回響，藉此發揚我國國粹。

關鍵詞：人工智慧、麻將

# Mahjong Artificial Intelligence Design

Student : Lun Chou Hsu

Advisors : Dr. Kawuu W. Lin

Institute of Computer Science and Information Engineering

National Kaohsiung University of Applied Science

## ABSTRACT

Artificial Intelligence is used in Chess or Go. It is rarely used in Mahjong. Because Mahjong is an imperfect information game. In this paper , we analyze Mahjong's features, and try to design a smart computer program. We try to reduce count-to-listen number to decide which tile be discarded is better. We give tile a score and use our design method to make a better decision to abandon a tile.

Key word : Artificial Intelligence 、 Mahjong

## 誌謝

最先感謝的是我的指導老師，林威成 博士，由於他細心的指導，這篇論文才能順利完成。

此外，我要感謝實驗室的同學，林毓航同學及莊璧維同學，他們總是能幫我解決實驗室內的問題及學校的問題。最重要是感謝我的母親，沒有她在後面支持著我，我就無法全力著手在論文研究上。謹以此論文，獻給我所有的朋友們。



# 目錄

|                                         |     |
|-----------------------------------------|-----|
| 摘要 .....                                | i   |
| ABSTRACT .....                          | ii  |
| 誌謝 .....                                | iii |
| 目錄 .....                                | iv  |
| 圖目錄 .....                               | v   |
| 第一章 緒論 .....                            | 1   |
| 1.1 研究動機及目的 .....                       | 1   |
| 1.2 論文概述 .....                          | 1   |
| 第二章 基礎概論與相關文獻 .....                     | 2   |
| 2.1 麻將概述 .....                          | 2   |
| 2.2 麻將牌編碼 .....                         | 3   |
| 2.3 5 五將棋 .....                         | 3   |
| 2.4 蒙地卡羅方法 ( Monte Carlo method ) ..... | 4   |
| 第三章 系統設計 .....                          | 6   |
| 3.1 前言 .....                            | 6   |
| 3.2 系統規劃 .....                          | 6   |
| 3.3 摸牌流程 .....                          | 7   |
| 3.3.1 進聽分析 .....                        | 8   |
| 3.3.1.1 牌組整理 .....                      | 8   |
| 3.3.1.2 牌局情勢判斷 .....                    | 9   |
| 3.3.2 牌型權重系統 .....                      | 10  |
| 3.3.2.1 基本權重值 .....                     | 10  |
| 3.3.2.2 組合牌權重加分 .....                   | 11  |
| 3.3.2.3 組合牌權重扣分 .....                   | 12  |
| 3.3.3 棄牌系統 .....                        | 13  |
| 3.3.3.1 作法一 .....                       | 13  |
| 3.3.3.2 作法二 .....                       | 14  |
| 3.4 吃碰槓流程 .....                         | 14  |
| 第四章 實驗數據研究與討論 .....                     | 15  |
| 第五章 結論與未來展望 .....                       | 21  |
| 參考文獻 .....                              | 22  |

## 圖目錄

|                                |    |
|--------------------------------|----|
| 圖 2-1 序數牌.....                 | 2  |
| 圖 2-2 字牌.....                  | 2  |
| 圖 2-3 花牌.....                  | 3  |
| 圖 2-4 編碼表.....                 | 3  |
| 圖 2-5 五將棋.....                 | 4  |
| 圖 3-1 摸牌流程圖.....               | 6  |
| 圖 3-2 吃碰槓胡流程圖.....             | 6  |
| 圖 3-3 摸牌細部流程圖.....             | 7  |
| 圖 3-4 整理前手牌.....               | 8  |
| 圖 3-5 整理後手牌.....               | 8  |
| 圖 3-6 十萬筆起手牌數據.....            | 9  |
| 圖 3-7 麻將牌基本權重值.....            | 10 |
| 圖 3-8 組合牌計分圖表.....             | 11 |
| 圖 3-9 權重加分例子.....              | 12 |
| 圖 3-10 權重扣分例子.....             | 12 |
| 圖 4-1 AttackLevel 3 實驗結果.....  | 15 |
| 圖 4-2 AttackLevel 4 實驗結果.....  | 16 |
| 圖 4-3 AttackLevel 5 實驗結果.....  | 16 |
| 圖 4-4 AttackLevel 6 實驗結果.....  | 17 |
| 圖 4-5 AttackLevel 7 實驗結果.....  | 17 |
| 圖 4-6 AttackLevel 8 實驗結果.....  | 18 |
| 圖 4-7 AttackLevel 3 實驗結果二..... | 19 |
| 圖 4-8 AttackLevel 5 實驗結果二..... | 19 |
| 圖 4-9 AttackLevel 8 實驗結果二..... | 19 |



# 第一章 緒論

## 1.1 研究動機及目的

市面上充斥著許多益智類遊戲，例如 `candycrash` 等等類型的遊戲。但就是沒有棋盤類或是撲克牌類型的遊戲，雖然在多人互動遊戲中，是存在有這些遊戲類型的。不過遊戲時間不符合現在的休閒模式，隨時隨地都能遊玩，想找人一起對奕所花費的時間都比玩遊戲的時間還要多。因此我決定以製作「棋藝類」人工智慧來作為研究題目。棋藝類遊戲何其多，「圍棋、象棋、西洋棋」滿滿的棋藝類遊戲，不過這些都並不是國人所喜愛的，唯獨「麻將」這遊戲深受國人喜愛，過去打麻將被視為賭博行為，而被政府禁止過，不過現在人民知識提升，不再視麻將為博奕活動，而是休閒消磨時間的好遊戲，不僅僅如此，甚至有醫學主張打麻將行為可以防止失智病的發生。因此在民國 90 年左右，由 IGS 推出的麻將遊戲「明星三缺一」深受大家喜愛，不過在網際網路越來越發達下，單機遊戲開始往多人連線發展了，因此麻將人工智慧的發展也沒再繼續下去。所以我希望能藉由此題目希望能找出更多研究方向，順便推廣我國國粹「麻將」。

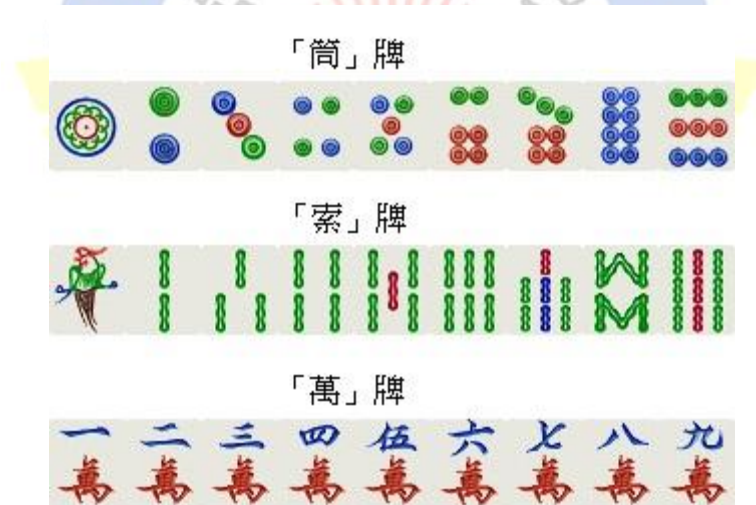
## 1.2 論文概述

本篇第二章將對「麻將」遊戲作個簡介，其第三章藉由「權重」的概念作為「AI」基礎來設計。而第四章，則提出實驗討論其結果。最後第五章作一個總結，並進一步討論未來發展方向。

## 第二章 基礎概論與相關文獻

### 2.1 麻將概述

麻將共有 144 張牌，分成三種類型，第一類為「序數牌」（如〈圖 2-1〉），其中有「筒」、「索」、「萬」三門，每門有序數一到九，各為四張牌，三門總共有 108 張。第二類為「字牌」（如〈圖 2-2〉），包括「東、南、西、北」四種「風牌」，和「中、發、白」三種「三元牌」，每一個字各有四張牌，總數為 28 牌。最後一種為「花牌」（如〈圖 2-3〉），有「梅、蘭、竹、菊、春、夏、秋、冬」各有一張，共 8 張，故總數為 144 張牌。



<圖 2-1> 序數牌



<圖 2-2> 字牌



<圖 2-3> 花牌

## 2.2 麻將牌編碼

在這章節我們給予各圖示的麻將牌一個編碼，利用簡易的編碼可以加快程式牌型的分解。如<圖 2-4>，給予「萬」1 到 9 的編碼，「筒」11 到 19，「條」21 到 29，這樣就不會形成有「萬加筒」順序的組合牌。然後再給予「東、南、西、北、中、發、白」分別為「31、33、35、37、41、43、45」，同理，也不會使得字牌間有順序的組合牌發生。

|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 一萬 | 二萬 | 三萬 | 四萬 | 伍萬 | 六萬 | 七萬 | 八萬 | 九萬 |
| 1  | 2  | 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  | 9  |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
| 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
| 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
| 東  | 南  | 西  | 北  | 中  | 發  | 白  |    |    |
| 31 | 33 | 35 | 37 | 41 | 43 | 45 |    |    |

<圖 2-4> 編碼表

## 2.3 5 五將棋

5 五將棋是 1970 年由楠本茂信將日本將棋作一個簡單化的將棋遊戲。因為棋盤變小，其變化性也大大減少，因此有人利用「知識庫分析法」[1]作為 AI 設計方

法。所謂「知識庫分析法」是將過去以往所下過的棋法作成一個資料庫，從資料庫中找尋相似的下法，來作為 AI 的反應。曾經也想過運用相同的作法來當作這次麻將的 AI，但從過去同事的口中，得知有類似的作法，但由於資料庫過於稀少，



<圖 2-5> 5 五將棋

會造成 AI 容易跳脫過往的打法，產生失控的情況。因此「知識庫分析法」很難建立在麻將 AI 上，畢竟麻將不像其他棋類一樣，有記錄其牌局的相關資訊。

## 2.4 蒙地卡羅方法（Monte Carlo method）[2]

蒙地卡羅方法（Monte Carlo method），也稱統計模擬方法，是二十世紀四十年代中期由於科學技術的發展和電子計算機的發明，而被提出的一種以機率統計理論為指導的一類非常重要的數值計算方法。是指使用隨機數（或更常見的偽隨機數）來解決很多計算問題的方法。

目前圍棋運用蒙地卡羅方法先模擬出目前棋面接下來可能下的位置直到牌局結束，經由大數法則決定最有可能的最佳解。因為蒙地卡羅方法需要透過大量的模擬才會準確，因此在計算可能性數量小最好是越小越好，這樣才能達到快速計

算的效果。目前 19 路棋盤的約有  $10^{170}$  種，而 9 路棋盤約有  $10^{38}$  種，電腦目前仍然無法打贏 19 路棋盤。而麻將一局牌約有 50 手左右的棄牌，在組合上也約有  $10^{70}$  種，數字相當龐大，因此計算時間相當長，不適用在短時間思考的麻將遊戲上。





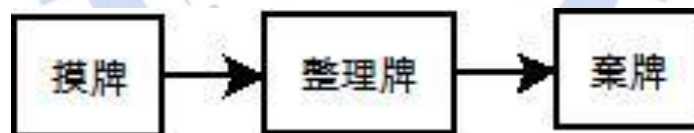
## 第三章 系統設計

### 3.1 前言

麻將遊戲的 AI 一向鮮少有人去研究，除了人口不如撲克牌或棋盤類遊戲的遊玩人口，還有其檯面資訊過少且變化性多，難以分析。像是圍棋常用的「蒙地卡羅演算法」，很難拿來進行對立玩家牌型分析。西洋棋亦是如此，可下可走的資訊非常透明，在現今電腦運算搜尋深度或廣度大為提升下，電腦勝過人類不再是遙不可及的事了，因此在這不適用以往演算法。

### 3.2 系統規劃

麻將進牌方式有兩種，第一種是靠自己摸牌（如〈圖 3-1〉），第二種是藉由其他家的棄牌用「吃、碰、槓、胡」（如〈圖 3-2〉）動作來達到進牌效果。



<圖 3-1> 摸牌流程圖



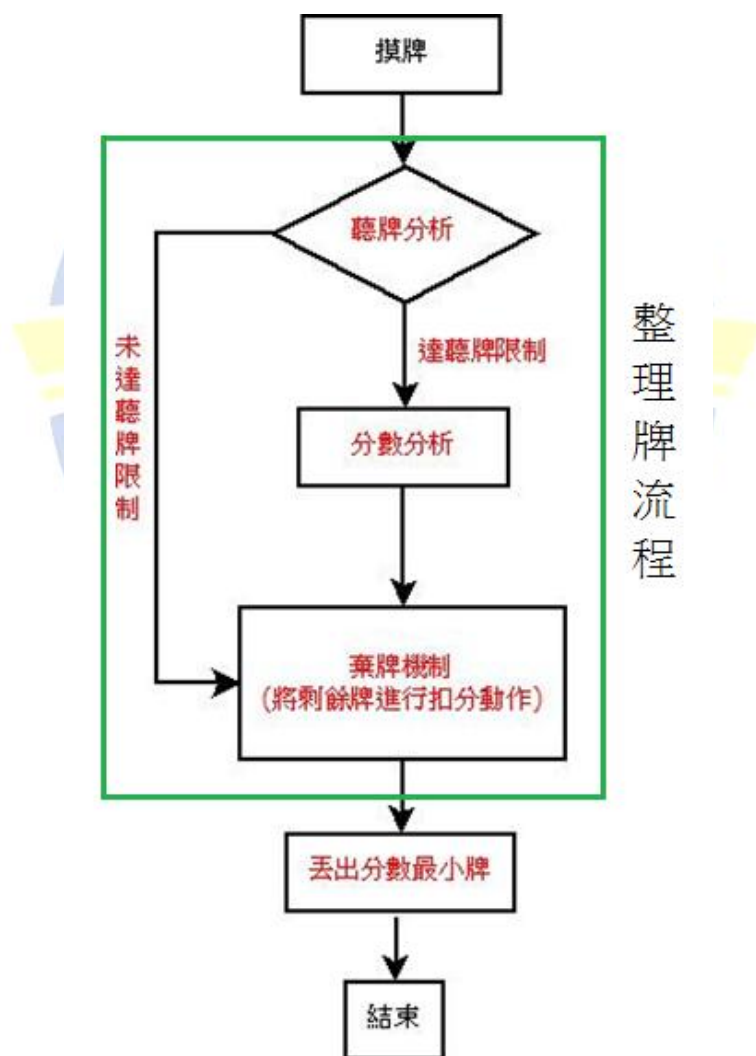
<圖 3-2> 吃碰槓胡流程圖

由以上流程，將設計出麻將 AI 的功能：

1. 進聽分析：從目前牌型分析，需花至少幾手牌能贏得牌局。
2. 牌型權重系統：給予手牌權重分數，幫助分析目前情勢。
3. 棄牌系統：從不必要的牌中，進行分析，把權重分數最小牌為棄牌丟出。

### 3.3 摸牌流程

首先提出自行摸牌流程設計，以下為摸牌流程圖（如〈圖 3-3〉）。

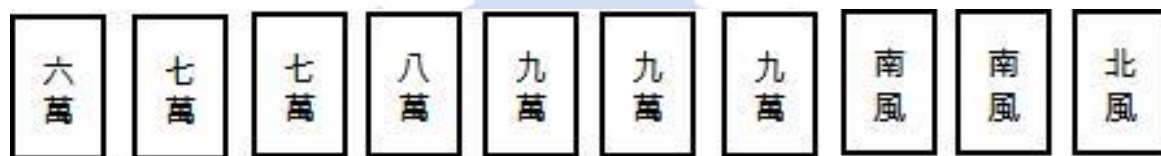


〈圖 3-3〉摸牌細部流程圖

### 3.3.1 進聽分析

進聽分析系統經過「牌組整理」之後，依目前牌型取得「最少聽牌數」(RHnum)，即可知道最少要進幾張牌（進牌：取得與手牌有相關的牌，例如：二、三萬必需取得一 or 四萬，即可達成一組三組合牌），才可聽牌。取得「最少聽牌數」之後，再經由「牌局情勢判斷」，作出是否持續進攻。

#### 3.3.1.1 牌組整理



<圖 3-4> 整理前手牌



<圖 3-5> 整理後手牌

由整理後手牌推出只要再摸進「五萬」或「七萬」或「九萬」或「南風」或「北風」其中一張牌便可聽牌，而這稱之為「一進聽」。而「一進聽」便成為手牌中的「最少聽牌數」(RHnum)，拿來跟<圖 3-3>中的「聽牌限制」(RHmin)當作條件比較。



### 3.3.1.2 牌局情勢判斷

麻將牌有 144 張，扣除花牌 8 張還剩 136 張，以四位玩家起手 16 張牌，再扣掉不可摸的牌 14 張（規則所訂），還剩 58 張。其各玩家手牌為 16 張，因此最多的「吃碰槓」組合牌為 5 組。因此推出公式如下：

$$\text{GameTime} = \text{Max}\{[1-(\text{目前可抽牌張數})/58], [\text{其他三家組合牌數量}/15]\} \quad (1)$$

GameTime 會界於 0 跟 1 之間 ( $0 \leq \text{GameTime} \leq 1$ )。

〈圖 3-3〉摸牌流程圖中有個「聽牌限制」(RHmin)，其產生與「遊戲情勢」(GameTime) 有所相關，其公式如下：

$$\text{RHmin} = \text{floor}(\text{AttackLevel} - \text{AttackLevel} * \text{GameTime}) + 1 \quad (2)$$

這邊加 1 是為了防止 GameTime 等於 1 時，但還有牌抽的情形，且手牌已達聽牌，因此仍會進入「牌型權重系統」進行計算分析。

「攻擊指數」(AttackLevel)，是經由 10 萬局起手牌分析（如〈圖 3-6〉）「最少聽牌數」(RHnum) 中所產生的可設定參數，當數值越大越不會考慮牌局情勢。

1進胡出現次數：3次，佔總%數：3.0E-5  
2進胡出現次數：171次，佔總%數：0.00174  
3進胡出現次數：3065次，佔總%數：0.03239  
4進胡出現次數：17600次，佔總%數：0.20839  
5進胡出現次數：36188次，佔總%數：0.57027  
6進胡出現次數：29919次，佔總%數：0.86946  
7進胡出現次數：11232次，佔總%數：0.98178  
8進胡出現次數：1729次，佔總%數：0.99907  
9進胡出現次數：92次，佔總%數：0.99999  
10進胡出現次數：1次，佔總%數：1.0

〈圖 3-6〉 十萬筆起手牌數據

### 3.3.2 牌型權重系統

牌型權重系統給予手牌上各張牌一個權重值，以利之後的棄牌分析。此章節共有三部份，第一部份說明麻將每張牌的基本權重值，而第二部份是找出手牌出的相鄰組合牌或是眼牌給予加分，第三部份則是從第二部份的相關牌中，找出海底牌是否存在一樣的相關牌，進行扣分動作。

#### 3.3.2.1 基本權重值

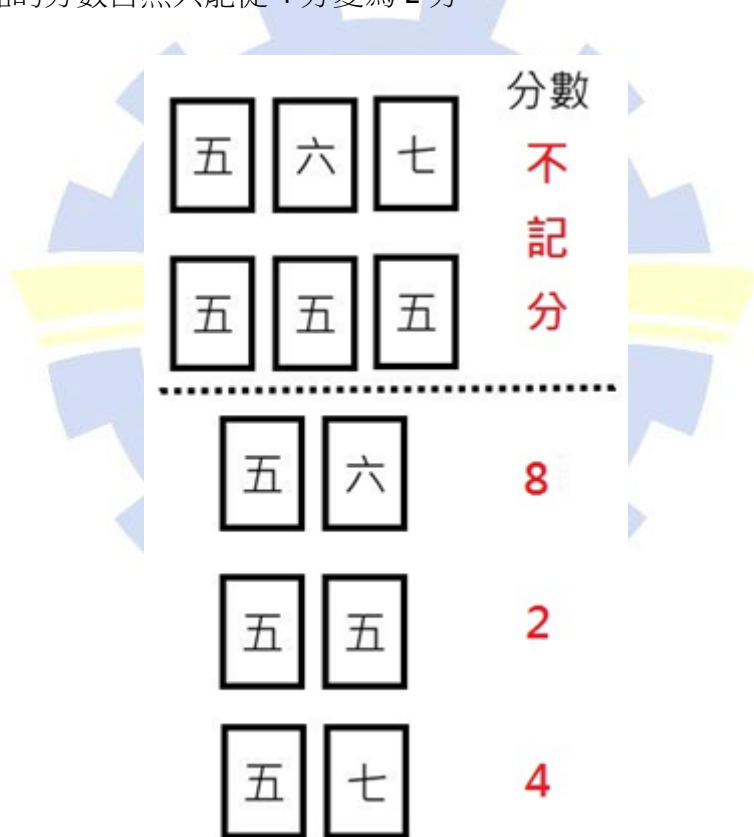
麻將的「萬、筒、條」三種牌是有順序性的，皆是由一到九，因此這三種牌不僅可以「碰、槓」以外，還可以「吃」，選擇性多於「字牌」，相對的給予這三種牌的基本權值會多一些。而這三種牌之中，其中的「一」跟「九」只能向左遞增或向右遞減，因此給予基本權重同於字牌。其中的「二」跟「八」其中一個方向只有一種選擇，所以權重值又少於「三」到「七」。其牌的基本權重（如＜圖 3-7＞）。

|   |   |    |   |   |  |  |    |
|---|---|----|---|---|--|--|----|
| 一 | 九 | 字牌 |   |   |  |  | 分數 |
|   |   |    |   |   |  |  | 0  |
| 二 | 八 |    |   |   |  |  | 1  |
| 三 | 四 | 五  | 六 | 七 |  |  | 2  |

＜圖 3-7＞ 麻將牌基本權重值

### 3.3.2.2 組合牌權重加分

一開始手牌經過「進聽分析」中的「牌組整理」步驟後，會將已經組合好的牌組剔除掉，整理後的手牌，一開始會給予基本權重值，之後再找出相鄰牌或相同牌，給予加分。(如<圖 3-8>)，其「五萬、六萬」組合牌可以吃「四萬或七萬」，且「四萬跟七萬」各有四張牌，所以其加分為 8 分。「五萬、七萬」組合牌只能吃「六萬」，所以只能加 4 分。「五萬、五萬」組合牌，只能碰「五萬」但手中已經握有兩張，加的分數自然只能從 4 分變為 2 分。



The diagram shows a Mahjong hand layout with scoring arrows. Blue arrows point to the 5-6 and 5-7 pairs, indicating they are 'chii' (eat) combinations. Yellow arrows point to the 5-5 pair, indicating it is a 'pon' (pung) combination. The scoring table to the right of the hand shows the points for each combination.

|       | 分數  |
|-------|-----|
| 五 六 七 | 不記分 |
| 五 五 五 | 不記分 |
| 五 六   | 8   |
| 五 五   | 2   |
| 五 七   | 4   |

<圖 3-8> 組合牌計分圖表

舉例來說，〈圖 3-5〉整理後手牌只剩下「七萬、北風」兩張牌，其餘的牌已經被視為組合好的牌組；下個回合該玩家抽到「八萬」其牌組分數會如下（如〈圖 3-9〉）。

| 剩餘牌   | 七萬 | 八萬<br>(新抽的牌) | 北風 |
|-------|----|--------------|----|
| 原始分數  | 2  | 1            | 0  |
| 相鄰牌加分 | 8  | 8            | 0  |
| 總分    | 10 | 9            | 0  |

〈圖 3-9〉 權重加分例子

### 3.3.2.3 組合牌權重扣分

經過組合牌加分過後，接著便從「過往棄牌」中找尋可「吃或碰」的牌，進行扣分。以〈圖 3-9〉來說，假設其「七萬、八萬」可吃的牌「六萬」在「過往棄牌」已出現 1 張，「九萬」也出現 2 張，因此必需扣 3 分（六萬加九萬張數）（如〈圖 3-10〉）。

| 剩餘牌   | 七萬 | 八萬<br>(新抽的牌) | 北風 |
|-------|----|--------------|----|
| 原始分數  | 2  | 1            | 0  |
| 相鄰牌加分 | 8  | 8            | 0  |
| 相關牌扣分 | 3  | 3            | 0  |
| 總分    | 7  | 6            | 0  |

〈圖 3-10〉 權重扣分例子

### 3.3.3 棄牌系統

麻將最重要的部份並不是只有贏得牌局而已，當牌型沒有其他對手好的時候，如何打出「安全牌」便是很重要的課題。對於安全牌的判斷，最直覺的反應便是跟著上家打出相同的牌，但萬一手上沒相同牌時，那該如何判斷？因此提出一個扣分機制，來解決安全牌判斷問題。此扣分方式如下：

非字牌（萬筒條）公式：

$$\text{應扣分數} = 2^{\text{本身棄牌張數}} * \frac{\text{最近一張牌位置}}{\text{棄牌總數}} + (2^{\text{相關棄牌張數}} * \frac{\text{最近一張牌位置}}{\text{棄牌總數}}) / 2 \quad (3)$$

字牌公式：

$$\text{應扣分數} = 2^{\text{本身棄牌張數}} \quad (4)$$

#### 3.3.3.1 作法一

作法一是先針對各家的棄牌堆來計算手牌分數，以〈圖 3-10〉例子來說，以七萬為例，假設如下：

下家 7 萬打出 1 張所在位置 7，4 萬打出 1 張所在位置 5，共打出 10 張牌。

對家 7 萬打出 0 張，4 萬打出 1 張所在位置 3，共打出 9 張。

上家 7 萬打出 0 張，4 萬打出 1 張，所在位置 5，共打出 9 張。

對七萬來說，會有三個總分，分別是：

$$\text{下家：7 萬最後分數} = 7 - 2^1 * \frac{7}{10} - 2^1 * \frac{5}{2} = 7 - 1.4 - 0.5 = 5.1$$

$$\text{對家：7 萬最後分數} = 7 - 2^1 * \frac{3}{2} = 7 - 0.33 = 6.67$$

$$\text{上家：7 萬最後分數} = 7 - 2^1 * \frac{5}{2} = 7 - 0.56 = 6.64$$

依此規則，計算出各張牌的三種分數，然後找出對三家來說最低分的牌是否為同

一張，如果是便棄牌。不是便使用作法二，找出最低分牌。

### 3.3.3.2 作法二

作法二則是針對全體（包含自己）的棄牌堆，來計算手牌應扣的分數，再以  
<圖 3-10> 為例，以七萬來說，假設如下：

海底牌出現 1 支，所在最近位子是第 27 張打出的，目前共打出 42 張牌。其相關  
牌 4 萬，已打出 2 張，所在最近位字第 36 張。

$$7 \text{ 萬最後分數} = 7 - 2^1 * \frac{27}{42} - 2^2 * \frac{\frac{36}{42}}{2} = 7 - 2.26 = 4.74$$

依此規則，計算出各張牌的最後分數，選擇最低分牌為棄牌丟出。

## 3.4 吃碰槓流程

除了自行摸牌外，仍然可透過其他人的棄牌中，進行「吃、碰、槓」行為，  
來藉此加快聽牌行為。當其他家棄牌使得手牌可進行「吃或碰或槓」時，  
當下會進行「牌組整理」取得「最少聽牌數」，在此稱為 RHnum1，之後再將棄牌  
放入手牌，再進行一次「牌組整理」取得「最少聽牌數」，在此稱為 RHnum2，當  
RHnum2 < RHnum1 時，則提出「吃、碰、槓」。

## 第四章 實驗數據研究與討論

接下來，提出一些實驗數據來分析成果。首先將第一家以外的第 2、3、4 家其 AttackLevel 設至為 99，讓其每手牌都可以作為進攻的選擇。然後將各家的原始積分設至為 100000，每胡一次其積分+1，被胡的人其積分-1，自摸一次其積分+3，其餘各家積分-1。最後將第一家的 AttackLevel 設至為 3 到 8，分別得出<圖 4-1>、<圖 4-2>、<圖 4-3>、<圖 4-4>、<圖 4-5>、<圖 4-6>數據表格。

|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 1249        |             |             |             |
| 流局數  | 81(6.49%)   |             |             |             |
| 自摸次數 | 56(4.48%)   | 70(5.60%)   | 83(6.65%)   | 76(6.08%)   |
| 胡次數  | 237(18.98%) | 226(18.10%) | 218(17.45%) | 201(16.09%) |
| 放槍次數 | 218(17.45%) | 224(17.93%) | 222(17.77%) | 218(17.45%) |
| 最終積分 | 99958       | 99997       | 100043      | 100002      |

<圖 4-1> AttackLevel 3 實驗結果

|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 3690        |             |             |             |
| 流局數  | 204(5.53%)  |             |             |             |
| 自摸次數 | 256(6.94%)  | 211(5.72%)  | 213(5.77%)  | 219(5.93%)  |
| 胡次數  | 630(17.07%) | 666(18.05%) | 658(17.83%) | 632(17.13%) |
| 放槍次數 | 673(18.24%) | 612(16.59%) | 643(17.43%) | 658(17.83%) |
| 最終積分 | 100082      | 99999       | 99968       | 99951       |

<圖 4-2> AttackLevel 4 實驗結果

|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 1713        |             |             |             |
| 流局數  | 94(5.49%)   |             |             |             |
| 自摸次數 | 101(5.90%)  | 96(5.60%)   | 99(5.78%)   | 102(5.95%)  |
| 胡次數  | 338(19.73%) | 281(16.40%) | 291(16.99%) | 310(18.10%) |
| 放槍次數 | 310(18.10%) | 317(18.51%) | 297(17.34%) | 296(17.28%) |
| 最終積分 | 100034      | 99950       | 99992       | 100024      |

<圖 4-3> AttackLevel 5 實驗結果



|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 1449        |             |             |             |
| 流局數  | 92(6.35%)   |             |             |             |
| 自摸次數 | 86(5.94%)   | 73(5.04%)   | 91(6.28%)   | 79(5.45%)   |
| 胡次數  | 258(17.81%) | 280(19.32%) | 224(15.46%) | 265(18.29%) |
| 放槍次數 | 269(18.56%) | 253(17.46%) | 266(18.36%) | 239(16.49%) |
| 最終積分 | 100004      | 99990       | 99993       | 100013      |

<圖 4-4> AttackLevel 6 實驗結果

|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 1198        |             |             |             |
| 流局數  | 69(5.76%)   |             |             |             |
| 自摸次數 | 75(6.26%)   | 59(4.92%)   | 65(5.43%)   | 74(6.18%)   |
| 胡次數  | 208(17.36%) | 203(16.94%) | 239(19.95%) | 205(17.11%) |
| 放槍次數 | 227(18.95%) | 202(16.86%) | 236(19.70%) | 190(15.86%) |
| 最終積分 | 100008      | 99964       | 99990       | 100038      |

<圖 4-5> AttackLevel 7 實驗結果

|      | 第一家         | 第二家         | 第三家         | 第四家         |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數  | 1529        |             |             |             |
| 流局數  | 95(6.21%)   |             |             |             |
| 自摸次數 | 83(5.43%)   | 87(5.69%)   | 91(5.95%)   | 98(6.41%)   |
| 胡次數  | 273(17.85%) | 300(19.62%) | 243(15.89%) | 258(16.87%) |
| 放槍次數 | 273(17.85%) | 268(17.53%) | 279(18.25%) | 254(16.61%) |
| 最終積分 | 99973       | 100021      | 99969       | 100037      |

<圖 4-6> AttackLevel 8 實驗結果

由以上圖表可以看出，在 AttackLevel 3 跟 AttackLevel 8 其最終積分都少於原始積分(100000)，也就是說，在其他家都想獲勝的情況下，過低或過高的 AttackLevel 最後輸掉積分。而在 AttackLevel 6 跟 AttackLevel 7 的情況下，最終只是小贏而已。而只有在 AttackLevel 4 跟 AttackLevel 5 下，其獲勝機率將大幅增加，其原因在於，起手牌為四進聽或五進聽的機會為最高，且隨著遊戲時間的前進，如果一直都沒有進牌的話，因為 AttackLevel 的限制，將會改變打牌策略，由進攻轉向防守，減少放槍行為的發生。

不過透過以上資料似乎還是無法說明 AttackLevel 間的差異性，以下再新增三張表格(<圖 4.7>，<圖 4.8>，<圖 4.9>)表示其差異性。

|          | 第一家(3)      | 第二家(99)     | 第三家(99)     | 第四家(99)     |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數      | 340         |             |             |             |
| 聽牌次數     | 122(35.88%) | 192(56.47%) | 207(60.88%) | 192(56.47%) |
| 自摸次數     | 10(8.20%)   | 26(13.54%)  | 22(10.63%)  | 18(9.38%)   |
| 胡次數      | 48(39.34%)  | 63(32.81%)  | 59(28.50%)  | 65(33.85%)  |
| (自+胡)/聽牌 | 47.54%      | 46.35%      | 39.13%      | 43.23%      |
| 最終積分     | 99952       | 100037      | 100001      | 100010      |

<圖 4-7> AttackLevel 3 實驗結果二

|          | 第一家(5)      | 第二家(99)     | 第三家(99)     | 第四家(99)     |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數      | 317         |             |             |             |
| 聽牌次數     | 175(55.21%) | 167(52.68%) | 190(59.94%) | 187(58.99%) |
| 自摸次數     | 20(11.43%)  | 9(5.39%)    | 26(13.68%)  | 20(10.70%)  |
| 胡次數      | 49(28.00%)  | 57(34.13%)  | 58(30.53%)  | 48(25.67%)  |
| (自+胡)/聽牌 | 39.43%      | 40.72%      | 44.21%      | 36.36%      |
| 最終積分     | 100006      | 99967       | 100023      | 100004      |

<圖 4-8> AttackLevel 5 實驗結果二

|          | 第一家(8)      | 第二家(99)     | 第三家(99)     | 第四家(99)     |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 總場數      | 496         |             |             |             |
| 聽牌次數     | 276(55.65%) | 278(56.05%) | 279(56.25%) | 294(59.28%) |
| 自摸次數     | 36(13.04%)  | 40(14.39%)  | 24(8.60%)   | 35(11.90%)  |
| 胡次數      | 79(28.62%)  | 73(26.26%)  | 80(28.67%)  | 87(29.59%)  |
| (自+胡)/聽牌 | 41.67%      | 40.65%      | 37.28%      | 41.50%      |
| 最終積分     | 100012      | 100011      | 99968       | 100009      |

<圖 4-9> AttackLevel 8 實驗結果二

由這三張表格可以看出在低 AttackLevel ( $AL = 3$ ) 的情況下，其(自+胡)/聽牌(將其稱之為  $W$ ) 的機率並沒有低於其他三者，但聽牌機率(將其稱之為  $R$ )卻遠低於三者。因此再將 AttackLevel 設定到 5，可以發現  $R$  上升將近 20 個百分點，其勝率((自+胡)/總場數)也上升了 4 個百分點(17.06%→21.77%)。當 AttackLevel 設於 8 時，其  $R$  和勝率沒有太大的變化，從〈圖 3-6〉發現從六進胡到九進胡的機率只差距 13 個百分點，因此當 AttackLevel 由 5 變 8 時，其變化性不如 3 到 5 來的這麼明顯。除此之外，也發現另一個事實，當 AttackLevel 設定在低攻擊性時，並無法很有效的減少輸牌的機率，或許在棄牌系統上，需要找出更有效的方法來改進。



## 第五章 結論與未來展望

根據遊戲特性希望能設計出有效而聰明的 AI，但由於相關文獻過少，在方法實作上有點不盡理想，從「研究與分析」中，AI 無法準確的預測其他玩家是否「聽牌」，在於「情勢判斷」中，需要更有效的分析。如果能更進一步採取對方牌型的預測，或許是最有效也是最直接的方法。

麻將是一個變化性多的遊戲，如果能蒐集到個人打牌習慣，透過機器學習，學習其思考，藉而更貼近人類思考方式，讓 AI 能夠利用人類思考表現出更有效的出牌方法，相信 AI 會更有聰明的表現。

麻將在贏的牌局之後，有獨特的計分方式，在本篇中只記錄的單純的贏和輸的計算，希望未來能加入麻將的計分方式，並從手牌中，找出最佳得分方式的牌型，由此出發來打出最有效的棄牌。

## 參考文獻

- [1] 吳光彧，2013，5 五將棋知識庫系統實作，長榮大學，碩士論文。
- [2] 許家平，2009，電腦圍棋對局策略研究與分析，國立東華大學，碩士論文。

