



北京大学

硕士研究生学位论文

题目：雀圣解说：一种国标麻
将 AI 自动解说方法

姓名：王鑫超 CHRIS WANG

学号：1701214040

院系：信息科学技术学院

专业：计算机软件与理论

研究方向：人工智能

导师姓名：李文新 教授

二〇二〇年五月

版权声明

任何收存和保管本论文各种版本的单位和个人，未经本论文作者同意，不得将本论文转借他人，亦不得随意复制、抄录、拍照或以任何方式传播。否则，引起有碍作者著作权之问题，将可能承担法律责任。



摘要

游戏 AI 作为人工智能重要的研究领域近年来取得了令人瞩目的进步。在 AlphaGo 战胜人类世界冠军后，像国标麻将这类带有随机性的、非完全信息的、多个智能体之间博弈的复杂游戏正在成为游戏 AI 领域新的研究热点。

本文以国标麻将 AI 为切入点，尝试建构一个 AI 解说模型，用以自动解说评论国标麻将 AI 的对局。本文作者在研究了麻将 AI 中常见的算法，分析了棋牌类游戏解说评论方法的一般模式的基础上，开展了以下研究工作：1) 结合国标麻将游戏自身的特点提出了一套适用于国标麻将 AI 的解说评论逻辑。2) 提出了预测国标麻将 AI 行为的算法，包括出牌预测算法和应牌（碰、杠、吃牌）预测算法。其中的重点和难点是出牌预测算法。本文提出了一种基于专家经验和概率统计相融合的预测方法。实验表明这种方法可以更为准确地预测国标麻将 AI 潜在的出牌范围。预测范围内的每一张牌都给出了相应的出牌原因解释。3) 提出了一个解说词生成模型，将对国标麻将 AI 行为预测和分析的结果转换为通俗易懂的解说评论语句。4) 在对国标麻将 AI 行为预测算法进行实验分析后，选择出最有效的分析方法，并据此开发了基于 Web 应用的国标麻将 AI 自动解说评论系统。该系统在观看比赛回放时，可以生成对当前局势的预测以及解说评论。

本文以解说评论 AI 解释国标麻将 AI 的基本逻辑是通过解说评论 AI 的算法来预测国标麻将 AI 的行为，如果预测准确，就把预测算法的逻辑当做被解说 AI 的逻辑说出来，否则将根据游戏 AI 的具体行为重新预测并给出合理的解释。这项工作试图解决人类解说员仅凭人类经验无法很好地解释游戏 AI 行为的难题，在自动解说 AI 行为方面做出了有益的尝试。

关键词：人工智能，麻将 AI，解说系统

Quesheng Commentary: A Mahjong AI Automatic Commentary Method

Chris Wang(Computer Science Software and Theory)

Directed by Prof. WenxinLi

ABSTRACT

The field of Game AI is an important research area for artificial intelligence, and has made significant progress. After AlphaGo defeated human world champion, the Chinese National Standard Mahjong (MCR) as a complicate game with randomness, imperfect information, and multi-agent games is becoming one of the hot topics in the Game AI research.

In this article, using the Chinese National Standard Mahjong AI (MCR AI) as a point of entry, the author tried to construct an AI commentary model to explain MCR matches. The author research on the common algorithms applied in Mahjong AI and analyzed the commentary method of card-based games. Based on the research for Mahjong AI and card-based commentary method, the author focuses on following work, 1) by analyzed the characteristic of MCR, we propose a customized commentary logic which suitable for MCR. 2) Proposed algorithms to predict MCR AI's behavior during the match. The algorithms are able to predict AI discard tiles, Chi tiles, Pong (Kong) tiles. The most important and difficulty in the prediction algoritms is the discarded tile prediction algorithm. We propose an expert experience and a statistical method as discarded tile prediction algorithm. The experiment proved that the algorithm is able to predict the AI's potential discard tiles precisely and in addition explain the reason for every tile that AI attends to discard. 3) Proposed a commentary language generate model, which generates a simple commentary sentence based on the result of the prediction and analysis of Mahjong AI player. 4) Developed a MCR automatic commentary system, which adopted the most effective Mahjong AI analysis method validated

by the experiment. The web-based system allows users to watch the Mahjong game replay with the predictions and comments about each AI player step by step during the game.

In this article, the basic logic of is using a commentary AI to explain MCR AI. If the commentary AI predict the MCR AI's behavior correct, then using the commentary AI prediction logic as MCR AI's motivation. If the prediction is not correct, then use the MCR AI's result re-evaluate and give a suitable explanation. This work tries to solve the problem of human commentators cannot fully explain the Game AI, and as well asmade progress of the automatic commentary of AI behavior

KEY WORDS: Artificial Intelligence , Mahjong AI , Automatic Commentary System

目录

第一章引言	1
1.1 游戏 AI 的蓬勃发展	1
1.2 游戏 AI 自动解说问题的提出	2
1.3 选择国标麻将 AI 做自动解说的动因	3
1.4 国标麻将 AI 自动解说的难点分析	3
1.5 本文主要工作	3
1.6 本文后续章节安排	4
1.7 小结	5
第二章相关问题的研究现状	7
2.1 国标麻将的缘起	7
2.2 国标麻将的基本规则	7
2.2.1 术语	8
2.2.2 番	10
2.2.3 计分方式	12
2.3 麻将 AI 的研究现状	13
2.3.1 专家经验及概率统计的方法	13
2.3.2 监督学习和神经网络的方法	16
2.3.3 深度强化学习	18
2.3.4 对本文研究的启发	20
2.4 游戏自动评论解说系统的研究现状	20
2.4.1 日本将棋解说方法	21
2.4.2 国际象棋解说方法	21
2.4.3 对本文研究的启发	22
2.5 国标麻将 AI 研究基础	22

2.6 小结.....	24
第三章雀圣的解说逻辑和 AI 行为预测方法.....	25
3.1 雀圣的解说逻辑.....	25
3.1.1 通用解说逻辑.....	25
3.1.2 国标麻将的解说逻辑.....	26
3.2 雀圣对 AI 行为的预测方法.....	28
3.2.1 基于专家经验的玩家视角预测方法.....	28
3.2.2 基于概率统计的预测方法.....	31
3.2.3 专家经验和概率统计相结合的双视角预测方法.....	37
3.2.4 对玩家吃、碰（杠）、和牌行为的预测.....	39
3.3 解说词生成模型.....	42
3.3.1 对局情况描述.....	42
3.3.2 对玩家预测分析.....	42
3.3.3 判断其余玩家决策.....	43
3.4 小结.....	44
第四章雀圣 AI 行为预测方法的准确性评估实验.....	45
4.1 数据准备.....	45
4.1.1 数据来源.....	45
4.1.2 数据预处理.....	45
4.2 预测 AI 出牌行为的准确性评估实验.....	46
4.2.1 实验过程.....	47
4.2.2 实验结果及分析.....	47
4.3 预测 AI 吃牌行为的准确性评估实验.....	49
4.3.1 实验过程及评价指标.....	49
4.3.2 实验结果及分析.....	50
4.4 预测 AI 碰牌行为的准确性评估实验.....	51

4.4.1 实验过程.....	51
4.4.2 实验结果及分析.....	52
第五章雀圣国标麻将自动解说评论系统.....	55
5.1 系统的总体框架.....	55
5.2 系统设计中的重点和难点.....	56
5.2.1 系统流程设计.....	56
5.2.2 前端重点和难点.....	57
5.2.3 后端重点和难点.....	59
5.3 系统平台实现中的重点和难点.....	59
5.3.1 比赛回放界面的实现.....	60
5.4 系统的使用方法及效果.....	60
5.5 小结.....	63
第六章结论及展望.....	65
参考文献.....	67
硕士期间获奖和科研工作列表.....	71
致谢.....	73
北京大学学位论文原创性声明和使用授权说明.....	75

第一章引言

游戏 AI 作为涉及各种人工智能算法的领域，具有十分重要的研究意义。Yannakakis 和 Togelius，在《Artificial intelligence and games》^[1]一书中指出，游戏中涉及的问题十分复杂，包括一些 NP-hard 和 NPC 的问题。此外由于游戏有很多人机交互的场景和数据，智能体通常需要根据环境来计划和决策。对游戏 AI 的研究，可以使人工智能富于创造性，同时也更为接近通用智能。

1.1 游戏 AI 的蓬勃发展

提到人工智能在游戏中的应用，人们一定会想起 2016 年 AlphaGo^[2]击败职业九段选手李世石的那场比赛。围棋可以说是棋牌类游戏中复杂程度最高的游戏，其空间复杂程度可以达到量子级别。在这之前人类顶尖围棋玩家认为 AlphaGo 超越人类还需很长一段时间，然而 AlphaGo 开发团队 DeepMind 运用神经网络和蒙特卡洛树搜索(Monte Carlo tree search) 的新兴算法最终以 4 比 1 的总比分战胜了李世石。2017 年 AlphaGo Zero^[3]的问世更是颠覆了人类的认知，相比之前版本，该版本具有自我学习的能力，通过启发式搜索 (Heuristically Search)、强化学习 (Reinforcement Learning)、和深度神经网络 (Deep Neural Network) 的方法在没有任何人类先验知识的情况下训练 3 个小时就可以达到人类初级玩家的水平，19 个小时便能成为高级玩家，3 天便可以超过第一代 AlphaGo 的水平，40 天达到无人能敌的水平。AlphaGo Zero 的算法不仅适用于围棋，通过训练，该算法在其他完全信息 (Perfect information) 的棋类游戏中也有很好的表现。

由于 AlphaGo Zero 的成功，游戏 AI 领域当今的研究热点逐渐转为对非完全信息 (Imperfect information) 类游戏的研究。完全信息游戏指的是玩家之间信息是彼此可见的，比如围棋、象棋、国际象棋、日本将棋等等。玩家所有的信息都展现在棋盘上，这样利用树搜索、深度学习、强化学习等算法对棋局进行评估从而选择一个最优策略，

并在每个回合不断评估更新策略。而非完全信息指的是每个玩家不能知道游戏的全部信息，例如牌类和麻将类游戏，玩家并不了解其他玩家的信息。玩家只能通过其他玩家的行为来推断和评估局面。以德州扑克为例，玩家只知道 5 张公牌和自己的 2 张手牌，通过 7 张牌和对其他选手底牌的分析来计算概率和赔率。另外下注时，也要注意如何不暴露自己的信息以防止对手推算，同时尽可能通过下注读出对手的隐藏信息，防止对手诈唬（bluff）。一般德州扑克比赛采用的是筹码淘汰制，所以每一个对局看似是独立事件，但其实也是需要玩家计算长期收益，这样使德州扑克变得非常之复杂。

在游戏 AI 领域学者已经对非完全信息类游戏开启了挑战。在 2016 年，由阿尔伯塔大学 Michael Bowling 团队开发的 DeepStack^{[4][5]}挑战人类专业玩家，在一对一无上限赛制德州扑克补赛中在获得胜利。从此开启了 AI 对德州扑克的挑战，在 2019 年由卡内基梅隆大学 Noam Brown、Tuomas Sandholm 团队开发的 AI Pluribus^{[6][7]}又在无限制 6 人制德州扑克战胜其余 5 名人类顶尖选手。不仅局限于传统的牌类游戏，游戏 AI 也向当今流行的电子竞技类游戏发起了挑战。OpenAI 团队的 OpenAI-Five^[8]在 Dota 2 游戏 5 vs 5 比赛中完胜半职业选手。由 DeepMind 团队在 AlphaGo Zero 的基础上开发的 AlphaStar^[9]在星际争霸 2 以 10:1 的巨大悬殊比分战胜了两位职业选手，虽然事后有人质疑 AI 是靠操作速度而非智能战胜人类的。近期更具趣味性和挑战性的麻将渐渐成为游戏 AI 领域新的研究热点。

1.2 游戏 AI 自动解说问题的提出

传统的游戏解说基本上都是人类玩家之间的对局，由业界专业人士进行解说评论。但是近些年来，随着游戏 AI 领域的兴起，AI 对战人类和 AI 之间的比赛也逐渐增多。有些时候 AI 的一些行为可能超越了人类解说的认知范围。游戏 AI 的决策机制与计算能力与人类玩家还是有很大的区别。为了解决人类解说不能很好解说评论涉及 AI 玩家对局的问题，我们提出以利用计算机的算力和算法的优势去解说评论涉及游戏 AI 的对局。

1.3 选择国标麻将 AI 做自动解说的动因

我们实验室自主研发的游戏 AI 教育平台 Botzone^[10]拥有多款非完全信息类游戏，其中国标麻将作为难度相对较高的游戏，多次作为《游戏 AI 中的算法》^[11]课程的大作业受到了广大学生的好评及青睐，学生以组为单位编写国标麻将的 AI 程序然后在 Botzone 上互相对局。在观看学生们的 AI 对局中，我们发现有时候我们并不能马上领悟到 AI 出牌的目的，甚至经过几个回合后我们才能领悟到其出牌的目的。我们尝试通过让观看对局的用户加弹幕的形式来尝试解释，但是很快我们发现我们字幕的数量和质量都不理想。我们希望解说评论的语句具有专业性，可以帮助我们及时理解 AI 打牌的意图。此时我们想到以 AI 的角度去解说评论 AI 之间的国标麻将对局。在帮助我们理解国标麻将 AI 的基础上，也可以帮助不熟悉国标麻将规则的人学习国标麻将。

1.4 国标麻将 AI 自动解说的难点分析

国标麻将自动解说的难点主要是麻将解说的逻辑、分析方法、解说语句生成三个方面。首先没有解说逻辑，就不知道需要哪些指标去分析 AI，分析的方式方法不正确就会影响生成解说评论的质量。所以解说逻辑十分重要，是开展后续工作的前提，需要根据麻将游戏的特性研究出一套适用于国标麻将的解说逻辑。

分析方法的研究首先需要了解国标麻将游戏规则，其次需要研究不同麻将 AI 的特性，能够适用于不同种类的 AI，不因其种类不同对解说评论本身产生影响。

解说评论生成是将分析结果用语言的形式表达，需要借鉴其他游戏中解说评论的内容。解说评论语句不仅需要准确，而且需要生动。

需要将这三个难点解决，国标麻将 AI 的解说方法才是合格的方法。

1.5 本文主要工作

本文将主要对国标麻将的评论解说方法进行研究,首先需要提出适用于国标麻将的解说逻辑,然后根据解说逻辑的需要,提出对国标麻将 AI 的行为分析方法。其中对预测麻将 AI 出牌为重点和难点,分别提出基于专家经验预测方法、基于概率统计预测方法、基于专家经验和概率统计相融合的预测方法。然后分别对每种方法进行试验并根据试验结果找到最好的方法并应用到国标麻将解说系统中。

本文作者作为第一开发者,在导师的指导下,借鉴 Botzone 国标麻将游戏的基础上,改进并开发了独立的国标麻将评论系统---雀圣国标麻将评论系统,开启了用 AI 来解释国标麻将 AI 的有趣的研究方向。文章将详细介绍国标麻将的分析方法,国标麻将解说逻辑,国标麻将评论系统的设计,构架,使用方法等方面的内容。

1.6 本文后续章节安排

第二章将详细介绍相关领域的研究现状,首先研究国标麻将的缘起、规则。在了解国标麻将游戏本身后,研究麻将 AI 以及自动游戏评论系统的研究现状。最后通过分析结合国标麻将 AI 现有的研究成果并借鉴到对国标麻将 AI 的解说评论中。

第三章将主要介绍雀圣的解说逻辑和国标麻将 AI 行为的预测方法,包括对出牌的行为预测方法,分为基于专家经验、基于概率统计、以及基于专家经验和概率统计相融合的预测方法。对国标麻将 AI 应牌(吃、碰、杠)行为的预测方法。然后将对解说词生成模型和评价方法进行介绍。

第四章主要介绍了雀圣 AI 行为预测方法准确性评估实验。首先讲解了数据来源以及对数据的预处理方法,然后讲述了对预测 AI 出牌、吃牌以及碰牌的准确性的实验过程、结果以及结果分析。

第五章主要介绍雀圣国标麻将自动解说系统的系统总体框架、设计中的重点和难点、平台实现中的重点和难点,以及使用方法和效果。

第六章主要总结雀圣麻将自动解说系统以及展望系统提升的空间和未来研究可能的方向。

1.7 小结

本章首先肯定了人工智能给人类生活带来的便利，接着指出游戏 AI 在人工智能领域的重要性并讲述了游戏 AI 领域的发展以及当前研究热点。由于游戏 AI 的发展，越来越多的 AI 挑战人类或 AI 间的比赛逐渐增多，人类解说在面对涉及 AI 的比赛时并不能很好的解说评论 AI。针对这个问题再结合实验室研究基础，最终提出利用 AI 去解说评论国标麻将 AI 作为研究方向，指出研究难点以及意义。最后介绍了本文主要工作以及后续章节的安排。

第二章相关问题的研究现状

对国标麻将的解说方法的研究的前提是了解国标麻将的规则,在了解规则后再对问题本身进行研究。由于在游戏 AI 领域目前还没有直接对麻将 AI 自动解说方法的研究,所以可以对麻将 AI 和游戏自动评论解说方法两方面分别进行调研。调研麻将 AI 的目的是为了理解麻将 AI 的算法、不同麻将 AI 的特性。对游戏自动评论解说方法的调研主要是为了探寻将分析结果转换为语言的过程和评论游戏的方法以及解说逻辑等。最后再结合本实验室对国标麻将的基础研究,可以对国标麻将 AI 自动评论方法提供理论基础以及研究思路。

2.1 国标麻将的缘起

麻将起源于中国的明末清初,随着历史发展麻将广为流传遍布海内外以及东亚、东南亚等国家^[12]。每个国家和地区都有自己不同的玩法,但是规则基本大同小异,只是算分的方式会有所不同。通常来说麻将由 4 名玩家参与,摸牌后每人起手 13 张牌,通过摸牌弃牌的方式轮流进行,玩家的目的是摸到第 14 张牌时可以将手中牌分成四组三张牌和一组对牌或者特定的牌型,同时防止对手达到同样的目的。一般情况下首先完成组合的玩家为赢家。在民间麻将通常作为一种消遣娱乐的方式拥有广大的群众基础,深受男女老少的喜爱。逢年过节,茶余饭后,人们都喜欢齐聚一堂,以牌会友,在娱乐的同时也可以维系关系。由于中国幅员辽阔,十里不同音,更何况麻将玩法更是多种多样,这对麻将作为一项新兴的竞技体育来讲并不十分有利。为了使麻将得到更好的推广,在 1998 年由中国国家体育总局在咨询权威专家并引导麻将科学化健康化的原则下制定了中国麻将竞赛规则 (Mahjong Competition Rules) 简称国标麻将^[13]。

2.2 国标麻将的基本规则^{[13][14]}

国标麻将一共有 144 张牌，136 张常规牌和 8 张奖励牌，可以分为序牌和字牌两大类，序牌包括三种，万、筒、条，每一种都是由一到九的牌组成。字牌包括风牌和箭牌。风牌包括东、西、南、北。箭牌包括中、发、白。每张牌有 4 张相同的牌。8 张奖励牌包括梅、兰、竹、菊、春、夏、秋、冬，奖励牌不计入玩家的手牌。8 番起和，否则“和牌”^①无效并且有相应的惩罚。番种增加至 81 种。根据玩家和牌的难易程度，和牌时的番数也会不同。这些规定无形中增加了国标麻将和牌的难度，增强了国标麻将的乐趣的同时也使玩家需要借助科学的方法根据自己的手牌合理的制定策略。国标麻将一局为 4 圈，每圈 4 盘不设连庄，也就是每局 16 盘，对局结束后算总分排名。为了能更深入的了解国标麻将，一些基本的术语、番种和计分方式是非常有必要的。



图 2.1 麻将牌种类^[16]

2.2.1 术语

2.2.1.1 吃牌、顺子

吃牌是指上家出牌后的那张牌是下家正好需要的牌可以组成顺子^②，比如说上家玩家打出一万，下家玩家手中恰好有二万和三万，此时玩家可以亮出两张牌并拿走上家

^①和牌也称作“胡牌”。

^②顺子指三张相同种类的序牌组成的序列。

的牌组成一、二、三万。此时这三张牌不能放回原先的手牌中，也不可以使用其中的牌与手牌中的牌组合。

2.2.1.2 碰牌、刻子

如果任意玩家打出一张牌其余任何玩家中有这张牌的对子^①，该玩家可以亮出两张牌拿回玩家打出的那张牌组成刻子^②。

2.2.1.3 杠牌、杠子

如果任意玩家打出一张牌其余任何玩家中有这张牌的刻子，该玩家可以亮出三张牌并拿回玩家打出的那张牌组成杠子^③。如果玩家已有三张相同的牌当玩家摸到第四张的时候，此时称作**暗杠**。如果玩家在碰牌后得到一个刻子，之后自己又摸到了相同的牌，此时称作**补杠**。

2.2.1.4 听牌

玩家通过摸牌、弃牌、吃牌、碰牌、杠牌等一系列操作，保留有价值的牌，舍弃无用的牌，并差一张牌便可以组合成“四组一对”的情况叫做听牌。国标麻将中不需要报听，听牌后也可以换和其他牌。

2.2.1.5 和牌

“和牌”是指玩家在听牌后，摸到或者是由其他对手打出的牌可以让该玩家组成“4组1对”的组合并且至少有8番，此时该玩家和牌。如果该牌由别的玩家打出该胡牌称作**放炮**或**点炮**，由自己摸到牌叫做**自摸**。

2.2.1.6 和牌牌型

^①对子指两张完全相同的牌也称作将牌。

^②刻子指三张完全相同的牌。

^③杠子指四张完全相同的牌。

表 2.1 和牌牌型

和牌牌型	
11 123 123 123 132	4 副顺子+1 对将牌
11 111 123 123 123	3 副顺子+1 副刻子+1 对将牌
11 111 111 123 123	2 副顺子+2 副刻子+1 对将牌
11 111 111 111 123	1 副顺子+3 副刻子+1 对将牌
11 111 111 111 111	4 副刻子+1 对将牌
11 11 11 11 11 11 11	七对
十三幺	由万、筒、条的 1 和 9 牌组成再加上 7 张字牌，摸到任意一张和牌。
七星不靠	由 7 张不同字牌，和包含 147、258、369 等三组组间花色不同组内花色相同的 9 张序数牌中任意 7 张组成的和牌。
全不靠	由 7 张不同字牌，和包含 147、258、369 等三组组间花色不同组内相同的 9 张序数牌组成的 16 张牌中任意 14 张组成的和牌。
组合龙	包含 147、258、369 等三组组间花色不同组内相同的 9 张序数牌组成的和牌。

2.2.2 番

从字面意思理解，番就是翻倍的意思。番是麻将中评估获胜玩家的最终手牌的机制，根据赢家最终手牌形成的难易程度，玩家手牌形成的难度越高获得的番数就越高。根据国标麻将规则，一共有 81 种不同的种类，每一种都有独特的名称，从 1 番到 88 番不等。由于 8 番起和的规定，玩家必须想方设法将手牌满足 8 番，否则“和牌”无效并且会有相应的惩罚。玩家获得番数的方法有很多，大概可以分为 4 大类。

2.2.2.1 手牌的排列组合

玩家手牌是包含某些特定种类的牌，比如说玩家手牌中包含 4 副风刻子（东、西、南、北刻）再加任意一副将牌，该组合叫做**大四喜**。通过计算得出整副牌满足该条件的排列组合一共三十组概率为 $1.7016e-32$ 。因为组成大四喜的几率很低，所以它值 88 番。

除了手牌中含有特定种类的牌，玩家还可以将手中的牌组合成某种特殊的序列，比如说**三色步步高**，通过字面意思不难理解，就是指手牌中包含 3 种序牌，每一种序牌依次递增。举个例子，玩家手牌中包括一、二、三万，二、三、四筒和三、四、五条，可以看出每一种序牌依次递增。

更有意思的是除了这两种情况之外，还可以根据麻将上符号的样子来组合成特定番种。比方说根据颜色分类的**绿一色**，可以发现二、三、四、六、八条和发，这六张牌上只有绿色，如果手牌中只包含这六张牌并且可以组成四组一对的情况和牌将得到 88 番回报。

2.2.2.2 和牌方式

增加番数的方法除了排列组合的方法之外还可以通过玩家和牌的方式来增加番数。比如说如果玩家自摸的话，会有一番的奖励。如果玩家自摸到牌堆中的最后一张牌，该番种叫做**妙手回春**，会有 8 番的奖励。还有一种情况是，如果其他玩家打出的最后一张牌是该玩家和的牌这种情况叫做**海底捞月**，也会有 8 番的奖励。

2.2.2.3 花牌

国标麻将有 8 张花牌分别是春、夏、秋、冬、梅、兰、竹、菊。花牌不计入手牌，摸一张花牌会有一番的奖励。当玩家摸到花牌后将其放入一旁，然后再去牌堆中摸一张牌，这个过程叫做**补花**。

2.2.2.4 特殊牌型

在国标麻将中大部分和牌的情况都是“四组一对”，之前提到的“和牌”牌型中可以发现除了通常的情况还有七对、十三幺、七星不靠、全不靠、组合龙这种情况。如果玩家一旦决定要做这些特殊牌型，再更改为常规牌型就比较困难，所以玩家还需谨慎考虑。但是高风险意味着高回报，这些特殊牌型的番数基本都在 12 番以上，连七对和十三幺更是高达 88 番。

2.2.3 计分方式

国标麻将的计分十分重要，玩家根据自己当前的分数在不同的对局中采用不同的策略，如果玩家在 16 局的赛制中分数处于领先的位置，大多情况下玩家会打的相对保守，而落后的玩家会打的相对激进。在一盘对局中，只有获胜的玩家得分，输家全部扣分，具体计算方式如表 2.2 和表 2.3。

2.2.3.1 胜方

表 2.2 胜方计分

自摸和牌	$(\text{底分} + \text{番种分数}) \times 3$
其他玩家点炮和牌	$(\text{底分} \times 3) + \text{番种分数}$

2.2.3.2 负方

表 2.3 负方计分

点炮者	- (底分+番种数)
非点炮者	-底分
自摸和牌	- (底分+番种数)

国标麻将作为麻将赛事的主要规则，降低了随机性对对局公平性的影响而更具有科学性。番种丰富、和牌门槛更高的特点，使得选手需要用科学的方法制定有效的策略。上述国标麻将的介绍简单总结了游戏规则、术语、番和计分的概念，如需更深入地了解国标麻将可以参考国标麻将所有番种^{[13][14]}的介绍。

2.3 麻将 AI 的研究现状

麻将 AI 的研究是非完全信息类游戏的难点，根据 Wan Jing Loh 在《AIMahjong》^[15]一文中指出，好的麻将 AI 应该具备对手牌的分析和判断能力、对手牌的组合能力、分析出牌的能力和对对手手牌的的分析能力。这篇文章为早期的麻将 AI 提供了研究方向，可以总结为进攻和防守两部分。后来麻将 AI 由简入繁，由进攻和防守简单的两个方向演变细分为多模型的复杂计算评估方法。麻将 AI 的种类大致可以包括基于专家经验及概率统计、监督学习和神经网络、深度强化学习等方法。

2.3.1 专家经验及概率统计的方法

Sato 通过对人类顶尖玩家对局分析，将人类顶尖玩家的战术经验总结并量化表示^[16]。文中提到通过计算风险指标，评估玩家进攻防守情况、判断玩家听牌、以及评估出牌风险。

2.3.1.1 玩家进攻防守倾向性分析

通过对玩家积分和剩余做庄次数评估玩家在这对局中的危险性。在日本麻将比赛中，每个玩家都可以做庄两次，每局对局结束后每个玩家都会知道当前的积分。通过与当前分数最高的玩家对比，分差分为大、中、小三类分差，大于 12600 分为大分差，小于 12600 大于 1000 为中分差，小于 1000 分为小分差。如表 2.5 所示，将进攻至防守的倾向用 1-10 表示，数字越小进攻性越大，数字越大防守性越大。从图中可以看出当玩家做庄剩余数没有时，倾向于防守。当玩家还有剩余做庄机会时，倾向于进攻。当玩家还剩余一次做庄机会且与最高分玩家为大分差时，最倾向于进攻。

表 2.5 进攻防守倾向性分析^[16]

做庄剩余数	小分差	中分差	大分差
0	8	9	7
1	5	3	1
2	2	4	6

2.3.1.2 玩家听牌分析

判断玩家是否听牌是评估玩家危险性的最直接表现。由于麻将规则中无法知道其他玩家的牌，但是可以通过观察玩家在摸牌后换手的次数可以评估出玩家听牌的可能性。通过公式 $T = 0.07x_1 + 0.73x_2 + 1.73x_3 + 1.68x_4 + 1.74x_5 + 5.45$ ，记录玩家在不同回合中换牌的次数来评估玩家听牌的可能性。 x_1 表示在 1-3 圈中玩家改变牌的次数， x_2 表示在 4-6 圈中玩家改变牌的次数， x_3 表示在 7-9 圈中玩家改变牌的次数， x_4 表示在 10-12 圈中玩家改变牌的次数， x_5 表示在 13 圈后中玩家改变牌的次数。T 越大玩家听牌的可能性越大。

2.3.1.3 玩家出牌危险性分析

玩家通过上述方法预测玩家听牌的可能性后，通过计算麻将出牌危险性^[17]可以知道在当前回合打哪张牌风险最大。总结如表 2.6，当玩家要打 4、5、6 时发现所有玩家打

出的牌中没有与 4, 5, 6 有关系的牌时风险最高为 12.3。所谓关系就是 2、3、4、5 与 4 有关系, 3、4、5、6 与 5 有关系。以此类推可以评估打出不同牌的风险性。

表 2.6 打出牌风险评估^[16]

Discarded tile of the player	Risk
4, 5, and 6 with no relation to discarded tiles of other players	12.3
4, 5, and 6 with half relation to discarded tiles of other players	7.0
3 and 7 with no relation to discarded tiles of other players	7.1
2 and 8 with no relation to discarded tiles of other players	7.0
1 and 9 with no relation to discarded tiles of other players	6.3
3, 7 with relation to discarded tiles of other players	5.5
2, 8 with relation to discarded tiles	other players 4.8
1, 9 with relation to discarded tiles other players	2.9
Winds and Dragons which can be used only for eye or meld	3.4
Winds and Dragons which can be used only for eye	0.9

同样概率统计方法在麻将 AI 中的应用也是至关重要的, Xu 在其学术论文中提出了用 AI 分析麻将的分析器^[18]。通过分析器提示出牌, 帮助新手学习快速提升日本麻将技巧。文章中对利用概率统计方法分析出牌可能性值得借鉴。

2.3.1.4 概率统计分析

麻将对局在进行中时, 通过观察对手的出牌情况, 可以大致推断出所需牌剩余张数。通过公式 2.1 用所需牌剩余的张数除以牌堆中剩余牌的个数, 可以大致推算出。当前回合摸到所需牌的概率

$$p = \frac{\# \text{ of target tile remaining in the bank}}{\# \text{ of total tile in the bank}} \quad 2.1$$

如果玩家在听牌后, 可以“和”两张不同的所需牌, 每张牌组成的牌型不同就可能造成番数不同的情况, 这时可以通过公式 2.2 计算期望值来评估当前手牌和牌后的分数, t 表示所有的“和牌”的牌型。

$$R = \sum_{i=0}^t P * \text{score}(i) \quad 2.2$$

举个例子玩家手牌如图 2.2 所示, 当前手牌可以“和”二、五筒, 摸到二筒可获得 4000 分, 五筒可获 2000 分。假设两张牌各打出 1 张, 当前牌还剩 30 张, 通过公式亦可计算出摸到两张牌的概率分别为 10%。再根据公式 2.2 计算, 当前获胜期望值为 $R = 4000 * 10\% + 2000 * 10\% = 600$ 。



图 2.2 玩家手牌例图

利用概率统计的方法，不仅可以评估玩家当前对局的情况，也可以在“听牌”时提供思路。通过计算概率玩家可以权衡“和”哪张牌概率高。

针对手牌出现不同排列组合但是番数相同的情况，如图 2.5 所示。在这种情况下打掉三筒，剩一对搭子^①三四筒，“和”二、五筒，打掉四筒剩两对将牌“和”三、七筒。可以计算还有几张“和牌”的牌，简单统计“和牌”概率。如果打出四筒听牌的话，三、七筒最多一共有四张。如果打掉三筒的话二、五筒在已打出或明牌的牌中出现的总数小于 4 的话一定考虑出三筒。



图 2.5 番数相同出牌决策

如果遇到番数不同的情况如图 2.6 所示，假设还剩 50 张牌，二、五筒一共剩 5 张，三筒、中一共剩 4 张。在这种情况下需要结合公式 2.2 计算期望值，第一种情况 $\frac{3}{50} * 1 + \frac{2}{50} * 1 = 0.1$ ，第二种情况 $\frac{2}{50} * 1 + \frac{2}{50} * 2 = 0.12$ ，所以选择打掉四筒。



图 2.6 番数不同出牌决策

2.3.2 监督学习和神经网络的方法

Mizukami 利用蒙特卡洛方法(MonteCarloSimulation)、监督学习(Supervised learning)和对手建模^[19]方法将麻将 AI 分为两个部分：单人麻将决策和对手建模。在单人游戏决策时，AI 只注重自己的手牌，所以可以理解为“单人麻将”。在不考虑对手手牌的前提

^①

下通过监督学习的方法^[20]让 AI 自己的手牌高效组合成高分番种，同时和牌。在对手建模时，用 Logistic 回归判断对手有没有听牌，另一个模型预测对手和的牌，再用一个模型预测一个玩家最终的和牌番数。最终结合模型进行蒙特卡洛搜索，得到最终的决策。作者在开局后前期主要使用“单人麻将”的方法，因为其他玩家和牌的可能性较低，利用这段时间尽可能使自己的手牌达到听的状态。然后通过评估在必要时切换至对手建模方法。实验通过复盘专业玩家的对局，将麻将 AI 打出的牌与专业玩家实际打出的牌进行对比。通过计算，麻将 AI 与专业玩家实际出牌的准确率可以达到 62.1%，为出牌准确率的验证奠定了基准线（Baseline）。

Gao 运用监督学习和训练卷积神经网络^[21]（Convolutional neural network），分不同的网络进行训练，在日麻上也取得了不错的成绩。首先利用 One-Hot 编码^①将一副麻将用 4×34 的矩阵表示如图 2.2，然后将对局中的状态包括玩家的手牌、所有打出的牌、所有明牌等最后加上前 4 个回合的所有状态信息将其编码为结构化数据如图 2.3，然后用三层 5×2 卷积层和两个全连接层提取信息。然后分用三个不同的网络进行训练分别是出牌（discardnetwork），吃、碰、杠（stealnetwork）和听牌网络（Richinetwork）。最终用日麻对战平台天凤^[22]中顶级玩家数据集实验。与实际对局中顶级玩家对比，出牌准确率达到 68.8%，吃、碰牌的准确率分别达到了 90.4%和 88.2%。在之后的工作中^[23]通过输入数据结构层数的增加和对神经网络的优化，出牌的准确率有所提高，达到 70.44%。

	1	2	3	4
1m	0	0	0	0
2m	1	0	0	0
3m	1	1	1	0
4m	1	0	0	0
⋮				
9m				
1s	1	0	0	0
⋮				
9s	0	0	0	0
1p	0	0	0	0
⋮				
9p	1	1	1	0
東	0	0	0	0
⋮				
白	0	0	0	0
⋮				
中	1	1	1	0

图 2.2 数据平面结构

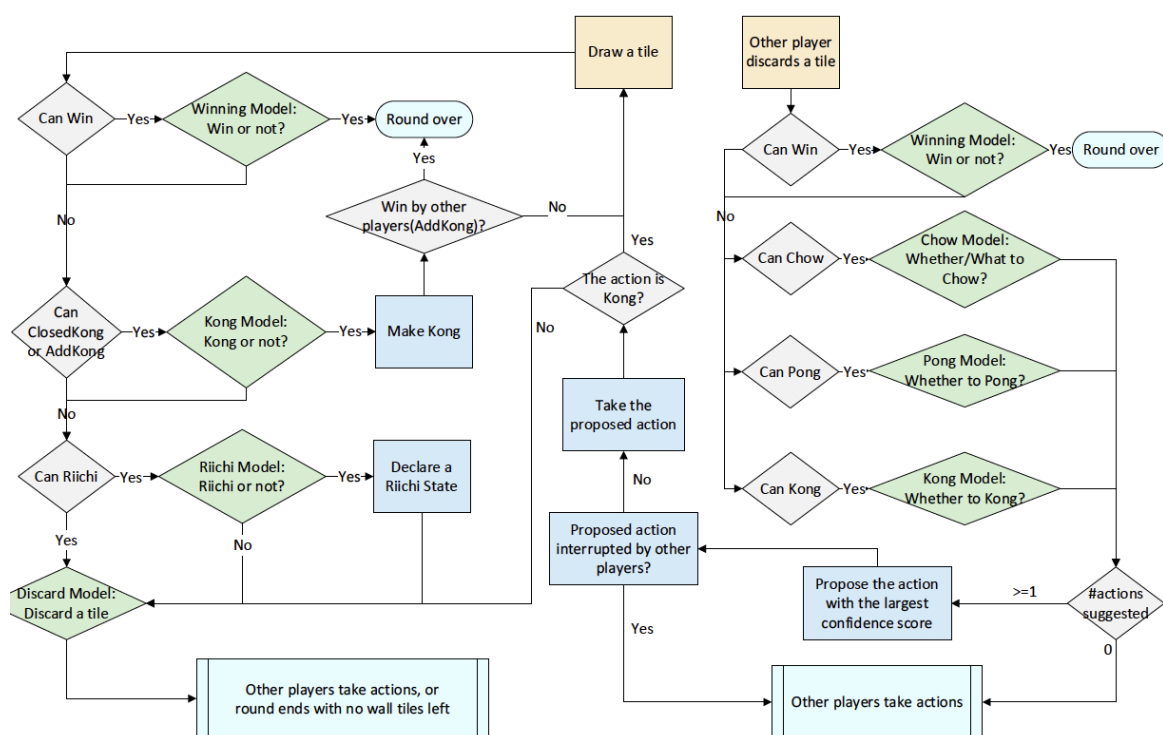
Feature	# of planes
Own hand tiles	1
Discarded tiles	4
Stealing tiles	4
Dora indicators	1
Richi players	3
Round wind	1
Own wind	1
Past 1 situation	13
Past 2 situation	9
Past 3 situation	9
Past 4 situation	9

图 2.3 输入特征

2.3.3 深度强化学习

利用监督学习和卷积神经网络的方法似乎已发挥到极限。在 2019 年 8 月，由微软亚洲研究院发布当今最强的麻将 AI Suphx^[24]利用监督学习进一步深度强化学习（DeepReinforcementLearning）的方法，在日麻对战平台天凤^[25]上超越了 99.9%人类玩家，达到平均段位 8.7 段。

麻将流程虽然复杂，但是可以简单的看为两种状况，玩家摸牌的情况和其他玩家出牌的情况。如图 2.4 所示，如果玩家摸牌，先判断和牌的可能性，接着判断是否能杠牌。如果杠牌则需要其他玩家不和牌的情况下再摸一张牌，如果没有杠牌判断是否听牌，最后再判断打出哪张牌。其他玩家出牌时，玩家需要判断能否和牌、吃牌、碰牌、杠牌，在没有其他玩家干预的情况下执行动作。

图 2.4 Suphx 决策流程^[24]

根据麻将流程 Suphx 具备了基于深度卷积神经网络（Deep Convolutional neural network）的 5 个模型分别是出牌（Discard）、吃（Chow）、碰（Pong）、杠（Kong）、直立^①（Riichi）模型和一个基于规则的赢牌模型。先用监督学习的方法去训练模型，再用分布式强化学习，应用了策略梯度（policygradient）的算法、全局预测、先知教练等算法继续训练。如表 2.4 所示，Suphx 在全局排名第一的概率高于其他麻将 AI 和人类专家，最后一名和点炮概率都要小于其他麻将 AI。

^① 直立指日麻的听牌。同时要拿出1000点筹码放在出牌去前。

表 2.4 Suphx 实验结果^[24]

	1 st Rank	2 nd Rank	3 rd Rank	4 th Rank	Win Rate	Deal-in Rate
Bakuuchi	28.0%	26.2%	23.2%	22.4%	23.01%	12.16%
NAGA	25.6%	27.2%	25.9%	21.1%	22.69%	11.42%
Top human	28.0%	26.8%	24.7%	20.5%	-	-
Suphx	29.3%	27.5%	24.4%	18.7%	22.83%	10.6%

2.3.4 对本文研究的启发

通过对麻将 AI 的研究发现，当今麻将 AI 大部分集中在日本麻将的研究。国标麻将跟日麻在基本规则上相差不多，但是在牌数、番的种类和排列组合方式上都要相对复杂。这主要是由于日麻有比较成熟的体系和比赛平台、并积累了大量的相对完整的数据，便于科研人员展开研究，快速获得进展后也易于展示其研究成果。现阶段麻将 AI 主流方法可分为基于专家经验、概率统计、深度学习、监督学习、强化学习等方法。由于目前对国标麻将的解说评论方法研究还处于起步阶段，本文将主要解说评论基于专家经验、概率统计的这一类国标麻将 AI，同时也尝试解释基于其他类方法的国标麻将 AI，最终尝试寻求一种解说评论国标麻将 AI 之间对局的通用方法。

2.4 游戏自动评论解说系统的研究现状

由于没有国标麻将 AI 评论方法的相关研究，只能退而求其次间接地研究棋牌类游戏评论方法。虽然大多数棋牌类游戏多为完全信息类博弈，而麻将是非完全信息类博弈，但是将分析数据转换为评论语句、评论逻辑以及评论内容，应该有很多可以学习和借鉴的地方。

2.4.1 日本将棋解说方法

Tsuruoka 对大量的将棋对局数据和人类专家对其专业点评的数据通过机器学习 (Machine Learning) 和自然语言处理^[25-26] (Natural Language Processing) 的方法自动生成对将棋对局的评论语言。首先用基于规则的方法, 将棋局状态准确与专家评论数据对应并过滤掉无用数据。然后将处理后的数据输入“特性词语”生成模型。这个通过机器学习训练, 模型可以将棋盘的状态转换为多个具有描述当前局势特性的词语。然后将预测出的“特性词语”再通过用专家数据训练的语言模型, 用自然语言处理的方法生成对当前局势的评论语句。如图 2.7 所示, 将本回合和上一回合对比, 就可以生成描述性语句, 然后通过机器学习模型根据当前棋盘环境, 生成特性词语, 最后将词语放入语言模型中生成“两个兵都打开, 是换角的战术”。

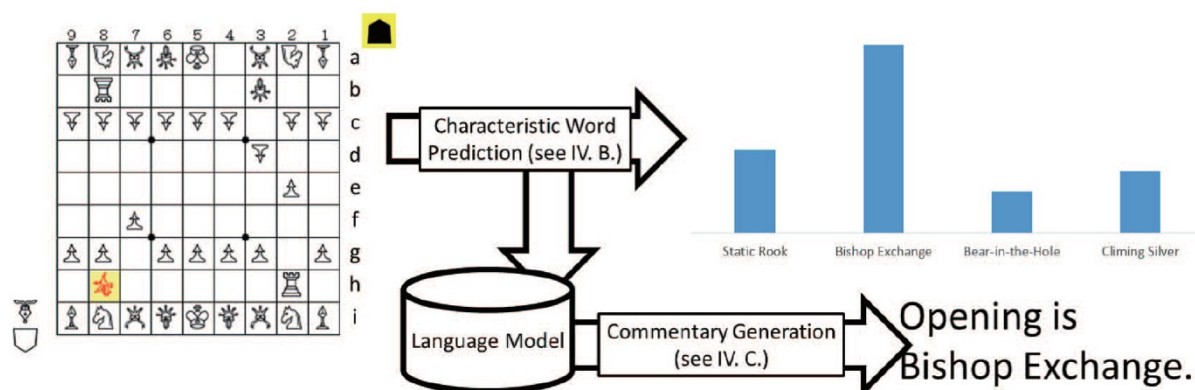


图 2.7 将棋评论系统

2.4.2 国际象棋解说方法

同样, Jhamtani 在国际象棋自动评论方法^[27]的研究中也是用到了类似的方法。首先将上一回合的棋盘情况与当前回合的棋盘进行对比, 从而得知当前回合玩家、变化的棋子、以及变化的位置信息。然后将这些信息输入基于神经网络的词嵌入 (wordembedding) 语言模型中可以生成对当前局势评论的语句。

如图 2.8 所示，首先将输入信息转换为描述性的语句^[28]，例如，“黑方将皇后从 d8 移至 d6”。然后经过语言模型的处理，生成对当前局势的评论性语句，例如，“黑方让他的皇后参与进攻。”



图 2.8 国际象棋评论语言生成

2.4.3 对本文研究的启发

在对游戏自动解说的方法研究中，日本将棋和国际象棋自动评论系统都是有大量对局数据和专家评论解说数据的支撑，通过自然语言处理的方法去训练一个语言模型，通过对局中的状态直接生成评论语言。由于国标麻将没有大量专家评论解说数据，自然语言处理的方法在国标麻将自动评论方法中并不适用。但是评论性方式内容可以借鉴，即先是描述性的语句，然后根据分析数据生成对战术或全局性评估的解说评论语句。

2.5 国标麻将 AI 研究基础

Botzone^①是由本实验室开发的游戏 AI 教育平台，其中国标麻将游戏上线也有两年的时间，在这期间也积累了大量不同种类的麻将 AI 程序以及对局数据。用户提供的国标麻将 AI 种类大致也可分为基于专家经验、概率统计、机器学习这几大类。通过对 Botzone 国标麻将天梯排名^[29]的调研，如图 2.9 所示，天梯排名中排名前 20 的 Bot 大部分是用 C/C++编写的，只有少数是用 Python 编写。通过对 Bot 程序的分析，用 C/C++编写的程序，基本都是利用不同算法开发的专家系统，其中也包含了概率统计的方法。

① <https://botzone.org.cn/>

用 Python 编写的程序基本上都是用机器学习的方法。由此可以说明，在 Botzone 上国标麻将 AI 大部分还是基于专家经验以及概率统计的方法，且排名表现优于基于机器学习的方法。

Botzone 游戏 AI 对抗平台，也提供了丰富的国标麻将对局数据。比赛数据主要是麻将 AI 对局麻将 AI，也有少数人机对局的数据。为了更好的解说评论本平台上的国标麻将 AI 的对局，本文将主要提供对基于专家经验以及概率统计方法的麻将 AI，并用同样的方法尝试解说基于机器学习方法的麻将 AI。尝试寻求一种解说评论国标麻将 AI 之间对局的通用方法。

















































































排名	Bot 名	作者	排名分	Bot 描述	最新版本号	
1	test	 kczno1	1323.80	my sample	53	 .cpp17  ID 
2	test	 kczno3	1311.73	test	20	 .cpp17  ID 
3	七星不靠	 Chillax	1273.78	原始版本	3	 .cpp17a  ID 
4	l1l	 c1600011060	1259.46	; ; ;	2	 .cpp17  ID 
5	test	 HammerTank	1256.63	test	7	 .py36  ID 
6	自闭麻将	 humanfy	1249.06	我 卷饼 天和	12	 .cpp17a  ID 
7	mahjong_v5	 yyj	1231.15	最终版本	0	 .py36  ID 
8	胡不胡	 emmm	1230.07	test	12	 .cpp17a  ID 
9	test	 miemie	1228.12	t	15	 .cpp17a  ID 
10	test	 BeerBread	1225.12	船新版本	1	 .cpp17a  ID 
11	test	 hzw1998	1224.79	233	10	 .cpp17a  ID 
12	岭上开花	 infinityedge	1222.81	打麻将真开心呀	27	 .cpp17  ID 
13	Omicron	 阿斯顿不玩了	1218.42	Omicron	4	 .cpp17a  ID 
14	test	 liangjs	1208.36	test only	43	 .cpp17  ID 
15	Lambda	 bacTlink	1202.44	Lambda	33	 .cpp17a  ID 
16	test	 jacoke	1194.82	test	28	 .py36  ID 
17	as777777的意志	 hhhh055555	1190.85	0.0 waits	3	 .cpp17  ID 
18	mahjong_rl	 draplater	1190.15	o_'o 强化学习(125K 对局)	1	 .py36  ID 
19	test	 lehuolh	1185.35	test	18	 .cpp17a  ID 
20	MJ_nnj2	 Jill	1177.92	nnj2	0	 .py36  ID 

图 2.9 Botzone 国标麻将天梯排名

2.6 小结

本章通过调研总结麻将 AI 的方法以及棋牌类游戏评论方法,为国标麻将 AI 决策过程自动解说方法的研究开拓了思路,并打下了理论基础。通过对麻将 AI 研究现状的调研,了解到麻将 AI 具有不同决策方法。同时结合国标麻将现阶段的研究基础,针对 Botzone 上已有国标麻将 AI 的特点,提出解说评论方法主要对基于专家经验以及概率统计方法的国标麻将 AI,并尝试需要一种通用的分析解说方法。可以使用基于专家经验和概率统计等方法进行分析,然后将分析结果转换为解说评论语句。同时我们也可以参考棋牌类游戏的评论方法。我们虽然没有专家评论数据,但是可以借鉴评论语句的逻辑和内容,即描述性语句+解释性语句的解说模式。本文通过上述的调研,结合国标麻将 AI 解说自身的特点,提出了一套适合国标麻将 AI 自动解说的新方法。

第三章 雀圣的解说逻辑和 AI 行为预测方法

本章首先提出国标麻将的解说逻辑，然后结合解说的需求，分析玩家的手牌、预测判断玩家出牌，以及解释玩家出牌背后的逻辑，也就是对麻将决策过程的分析。国标麻将 AI 行为预测分为出牌预测和应牌（吃、碰、杠）预测。其中对国标麻将 AI 出牌预测是重点和难点，分别提出基于专家经验预测方法、基于概率统计预测方法、基于专家经验和概率统计相融合的预测方法。应牌部分采用基于规则和条件筛选的方法去判断，最终根据分析结果通过解说模型生成解说词。

3.1 雀圣的解说逻辑

传统的解说是由专业人士对体育赛事或棋牌类游戏，以专家的角度向普通民众讲解、介绍分析比赛的情况。以围棋为例，解说人员首先自身有一定的专业水平，才能来解释人类选手之间的对局。受人欢迎的解说员不仅能向大众普及专业的比赛知识、提高观众的技术，同时也能烘托出比赛的气氛，使比赛更具观赏性。国标麻将的解说并不十分常见，只有少数大型专业赛事才会有。所以其解说逻辑需要参考借鉴其他类别赛事，然后再结合国标麻将游戏自身的特点设计出一种新型的解说方法。

3.1.1 通用解说逻辑

优秀的解说人员不仅能准确描述比赛的情况，同时也会带入自己的观点——从玩家的视角出发，预测玩家可能的决策。一般来说，一个回合的解说包含以下步骤：首先根据局势给出自己的预测。如果预测正确，则进一步预测其他玩家对这一步动作的反应，并解释他们反应或不反应的原因；如果预测不正确，则需要解释自己预测的原因并分析玩家实际决策背后的逻辑。

在所有赛事的比赛中，观众和解说者是第三人称视角，而玩家或运动员是第一人称视角。作为观赛者接受到信息通常比处在第一人称的玩家要多，因此更容易看清局

势。当解说人员拥有了全知视角对全局的分析会更准确，但是对于非完全信息类游戏来说全知视角也意味着解说人员知道了玩家所不知道的隐藏信息。所以在解说时未必能够很好地贴近玩家的想法。因此效果优良的解说既要借助全知视角来分析全局，也要站在玩家的角度预测其在信息被隐藏时可能做出的决策。分析其决策背后的逻辑，再结合全局信息分析其决策的后果。

3.1.2 国标麻将的解说逻辑

同样可以把这套解说逻辑应用在国标麻将上，举个例子，玩家要单吊听牌，手上有一张八万和一张发财，手牌中除了发财没有其他字牌，牌桌上可以看到两张发财，一张八万。以选手的角度来说一定是打掉发财然后等八万“和”牌。因为发财已打出两张，说明除了手上一张发财之外还有一张发财，而八万还有两张相对“和牌”几率大于发财，且两张发财都已打出说明相对比较安全不会点炮。同时打掉发财手牌将会满足无字的番种可以多一番，所以理所应当打掉发财听牌。再来用全知视角看玩家做出决策的结果，由于玩家不知道隐藏信息另一个玩家有一对八万，此时“和”八万的概率为零。用这种玩家视角分析出牌，然后用全知视角评估的解说方式相对来说比较适合国标麻将的解说评论。

此外在玩家决策后也应把当前可能会发生的后果做出分析，并指出其他玩家决策的可能性。比如说玩家打出一张一万，下家有二三万，此时下家可以吃牌。下家不会吃牌的可能性则需要解说进行分析。此时看下家的手牌，如果玩家二三万还没有组成顺子，玩家大概率会吃牌。如果二三万已经组合成一副顺子（例如二三四万），此时玩家吃牌的可能性变的很低。

总之如图 3.1 所示，国标麻将的解说评论逻辑可以概括为，1) 首先判断玩家摸牌是否在手牌中有意义；2) 对手牌进行分析，预测玩家会出哪些牌；3) 如果预测正确解释分析玩家出牌的原因，如果有出入，分析自己认为会出哪些牌的原因并分析玩家实际出牌的依据；4) 玩家打出这张牌后，判断有没有吃、碰、杠的情况，如果有的话再分析玩家吃、碰、杠的可能性，并加以解释。

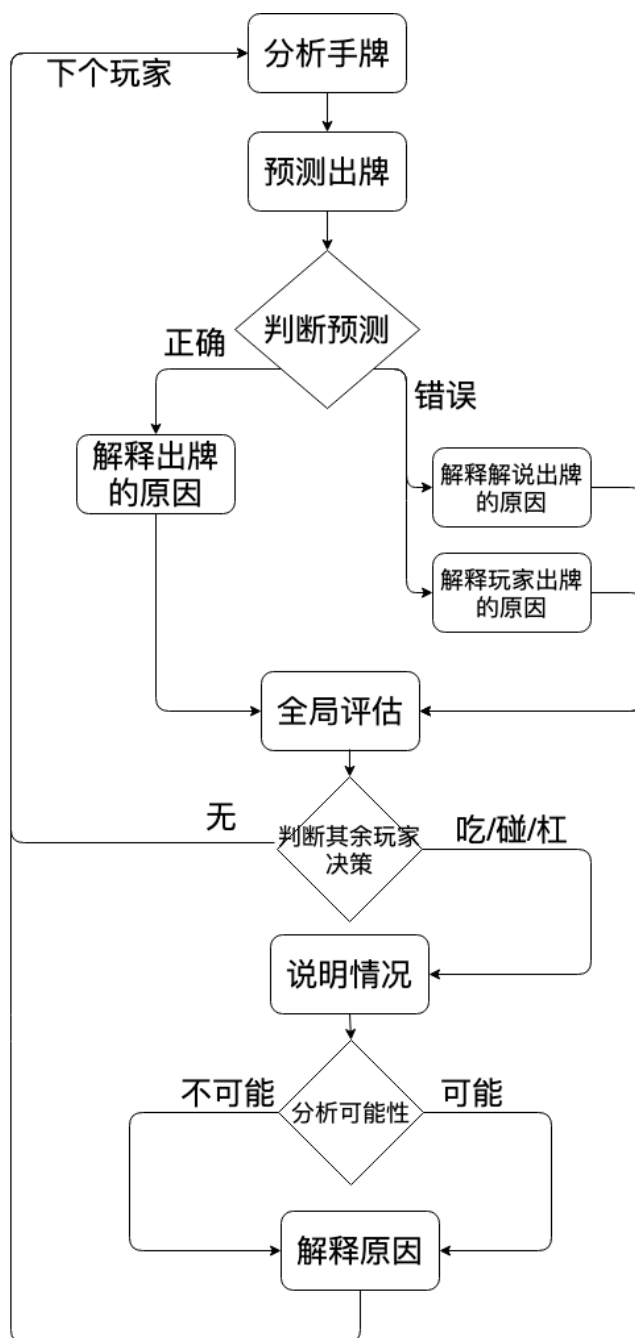


图 3.1 国标麻将解说逻辑图

通过对麻将解说逻辑的分析得知，玩家在摸牌后我们需要预测玩家有可能打出哪些牌。我们将玩家打出的牌与我们预测的牌进行对比，然后解释原因并预测出牌后其他玩家会做出的反应。在预测玩家出牌的环节将分别尝试基于专家经验的玩家视角预测方法、基于概率统计的全知视角预测方法和结合前两者的双视角预测方法。

3.2 雀圣对 AI 行为的预测方法

雀圣对国标麻将 AI 行为的预测，具体来说就是对 AI 玩家出牌、碰牌、吃牌、和牌四种行为的预测。

3.2.1 基于专家经验的玩家视角预测方法

此方法主要站在玩家的视角去分析玩家出各种牌的可能性。玩家出牌主要是根据自身的手牌、所有玩家已经打出的牌和明牌来推测隐藏信息。通过对隐藏信息的分析，判断摸到所需牌的机会，以及打掉无用牌的安全性。结合摸牌机会和出牌安全性的分析，最终做出抉择。通过基于专家经验的方法，可以清晰地解释整个决策过程。

3.2.1.1 预测出牌算法

首先玩家摸牌后我们先分析玩家的手牌，吃、碰、杠得到的组合不计入手牌。先将手牌排序，这样手牌将按照牌的种类和由小到大数列排序。然后遍历玩家手牌中的每一张牌，先将能组成顺、刻、将的牌筛选出来，因为之前我们已将手牌排列所以如果牌为序牌且种类相同的第一张牌的序数加 1 等于第二张牌的序数且第二张牌的序数加 1 等于第三张牌的序数，此时便满足了组成一副顺子的条件，然后将这三张牌从手牌中筛除。如果不能组成顺子，我们将看一下这张牌在手牌中出现的次数，如果这张牌在手牌中出现过 4 次，我们将这 4 张牌全部筛选出来。此时，我们组成了一副杠子。如果出现的次数为 3，同样将这三张牌从手牌中去掉然后得到一副刻子，最后如果出现次数为 2，则去掉这两张牌组成一对将牌。用代码的形式表示如图 3.2，`local_current_hand_filter` 可以将玩家手牌中能组成顺、刻（杠）、和将的牌都筛选出来，这时剩余的牌在手牌中都不能组合成任何形式。

```
1. 算法一：手牌筛选算法
2. function local_current_hand_filter(current_hand)
3.     //sort current hand
4.     estimate_discard=current_hand.sort();
5.     //check every tile in current_hand
6.     for tile in current_hand :
7.         //check if tiles able to form chow
8.         if(tile+1==next_tile&next_tile+1==next_next_tile)
9.             estimate_discard.remove(tile,next_tile,next_next_tile)
10.            //check if tiles able to form Kong
11.            if(counter(tile)==4)
12.                do4
13.                    estimate_discard.remove(tile)
14.            //check if tiles able to form pong
15.            if(counter(tile)==3)
16.                do3
17.                    estimate_discard.remove(tile)
18.            //check if tiles able to form eye
19.            if(counter(tile)==2)
20.                do2
21.                    estimate_discard.remove(tile)
22.     return estimate_discard
```

图 3.2 手牌筛选算法

然后进行下一步的筛选，将可能组成顺子的牌进一步筛选出来。接着遍历经过上一轮筛选剩下的手牌，将牌种类相同且序数加 1 或者加 2 等于下一张牌的两张牌从手牌中筛选出来，也就是说如玩家手牌中包含一万、二万或一、三万我们便会将这两张牌筛选出来。现在我们将手牌中已经组成顺、刻、将的牌和可能组成顺的牌都已筛选出来。

接下来，根据专家经验总结，玩家会倾向于 1) 先打出过的牌；2) 可以使手牌中缺一门^①；3) 在手牌不全是字牌的情况下打字牌。首先判断这张牌在所有打出的牌中是否出现，如果出现过我们将其保留反之便去除。接着检查这张牌的种类在手牌中出现的次数，如果只有少数该种类的牌，我们可以考虑做缺一门，将其保留在可能打出

^①缺一门指和牌时，手牌中缺少万、筒、条中的一种。

牌的行列中。最后我们将判断手牌是否为字一色^①，如果不是字一色我们就检查牌的种类是否为字牌，如果不是则从当前手牌中移除。此时所有剩余的牌就是我们预测玩家大概率会出的牌。用代码的方式表现如图 3.3:

```
1. 算法二：专家经验筛选出牌算法
2. for tile in estimate_discard
3.     //eliminate the tiles has one tile left to form a chow
4.     if tile+1==next_tile || tile+2==next_tile
5.         remove(tile,next_tile)
6.     //eliminate the tile that its type only appear once in the hand
7.     elseif count_type(tile,current_hand)==1
8.         remove(tile)
9.     //eliminate the tiles never discarded by others
10.        elseif!total_discard.includes(current_hand[i])
11.        remove(tile)
12.    //eliminate the honor tiles
13.    elseif(tile.type!="F"||tile.type!="j")
14.    //check possibility to form all honor
15.    if current_hand not all_honor
16.    remove(current_hand[i])
```

图 3.3 专家经验筛选出牌算法

3.2.1.2 解释出牌原因

首先验证我们的预测是否准确。如果玩家实际打出的牌在我们预测的牌之列则我们的预测准确，玩家的思路和我们解说的思路基本一致。按照上述分析逻辑转化为解说评论语言即可。

如果不一致则将打出的牌与我们之前保留的牌作对比，如果这张牌和手牌中另外一张牌差一张牌可以组成顺子，验证需要的那张牌打出的次数，如果打出已经 3 次或 4 次，则可以视为玩家打出这张牌是因为组成顺子的概率较低或几率为零所以放弃做顺子。如果此牌在手牌中已经组合成组，这时我们需要查看一下其他的组合判断是否有明显的规律或特征。如果有的话，说明玩家可能要做更高番数的番种，所以才舍弃之。

^① 字一色指如果玩家在和牌时，手牌中只包含字牌组成的刻子和将牌。

3.2.1.3 对基于专家经验的玩家视角预测方法的分析

基于专家经验的玩家视角预测方法，以玩家的角度去分析玩家打牌的逻辑。通过对手牌的分析，基于国标麻将规则和专家经验，筛选出在当前回合中，手牌中价值不高的牌作为预测打出的牌。大部分情况下可以较为准确的分析预测出玩家打出的牌，并能够解释出牌原因。该分析方法基于玩家的视角，并没有充分考虑手牌长期的发展，也没有对全局进行评估，所以我们还需要有一种方法分析出玩家长期目标和全局构想。

3.2.2 基于概率统计的预测方法

在世界扑克大赛^①电视转播中，解说员利用全知视角和概率统计的方法去预测玩家的胜率。受此启发，我们可以通过全知视角预测玩家可能打出的牌。此处全局视角定义为解说可以看到其他玩家的牌，但是对牌堆的情况一无所知。

我们提出一种基于概率统计的计算方法。可以分析出玩家在这 44 种番种中的胜率。我们知道每一个番种都有多种排列组合的方式，于是将所有和牌的牌型排列组合罗列出来，再结合玩家的手牌找出和牌距离^②最小并且概率最高的组合作为该番种和牌的牌型。相应得出的概率就是玩家和该番种的概率。通过这种方法我们可以找出 44 个番种中每个番种和牌概率最高的牌型，然后我们选出和牌概率最高的番种的牌型作为我们预测玩家最终和牌的牌型，将预测牌型与手牌进行对比，我们便知道这副手牌中有价值的牌和潜在会打出的牌。

^① 世界扑克大赛（World Series of Poker，简称WSOP）是世界上具有重要影响力的扑克锦标赛，每年世界扑克大赛都会举办10000美金无限下注德州扑克主赛事（\$10,000 no-limit hold'em Main Event）。

^② 和牌距离指当前手牌离和牌还差几张牌，如果差3张牌和牌，和牌距离就是3。

基于概率统计的计算模型，主要分三步，排列组合、计算概率、分析概率，下面我们将详细介绍每一个步骤。

3.2.2.1 排列组合

根据国标麻将规则，我们知道和牌牌型包括“四组一对”和特殊牌型。首先我们分析“四组一对”的常规牌型。用数学公式的形式表示如公式 3.1:

$$A = \sum_{k=0}^4 \left(\binom{n(\text{Chow}) + k - 1}{k} * \binom{n(\text{Pong})}{4 - k} * \binom{n(\text{Eye})}{1} \right)$$

我们用 A 来表示满足某一番种的所有牌型，k 表示手牌中顺子的个数，从 k 的范围 0-4 表示在规则中提到的常规和牌牌型，顺子和刻子的总和为 4。n(Chow)表示满足该番种要求的所有顺子，并可以从所有顺子中算出 k 个顺子，我们知道麻将序牌每张牌有 4 张，所以每一个顺子可以被重复选择最多 4 次。n(Pong)表示满足该番种的所有刻子，因为 3 张相同的牌组成一副刻子，所以每一个刻子只能被选择一次，从该集合中选择出 4-k 个刻子。接下来从所有可能将牌中选择出一对作为将牌。需要注意的是，手牌中每张牌出现的次数不能大于 4，每次在选择每个组时首先要检查一下组合中的每张牌出现的次数，如果超过 4 则放弃这一组，去选择下一组。

举个例子，国标麻将中有一个番种叫做“全大”。意思是手牌无字牌，所有的序牌均大于等于 7。为了方便表示，我们用 B、T、W 表示筒、条、万，满足该番种的所有顺子，有 3 组[["B7", "B8", "B9"], ["T7", "T8", "T9"], ["W7", "W8", "W9"]],刻子有 9 组[[B7, B7, B7] ... [B9...], [T7...] ... [T9...], [W7...] ... [W9...]],同理将牌也有 9 组 [[B7, B7] ... [B9...], [T7...] ... [T9...], [W7...] ... [W9...]]。通过计算我们知道这里一共有 3771，每一种牌型用 T 来表示， $\{T_1, T_2, T_3, T_4 \dots T_{3771}\} \in A$ ，每一种排列组合方式由 14 张牌组成，每张牌由 t 来表示， $\{t_1, t_2, t_3, t_4 \dots t_{14}\} \in T$ 。

这里需要注意的是在选择顺子和选择刻子是不同的两个算法。在选择顺子时每组顺子可以重复出现，所以这里用到了可重复组合（combination with repetition）的算法，而在选择刻子时，由于刻子是由三张一样的牌组成，一旦重复就超过了 4 张牌，所以

这里用到了不可重复组合（combination without repetition）的算法。这两种算法表现如图 3.4、3.5:

```

1. 算法三：可重复组合算法
2. function combRep(arr, l)
3. if(l ===void0) l = arr.length;// Length of the combinations
4. var data =Array(l),results =[]// Used to store state
5. (function f(pos, start){// Recursive function
6. if(pos === l)
7.     results.push(data.slice())
8. return// Add data to results
9. for(var i=start; i<arr.length;++i)
10.     data[pos]= arr[i];// Update data
11.     f(pos+1, i);// Call f recursively
12. })(0,0);// Start at index 0
13. return results;// Return results

```

图 3.4 可重复组合算法

```

1. 算法四：不可重复组合算法
2. function k_combinations(set, k){
3. var i, j, combs, head, tailcombs
4. if(k >set.length || k <=0)return[] // K-sized set has only one K-sized subset.
5. if(k ===set.length) return[set] // There is N 1-sized subsets in a N-sized set.
6. if(k ===1)
7.     combs =[]
8. for(i =0; i <set.length; i++)
9.     combs.push([set[i]])
10. return combs
11. combs =[] // Assert {1 < k < set.length}
12. for(i =0; i <set.length - k +1; i++){// head is a list that includes only our current element.
13.     head =set.slice(i, i +1);//take smaller combinations from the subsequent elements
14.     tailcombs = k_combinations(set.slice(i +1), k -1);
15. for(j =0; j < tailcombs.length; j++) // For each (k-1)-combination we join it with the current
16.     combs.push(head.concat(tailcombs[j])) // and store it to the set of k-combinations.
17. return combs;

```

图 3.5 不可重复组合算法

通过上述计算罗列出所有番种涉及常规和牌牌型的所有牌型,接下来我们看一下特殊牌型的排列组合方法。特殊牌型的牌型相对比较固定,但是所需要的牌相对较多。所以我们在涉及特殊牌型的番种时,我们先将番种要求中必要的牌罗列出来,然后再结合玩家的手牌选择出已经成型的部分组成最终和牌的牌型。对于七对(连七对)这种番种,我们仅需要结合玩家的手牌选出已组成的对再根据剩余的牌的概率填补剩余对。

比方说预测玩家和**组合龙**的牌型,首先番种要求,组合龙需要3种序牌每种序牌分别包含[1、4、7],[2、5、8],[3、6、9],由此我们得出这9张牌有6种排列组合的方式["B1","B4","B7","T2","T5","T8","W3","W6","W9"],["B1","B4","B7","W2","W5","W8","T3","T6","T9"],["T1","T4","T7","B2","B5","B8","W3","W6","W9"],["T1","T4","T7","W2","W5","W8","B3","B6","B9"],["W1","W4","W7","B2","B5","B8","T3","T6","T9"],["W1","W4","W7","T2","T5","T8","B3","B6","B9"],与玩家实际手牌进行对比,选出玩家手牌与这6种牌型重合度最高的牌型。此时我们还需要5张牌才能组成和牌牌型,从玩家手牌中选出一副顺或刻和一对将牌。最后我们得到的牌型就是该番种和牌概率最高的牌型。

通过上述方法我们可以得出44个番种中常规牌型的所有和牌牌型和特殊牌型中和牌概率最高的牌型。接下来我们将计算概率的方法选择出每一个番种中“和牌”概率最高的牌型作为玩家和该番种的概率,然后再从所有番种中选择出和牌概率最高的番种作为预测胜率。

3.2.2.2 概率计算及分析

通过排列组合的方法我们知道每个番种所有的和牌牌型 $\{T_1, T_2, T_3, T_4 \dots T_{i}\} \in A$,接下来我们需要计算每一种牌型的和牌概率。公式 3.2:

$$P_t = \prod_1^i \left(\frac{n(t_1)}{N} * \frac{n(t_2)}{N-1} * \dots * \frac{n(t_i)}{N-i+1} \right) \quad 3.2$$

已知每个牌型包含14张牌 $\{t_1, t_2, t_3, t_4 \dots t_{14}\} \in T$,首先我们将玩家实际手牌与这14张牌进行对比,去掉牌型中玩家手牌中出现的牌,剩下的牌就是需要摸到的牌。可以

用 $\{t_1, t_2, t_3, t_4 \dots t_i\} \in T_{\text{expect}}$ 来表示。 $n(t_1)$ 表示当前牌剩余的张数， N 表示总共剩余的牌数，相除得到摸到这张牌的概率，然后乘以下一张摸牌的概率，这里需要注意的是总牌数需要减 1，如果这张牌在之前出现过剩余的张数也需要减 1。以此类推遍历所有的期望牌，这样我们就计算出了玩家和该牌型的胜率。用代码形式表达如图 3.7 所示。

```

1.  算法五：和牌概率计算算法
2.  function set_tile_prob(all_estimate_list,actual_list,remaining_tile,total){
3.  var temp_tileCnt = tileCnt;
4.  var max_prob =0;
5.  var max_tile_list =[];
6.  var temp_prob =1;
7.  for(let i =0; i < estimate_list.length; i++){
8.  const estimate_tile_list = estimate_list[i];
9.  var temp = [...new Set(estimate_tile_list)];
10. for(let j =0; j < temp.length; j++){
11. const tile = temp[j];
12.     temp_prob *=(remaining_tile[tile]/total)
13.     total--;
14. if(temp[j+1]&&temp[j+1]==tile){
15.     remaining_tile[tile]--;
16. }
17. }
18. if(temp_prob > max_prob){
19.     max_prob = temp_prob;
20.     max_tile_list = estimate_tile_list;
21. }
22. tileCnt = temp_tileCnt;
23. temp_prob =1;
24. }
25. var temp_tile_info = lists_difference(max_tile_list, tiles_list);
26. return[temp_tile_info, max_prob];
27. }

```

图 3.7 和牌概率计算算法

举个例子，玩家在要做全大，其中一种牌型为["B7", "B8", "B9", "T9", "T9", "T9", "W9", "W9", "W9", "W8", "W8", "W8", "T7", "T7"]，玩家的手牌为["B2", "B5", "F1",

"J1", "T2", "W1", "W9", "W9", "W9", "W8", "W8", "W8", "T7", "T7"], 去掉牌型中玩家已经摸到的牌, ["B7", "B8", "B9", "T9", "T9", "T9"], 一共还剩 60 张牌, 7、8、9 筒还各剩 1 张, 9 条还剩 3 张。根据公式计算玩家“和”这手牌的概率为 $\frac{1}{60} * \frac{1}{59} * \frac{1}{58} * \frac{3}{57} * \frac{2}{56} * \frac{1}{55} = 1.665 * 10^{-10}$ 。

当我们计算出每一个牌型的概率后, 我们最高概率的牌型作为该和番种的概率, 然后我们遍历所有的番种, 找出概率最高的番种的牌型作为预测玩家将要和的牌型。这时再与当前实际手牌作对比, 两个集合的交集便是当前手牌中有价值的牌, 预测牌型去掉交集部分便是玩家期待摸到的牌, 实际手牌去掉交集部分便是预测玩家将要打出的牌。

3.2.2.3 解释出牌原因

通过上述方法分析, 可以预测出玩家当前和牌概率最高的番种以及牌型、期待的牌以及可能会打出的牌。将要打出的牌, 与玩家实际打出的牌进行对比, 如果一致我们便可以认为玩家出这张牌的原因是有意在做分析得出的概率最高的牌型, 如果不一致, 查看其他番种中包含实际打出的牌且概率最高的牌型, 此时可以理解为玩家在做另外一种牌型。

3.2.2.4 对基于概率统计的全知视角的预测方法的分析

基于概率统计的全知视角预测方法比基于专家经验的玩家视角预测方法更具有全局性。通过概率统计, 在每一个回合实时预测每个玩家当前和牌概率最高的番种中的牌型。因为摸到牌的随机性, 麻将每个回合可以说是瞬息万变, 实时分析胜率, 解释玩家长远目标的思路。

实际应用中发现, 这种方法的稳定性不及之前基于专家经验的方法。可以说是遇强则强, 遇弱则弱。如果麻将 AI 对隐藏信息的分析能力强, 此方法的有效性也会较高。如果麻将 AI 对隐藏信息分析能力弱则此方法准确率也会变低。也就是说基于概率统计的方法的全知视角是玩家不具备的, 分析隐藏信息能力强的 AI 具备一些全知视角的能

力所以相对稳定，而分析隐藏信息能力弱的 AI 分析全局的能力较弱，所以预测较不准确。

为了探寻通用的解说方法，能更好的解决玩家能力的问题带来的解说分析能力差异，我们需要解说方法具备两种视角，在兼顾玩家角度的分析出牌的同时也能有全局的分析能力，这样才能全面的解释玩家的行为。

3.2.3 专家经验和概率统计相结合的双视角预测方法

通过对基于专家经验的玩家视角预测方法和基于概率统计的全知视角的预测方法的分析，我们知道前者以玩家的角度分析预测出牌，相对局限；后者以全局的角度分析玩家出牌较为长远，但是对不同风格的 AI 稳定性不足。所以将两种方法融合可以得到通用的分析方法，可以更全面的解释不同风格的 bot 打牌逻辑。

3.2.3.1 双视角解说方式

所谓双视角解说方式指的是，先以第一视角站在玩家的角度，用基于专家经验的方法分析手牌并预测打出的牌。然后用全知视角，用基于概率统计的方法分析评估打出牌后，玩家的手牌可以排列组合成的牌型，并计算出概率最高的牌型作为玩家长期规划的牌型，这样就可以解释玩家出牌的原因。

首先用基于专家经验的方法，得到玩家潜在打出的牌，在手牌中去掉玩家倾向打出的牌，这时手牌剩余的牌便是手牌中有价值的牌。筛选掉玩家有价值牌中已经成型的顺子和刻子，剩下的牌便是搭子也就是差一张组成顺子或刻子的牌。这时我们将欠缺的牌添加到手牌中，如果一副搭子有两种组成不同顺子的可能，比如二、三万，摸到一万、四万，组成“一二三万”、“二三四万”两种不同的顺子。我们将根据两张牌剩余的情况，选择剩余牌数多的牌。这时我们用基于概率统计的方法根据玩家手牌找出玩家和牌距离最小且和牌概率不为 0 的牌型作为预测和牌的牌型。两种角度融合的方法从局部和长远角度全面解释了玩家打牌的逻辑。用代码的形式表达如图 3.8 所示：

```
1. 算法六：基于专家经验和概率统计的分析算法
2. function local_global_inspect(current_hand,remaining_tile,total){
3.     //using rule based model eliminate the valuable tiles
4.     var potential_discard=local_inspect(current_hand)
5.     //Comparing the current hand with estimated potential
6.     //discard to find out valuable in current hand.
7.     var valuable_hand=set_valuable_hand(current_hand,potential_discard);
8.     //Eliminating the tile already being in a group
9.     //return paired array.
10. var potential_straight=set_potential_straight(valuable_hand)
11. for(var i=0; i < potential_straight.length; i++){
12.     var temp_shun=potential_straight[i]
13.     //check if the tiles are next to each other
14.     if(temp_shun[0]+1=temp_shun[1]){
15.         //select tile with more tiles remaining
16.         if(remaining_tile[temp_shun[0]-1]>=
17.             remaining_tile[temp_shun[1]+1]){
18.             if(remaining_tile[temp_shun[0]-1]!=0){
19.                 valuable_hand.push(temp_shun[0]-1);
20.             }
21.         }else{
22.             if(remaining_tile[temp_shun[1]+1]!=0){
23.                 valuable_hand.push(temp_shun[1]+1);
24.             }
25.         }
26.         //check if there is only one tile to form the shun
27.         //and required tile not equal to 0.
28.     }elseif(temp_shun[0]+2=temp_shun[1]&&
29.             remaining_tile[temp_shun[0]+1]!=0){
30.         valuable_hand.push(temp_shun[1]+1);
31.     }
32. }
33. var score_type_info=global_inspect(valuable_hand)
34. return score_type_info;
35. }
36.
```

图 3.8 基于专家经验和概率统计的分析算法

举个例子，假设玩家摸牌后手牌为：["B2", "B3", "B4", "F2", "F3", "T2", "T4", "T6", "T6", "T7", "W2", "W3", "W4", "W8"]。首先根据基于专家经验的方法筛选出已组成顺、刻、对的牌["B2", "B3", "B4"],["W2", "W3", "W4"],["T6", "T6"]，接着根据剩余的牌中的搭子筛选出["T2", "T4"]，需要摸到的牌是三条。这时用全局视角知道还剩两张三条。这时我们将["B2", "B3", "B4"],["W2", "W3", "W4"],["T6", "T6"], ["T2", "T4"]这十张牌输入概率统计模型中，找到三色三同顺^①这个番种和牌距离最小且和牌概率不为0。在找到对应的番种后，我们再返回来看之前筛选排除的牌，也就是可能会打出的牌["F2", "F3", "T7", "W8"]。根据专家经验分析，优先打出过的牌和字牌，所以我们选择打掉["F2", "F3", "T7"]。这样不仅根据手牌解释了出牌依据并且分析了玩家长期的计划。

3.2.3.2 对专家经验和概率统计相结合的双视角解说方法的分析

通过前期的分析，我们提出了将基于专家经验的玩家视角预测方法和基于概率统计的全知视角相融合的双视角解说方法。该方法综合了之前两种方法的优点且互补不足，以基于专家经验的方法筛选出大概率会打出的牌，然后用基于概率统计的方法以全局角度分析玩家长期计划的番种。这种方法也可以用来分析选手打牌风格的预测。从实际应用效果来看这种分析方法较为稳定，为国标麻将解说评论系统的开发奠定了理论基础。

3.2.4 对玩家吃、碰（杠）、和牌行为的预测

对玩家吃、碰（杠）的行为预测主要是用基于规则和条件筛选的方法，对玩家“和牌”行为的预测只是用基于规则的检测方法。我们在这里主要讨论对吃、碰（杠）的行为预测。

吃、碰（杠）的行为预测，主要分为两步骤。首先需要判断AI玩家打出牌后是否满足吃、碰（杠）牌条件，其次是满足条件后玩家可以选择吃、碰（杠），或者继续让下个玩家摸牌。

^① 三色三同顺指在手牌中包含三个顺子花色互不相同且序数相同。

对于玩家是否满足吃、碰（杠）牌的条件，我们用基于规则的方法进行判断。在判断玩家是否满足吃牌条件时，我们只需要检查出牌玩家的下家，判断其有没有一对搭子可以与玩家打出的牌组成顺子。在判断玩家是否满足碰（杠）条件时只需要判断其余玩家手牌中是否有两张（或三张）相同的牌与出牌玩家打出的牌一致。

在玩家满足吃、碰（杠）的条件时，判断其是否会行动的时候，我们这里主要是用了专家经验的条件分析方法去评估玩家行动的倾向性。在判断玩家是否会吃牌时，我们发现如果下家手牌中没有与上家打出相同牌，吃牌的倾向性大于与有上家手牌相同的牌。在判断玩家是否会碰（杠）牌时，我们需要验证其余所有除出牌玩家的所有三个玩家的手牌，如果手牌中正好有两张（或三张）与玩家打出的牌相同，且通过排列组合后，不会与手牌中其他两张牌组成顺子，这时我们预测玩家会碰（杠）出牌玩家打出的牌。

根据国标麻将中对动作优先性的规则，“和”牌优先性最高，其次是碰（杠）牌，最后是吃牌。如图 3.9 所示，我们根据行为优先性规则和上述判断玩家行为的分析方法，提出了对吃、碰（杠）、和牌行为预测的算法。

首先将所有玩家信息（info），以及手牌，明牌（player_tile）带入函数 check_others_reaction。首先初始化 Boolean 变量 predict_hu, predict_gang, predict_peng, predict_chi，分别表示预测“和”牌、杠牌、碰牌、吃牌，将初始化值设为 false。然后根据上述方法进行判断，如果在“和”牌、碰（杠）牌，任何一个环节玩家满足行为的要求和条件，变量就会等于 true，只有任何一个变量为 true 那么就不需要检测下家吃牌的可能性。如果满足没有玩家满足“和”、碰（杠）的条件，可以检测下家是否满足吃牌的条件。

通过对吃、碰（杠）、“和”牌行为的预测，确保了分析预测 AI 玩家方法的完整性的同时也为解说词生成部分提供了更为丰富的内容。

```
1. 算法七：玩家吃、碰（杠）、和牌行为预测算法
2. function check_others_reaction(info,player_tile){
3.   var predict_hu,predict_gang,predict_peng,predict_chi=false; //initialize the boolean variable
4.   //check if there are any player able to Hu, Kong, Chi.
5.   for(let i =0; i < player_tile.length; i++){
6.     //eliminate player who discard the tile
7.     if(playerId!=i){
8.       //check players hand
9.       var temp_player_list=player_tile[i].current[1];
10.      //check the discard tile is someone's wining tile
11.      if(info[i].readHand==true&&info[i].winningTile.includes(tile)){
12.        predict_hu=true;
13.        //check if any player has 3 same tiles as the player discarded.
14.      }elseif(counter(temp_player_list,tile)==3){
15.        predict_gang =true;
16.        //check if any player has 2 same tiles as the player discarded.
17.      }elseif(counter(temp_player_list,tile)==2){
18.        var temp_check=check_shun(temp_player_list,tile);
19.        //check the pong tiles is not part of shun.
20.        if(temp_check.length==0){ predict_peng=true;}
21.      }
22.    }
23.    //check if the discard tile is not honor tiles
24.    if((tile[0]!="F"|| tile[0]!="J")&&(predict_gang==false&&
25.      predict_peng==false&&predict_chi==false)){
26.      //find the next player who discarded the tile
27.      var temp_previous = [];
28.      var pre_player=0
29.      if(playerId !=3){
30.        pre_player=playerId +1
31.      }
32.      temp_previous = check_shun(player_tile[pre_player].current[1], tile);
33.      //means player have the pre-shun tiles ,hand not contain the discarded tile, and player not ready hand
34.      if(temp_previous.length !=0&&!(player_tile[pre_player].current[1].includes(tile))
35.        &&info[pre_player].readHand!=true){predict_chi =true;}
36.    }
37.    return predict_hu,predict_gang,predict_peng,predict_chi;
38.  }
```

图 3.9 玩家吃、碰（杠）、和牌行为预测算法

3.3 解说词生成模型

解说词生成模型是将上述对玩家进行预测、分析和解释的数据转换为语言表达的方法，也是将分析结果直观呈现的方式。我们对每个回合的解说包括：对局情况描述、玩家预测分析和在实际出牌后对其余玩家决策的预测。解说的每一个部分都有固定的句式，下面我们来详细说明如何将数据转换为解说评论语句。

3.3.1 对局情况描述

对局情况描述指的是对一个回合中玩家动作的描述。玩家摸、打、吃、碰、杠、和哪张牌都属于玩家在一个回合中的动作。这个环节不需要分析只需要将玩家的动作和涉及到的牌用文字的形式表达为“玩家+动作+牌”。举个例子，“0号玩家摸到八万”、“3号玩家和六万”等。只要介绍对局中发生了什么，不需要带入个人的理解分析。接下来我们在描述性语句后面加入分析性的语句。

3.3.2 对玩家预测分析

首先对所有玩家在开局摸牌后，先用基于概率统计的方法预测玩家和牌的番种及牌型，无需预测玩家打出的牌。这样可以使用户以概率统计的角度理解开局后手牌的可能性。对开局的解说评论可以是“根据系统分析，可以考虑做混一色。当前预测概率最高的组合为：八筒刻、东风刻、北风刻、一、二、三筒顺、九筒将。

开始行牌^①后，通过基于专家经验和概率统计的双视角解说方法，我们分析手牌后可以得到玩家预计会打出的牌和全局视角预测的最终和牌番种和牌型。由于麻将比赛回合进行较快，所以我们的解说也必须精简。我们采用在摸牌回合时，预测玩家打出的牌，然后在出牌回合中验证并解释原因。如果玩家在摸牌后可以听牌，可以在摸牌回合中解释，出牌回合中仅需要验证无需再解释。

在摸牌回合中，首先验证玩家摸到的牌是否在预测玩家打出的牌中。如果不在其中我们可以生成评论语句“保留 xx，可以打掉 xx、xx”，如果在其中，评论语句为“可以

^① 行牌指的是庄家在开局摸完牌后，开始出牌。

打掉 xx、xx”。如果牌中有搭子的话也会加以补充，比如说“四筒、五筒，等三筒、六筒。六条、八条，等七条。”这样可以提示用户，玩家在等什么牌。如果玩家在摸到牌后有听牌的可能，系统将指出玩家打出牌后听牌，和哪张牌以及摸到那张牌的概率和分析玩家当前的番数和番种。比方说评论语句可以是“可以打掉一条后听牌。当前和七条。剩余：2张七条。当前胜率为：3.704%。当前番数为：9番。分别是：双暗刻（2）、暗杠（2）、幺九刻（2）、缺一门（1）、单钓将（1）、花牌（1）”，若番数不够在后边加上“番数不够，需继续换牌”。

在出牌回合中，首先验证玩家实际打出的牌是否在预测的牌之列。如果在其中则说明系统预测准确，所以评论可以是，“果然打掉了 xx”。如果不在预测的牌之列，说明预测不准确，评论语句表现为“没打掉 xx，xx，而是打掉了 xx”。在解释原因时如果当前牌没有明确的全局分析结果，系统将根据手牌局部分析玩家出牌原因。局部解释理由可以是“缺一门”、“无字”、“与其他牌不搭”等。而当将全局分析有结果时，再在后面加上之前提到的对番数和番种的分析。需要注意的是如果在摸牌回合中预测听牌并解释了番数和番种的情况则在出牌回合无需重复解释。

3.3.3 判断其余玩家决策

经过我们的预测、验证、分析后我们对玩家实际打出的牌带来的后果进行分析。无非有三种后果，和、碰（杠）、吃牌。根据国标麻将规则和牌的最为优先，其次是碰（杠），在没人和、碰（杠）后玩家才能吃牌。也就是说打出的牌有玩家和，其余玩家不能碰（杠）或吃，同理打出的牌有玩家碰（杠），下家不能吃。根据动作的优先性我们一一验证。

首先，我们验证玩家出牌后有无玩家可以和牌，只需验证已听牌的玩家，如果这张牌是其和的牌之一且累计番数大于等于 8 时，我们才会生成“点炮！”，如果累计番数小于 8 时，我们就会生成“xx 玩家番数小于 8，不能和牌”。

接着验证其余玩家碰（杠）情况，首先分析杠。如果玩家打出的牌在其他玩家手中有一副刻，我们可以生成评论“xx 玩家可以杠 xx（牌）”。如果其他玩家手牌中的一副

刻可通过不同的排列组合方式组成一副顺和一对将牌，比如玩家手中有七、八、九万和一对八万。在这种情况下，系统将建议玩家碰牌，如果杠牌的话就得打掉七九万。同理玩家打出的牌在其他玩家手中有一对将牌的情况下，系统就会生成“xx 玩家可以碰 xx（牌）”。同样在既是将牌又是顺中一张牌的情况下系统同样不建议玩家去碰牌。

最后来验证吃牌，这时仅需要看当前玩家的下家的手牌，如果下家手牌中正好有一副搭子，系统便会生成评论像“0 号玩家二、三万吃一万”的评论。如果玩家手牌中已有该牌且已组成顺子，在这种情况下，系统将会查看玩家明牌的情况，如果玩家明牌较多，则系统会建议玩家继续吃牌，因为可以做**全求人**^①如果成功玩家可以获得 6 番。

3.4 小结

本章介绍了国标麻将的分析方法，在借鉴人类解说逻辑的基础上结合国标麻将自身的特点提出一套适用于国标麻将 AI 的解说逻辑。其中重要的步骤就是需要对玩家出牌进行预测并分析原因，为了解决这个问题，这里提出两种分析方法，基于专家经验的玩家视角预测方法和基于概率统计的全知视角预测方法。对每种方法思路、算法以及计算公式详细研究分析后结合两种方法的优点，提出将两种方法融合的基于专家经验和概率统计的双视角解说方法，以国标麻将 AI 的视角预测可能会打出的牌，然后利用全知视角给出出牌的原因。

^① 全求人指玩家手牌中所有的顺、刻都是通过吃碰组成的。

第四章 雀圣 AI 行为预测方法的准确性评估实验

上一章提出了基于专家经验的玩家视角预测方法和基于概率统计的全知视角预测方法，并分析了两种方法的利弊，最终得出“局部分析，全局评估”的解说方法。为了定量地评估方法的有效性，这一章我们将通过实验，验证该方法的有效性。后续内容中将详细介绍实验设计和实验结果。

4.1 数据准备

4.1.1 数据来源

实验数据来自于 Botzone 的国标麻将游戏数据集。该平台主要支持 AI 对局，但也有少数人机对局以及人人对局。针对本文研究主题，我们所有的数据全部都是 AI 对局。由于该数据集主要来源于用户日常的测试和比赛，所以难免会出现错误的情况，所以应先对所用数据进行筛选。同时为了评估国标麻将分析方法的通用性，随机选择有效对局。所选麻将 AI 的水平有所差异，这样也可以验证本分析方法针对不同种类的 AI 的通用性。

4.1.2 数据预处理

筛选后的有效对局并不能直接使用。由于数据集是用来帮助用户开发麻将 AI 的，所以数据并没有完整的记录每个玩家每个回合的手牌以及已经打出去的牌，而是只在开局时给每个玩家随机生成 13 张手牌。后续只是记录每个玩家在每个回合的动作以及涉及的牌。所以在预测分析玩家前需要对数据进行预处理。

预测玩家的动作主要根据玩家当前的手牌，以及所有玩家打出的牌，还有明牌（吃、碰、杠亮出的牌）。分析玩家的全局视角，需要知道 34 种牌（1-9 万、1-9 条、1-9 筒以及 8 张字牌）的剩余情况，和牌堆剩余情况。根据需求，我们需要将数据进行预处

理。如图 4.1 所示，展现了在第 63 回合的情况，首先除了动作，玩家以及涉及的牌等基本信息外，还提供了预测分析所需的数据。Player_tile 这个数组记录了每个玩家的所有信息，以 1 号玩家为例为 player_tile[1].current[0] 表示当前花牌，player_tile[1].current[1] 表示当前手牌，player_tile[1].current[i], $i \geq 2$ 表示当前明牌。player_tile[1].fixed 表示明牌的动作来源，player_tile[1].played 表示已出牌。在对玩家当前信息进行记录的同时，也记录了全局信息，tilecnt 记录了剩余总张数，remaining_tile 记录了 34 种常规牌，以及 8 张花牌的剩余情况。对数据的预处理是我们研究和实验不可或缺的步骤。

```
▼ 63:
  action: "PLAY"
  ▶ canHu: (4) [-3, -3, -3, -3]
  comments: "打九条"
  id: 63
  movedTileID: 413
  ▶ numTiles: (4) [13, 13, 14, 13]
  player: 3
  ▼ player_tile: Array(4)
    ▼ 0:
      ▼ current: Array(2)
        ▶ 0: (4) ["H1", "H3", "H4", "H5"]
        ▶ 1: (13) ["B4", "B5", "T4", "T5", "T6", "T6", "T8", "W1", "W1", "W2", "W2", "W3", "W3"]
          length: 2
        ▶ __proto__: Array(0)
      ▶ fixed: []
      ▶ played: (7) ["F2", "F3", "J2", "J3", "B7", "W9", "F1"]
      ▶ __proto__: Object
    ▶ 1: {current: Array(2), played: Array(6), fixed: Array(0)}
    ▼ 2:
      ▶ current: (4) [Array(1), Array(7), Array(3), Array(4)]
      ▼ fixed: Array(2)
        0: ("CHI", "B2", 2)
        1: ("GANG", "F4", 0)
        length: 2
      ▶ __proto__: Array(0)
      ▶ played: (7) ["W9", "F2", "F1", "F1", "B9", "W5", "B7"]
      ▶ __proto__: Object
    ▶ 3: {current: Array(3), played: Array(8), fixed: Array(1)}
      length: 4
      ▶ __proto__: Array(0)
  ▶ remaining_tile: {W1: 0, W2: 2, W3: 0, W4: 3, W5: 2, ...}
  runTime: 1.5
  tile: "T9"
  tileCnt: 57
```

图 4.1 预处理后数据样例

4.2 预测 AI 出牌行为的准确性评估实验

分别用基于专家经验预测方法、基于概率统计预测方法、基于专家经验和概率统计相融合的预测方法，分别预测出玩家要出的牌再与玩家实际出的牌对比，相同则表明预测准确，不同则表明预测失败。这里我们每次预测 3 张左右的牌，玩家实际出牌与任何一张相同，都视为预测正确。这里我们将分别用基于专家经验预测方法、基于概率统计预测方法、基于专家经验和概率统计相融合的预测方法进行对比试验。

4.2.1 实验过程

随机选择 955 局国标麻将有效对局（筛选掉含诈和、荒庄、错误的对局），记录对每个玩家预测出牌正确的次数、每个玩家的总出牌次数、所有玩家预测正确的次数，以及对局中出牌的总次数。我们做的是麻将 AI 的解说方法研究。这与麻将 AI 本身的研究还是有所不同。本分析方法的预测针对所有种类的 AI，所以开局阶段会提供 3-5 张的预测出牌备选，玩家打哪张牌都会有不同的解释，如果实际打出的牌在预测备选之列则视为预测正确。而随着对局的进行，随着玩家选择性的变少，备选牌也会逐渐变少。

4.2.2 实验结果及分析

随机选择 955 场对局后，记录每个摸牌回合中通过算法预测玩家打出的牌，在下一个打牌回合中，验证玩家打出的牌是否包含在预测的数组中。如果正确则预测正确数加 1，且预测总数加 1，如果不正确则预测总数加 1。

通过记录和运算，在 955 场对局中一共有 45050 次出牌回合，如表 4.1 所示，基于专家经验的预测方法一共预测正确的回合数为 30355，预测玩家出牌准确率为 67.38%。基于专家经验的预测方法一共预测正确的回合数为 27755，预测玩家出牌准确率为 61.61%。基于专家经验和概率统计相融合的预测方法一共预测正确的回合数为 34167，预测玩家出牌准确率达到 75.84%。

表 4.1 预测出牌准确率实验结果

	正确回合数	总回合数	准确率
专家经验	30355	45050	67.38%
概率统计	27755	45050	61.61%
专家经验+概率统计	34167	45050	75.84%

最终将基于专家经验和概率统计相融合的预测方法准确率最高,因为其在充分考虑自身的手牌之外还充分利用概率统计的方法具有了全局观。通过三种方法在对每一场对局准确率的统计,如图图 4.2 所示,给出了三种方法在 955 场对局中准确率的分布,由图可以看出,基于概率统计的方法,超过 400 场准确率集中在 60%~70%之间,也有将近 200 场集中在 70%~80%之间。基于专家经验的方法也有将近 400 场在 60%~70%之间,而有超过 300 场集中在 70%~80%之间多于基于统计的方法。最后基于专家经验和概率统计相融合的预测方法超过 822 场准确率大于 60%,在 70%~80%、80%~90%,以及 90%以上的对局分别都有超过 200 场对局,说明基于专家经验和概率统计相融合的预测方法准确率最高且预测玩家出牌相对稳定。

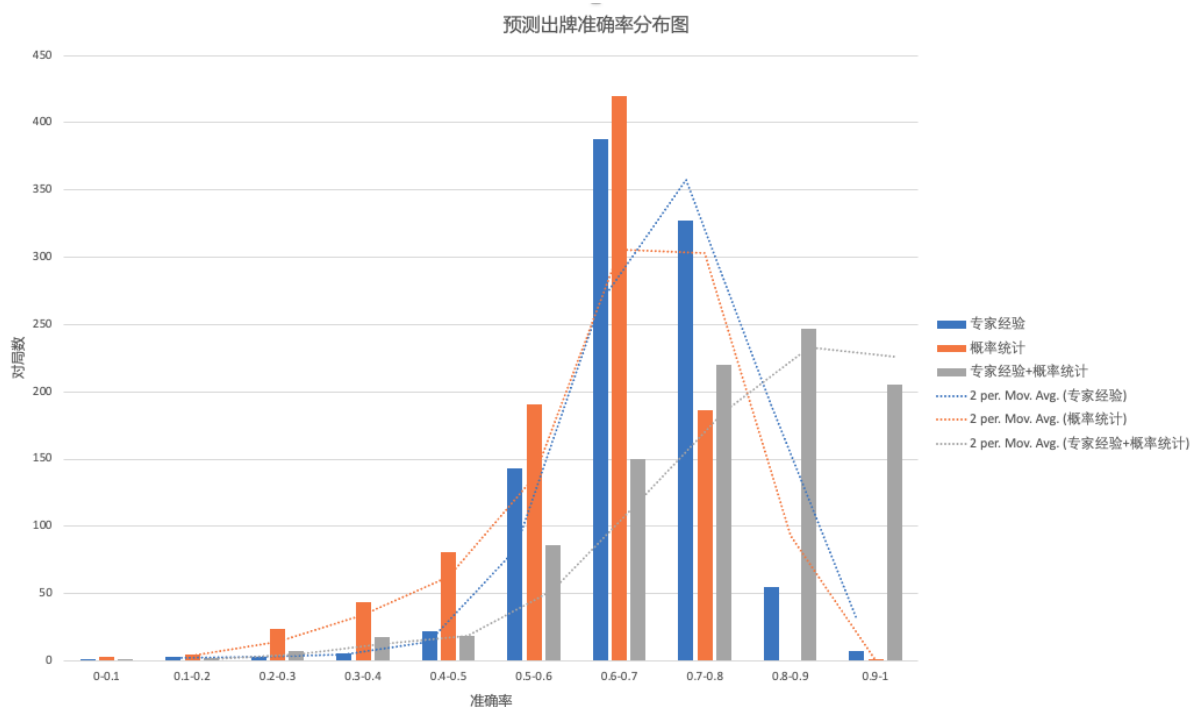


图 4.2 出牌预测准确率分布图

基于专家经验的预测方法和基于概率统计相融合的预测方法，分别以玩家第一视角和全局视角去分析玩家出牌。基于专家经验的预测方法准确率较高是因为这种方法以玩家的角度去分析出牌，这也符合大部分麻将 AI 的出牌思路。而基于概率统计的方法只考虑了全局观，实时计算分析出，当前回合“和牌”概率最高的牌型，并没有因地制宜的全面考虑玩家自己的手牌。

4.3 预测 AI 吃牌行为的准确性评估实验

除了预测出牌之外，雀圣国标麻将分析方法还可以预测 AI 吃牌行为。为了全面评估分析方法的稳定性，需要对预测 AI 吃牌进行试验。在对其余玩家行为预测的时候，这里我们直接用的是基于规则和专家经验进行条件筛选的方法，并没有用预测出牌时的三种方法。

4.3.1 实验过程及评价指标

将随机选择的有效对局中不含吃牌的对局去掉，最终得到 700 场对局。由于吃牌不同于出牌，玩家在满足吃牌条件时，可以选择吃牌或者不吃牌。为了全面的评估预测吃牌算法的准确性，我们从两个方面进行评估 1) 算法预测正确的次数占算法一共预测的次数比例，我们将这个比例称为精确率 (Precision)；2) 算法预测正确的次数占实际对局中发生吃牌的次数，我们将这个比例称为召回率 (Recall)。精确率可以反映出预测吃牌算法的对玩家吃牌倾向性判断的准确性，召回率则可以反映出预测吃牌算法能否准确预测玩家吃牌。根据公式 4.1、4.2，我们需要在实验过程中记录 1) 算法预测吃牌且在实际对局中吃牌的次数 (TP)；2) 算法预测吃牌，但实际对局中没有吃牌的次数 (FP)；3) 算法预测没有吃牌，但是实际有吃牌的情况 (FN)。最后我们通过公式 4.3 计算 F-score，平衡精确率与召回率之间的关系。

$$Precision = \frac{2TP}{TP+FP} \quad 4.1$$

$$Recall = \frac{2TP}{TP+FN} \quad 4.2$$

$$F_{score} = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad 4.3$$

4.3.2 实验结果及分析

在 700 场对局中，如表 4.2 所示，实际吃牌的回合数为 2786，预测正确的所有玩家吃牌的次数（TP）2336，预测吃牌但实际没有吃牌的次数（FP）为 885 次，在预测没有吃牌但实际吃牌的次数（FN）450 次。通过计算精确率为 72.52%、召回率为 83.84%、F-score 为 78.08%。

表 4.2 预测吃牌实验结果

TP	FP	FN	实际吃牌 回合数	精确率	召回率	F-score
2336	885	450	2786	72.52%	83.84%	78.08%

实验中分别记录了 700 场对局中分别记录了每一场对局中预测正确的所有玩家吃牌的次数，预测吃牌但实际没有吃牌的次数，预测没有吃牌但实际吃牌的次数，通过计算可以得出每一场对局的精确率、召回率、F-score，如图 4.3 所示，表现了 700 场对局中每一场对局预测玩家吃牌的精确率、召回率、F-score 的分布情况。从图中可以得出，所有对局的精确率、召回率、F-score 都大于 40%，大多数对局精确率分别集中在 50%~60%，60%~70%，以及 90% 以上，其次召回率将近 400 场对局召回率在 90% 以上。对于 F-score 相对集中在 60%~70% 和 80% 以上。

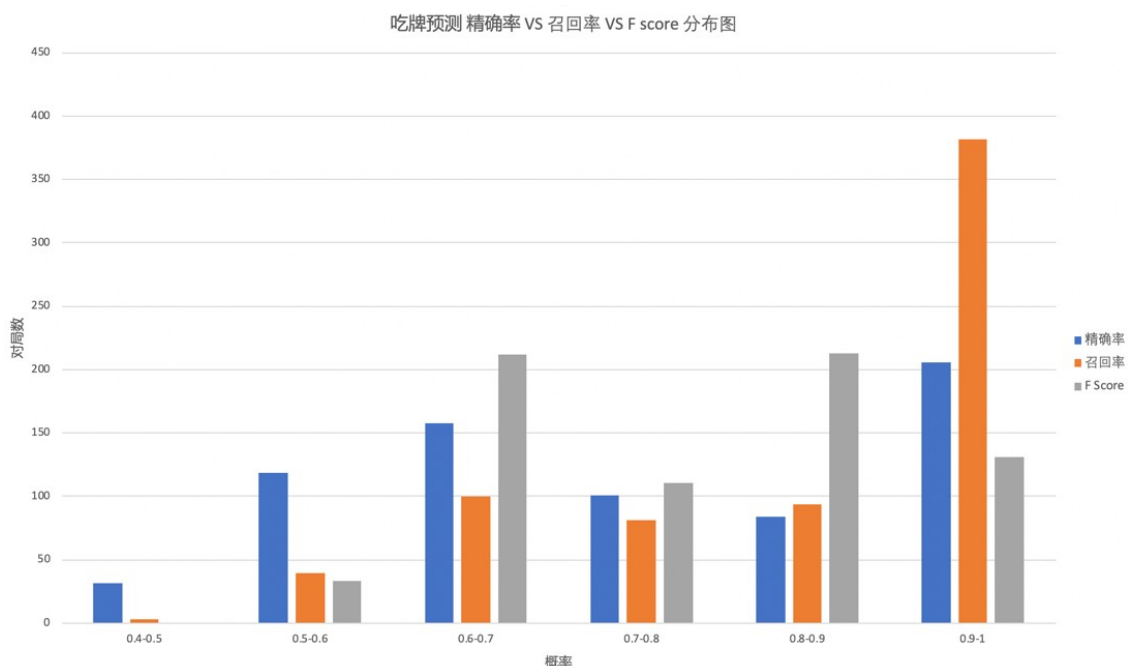


图 4.3 吃牌预测概率分布图

通过观察吃牌预测概率分布图，可以发现预测吃牌但实际没有吃牌的次数要比预测没有吃牌但实际吃牌的次数多，说明本分析方法对玩家吃牌相对敏感，所以会发生预测吃牌但实际没有吃牌的情况，而预测不出实际吃牌的情况相对较少，说明该分析方法可以预测出绝大多数实际吃牌的情况。

4.4 预测 AI 碰牌行为的准确性评估实验

碰牌是麻将中必不可少的战术之一，玩家可以通过碰牌得到自己需要的牌。雀圣国标麻将分析方法同样可以预测 AI 的碰牌行为，为了全面评估分析方法的稳定性，我们需要对预测 AI 碰牌行为进行实验。

4.4.1 实验过程

将随机选择的有效对局中不含碰牌的对局去掉最终得到 700 场对局。与吃牌实验中涉及到的评估指标一致，实验也需要计算，计算精确率与召回率，以及 F-score，在实

验中我们需要记录 1) 算法预测碰牌且在实际对局中碰牌的次数 (TP) ; 2) 算法预测碰牌, 但实际对局中没有碰牌的次数 (FP) ; 3) 算法预测没有碰牌, 但是实际有碰牌的次数 (FN) 。

4.4.2 实验结果及分析

在 700 场对局中, 如表 4.3 所示, 实际碰牌的回合数为 1822, 通过算法预测正确的所有玩家碰牌的次数 1656。预测碰牌但实际没有碰牌的次数为 1183 次, 预测没有碰牌但实际碰牌的情况 166 次。通过计算得到精确率为 58.33%, 召回率为 92.12%, F-score 为 71.43%。

表 4.3 预测碰牌实验结果

TP	FP	FN	实际吃牌 回合数	精确率	召回率	F-score
1656	1183	166	1822	58.33%	92.12%	71.43%

实验中分别记录了 700 场对局中分别记录了每一场对局中预测正确的所有玩家碰牌的次数, 预测碰牌但实际没有吃牌的次数, 预测没有碰牌但实际碰牌的次数, 通过计算可以得出每一场对局的精确率、召回率、F-score, 如图 4.4 表现了 700 场对局中每一场对局预测玩家吃牌的精确率、召回率、F-score 的分布情况。从图中可以发现, 精确率相对平均分布在每个概率区间内, 都没有超过 200 场对局的情况, 而召回率则相对集中在 90%以上这个区间, F-score 大多集中在 50%~60%、60%~70%、80%以上几个区间内。

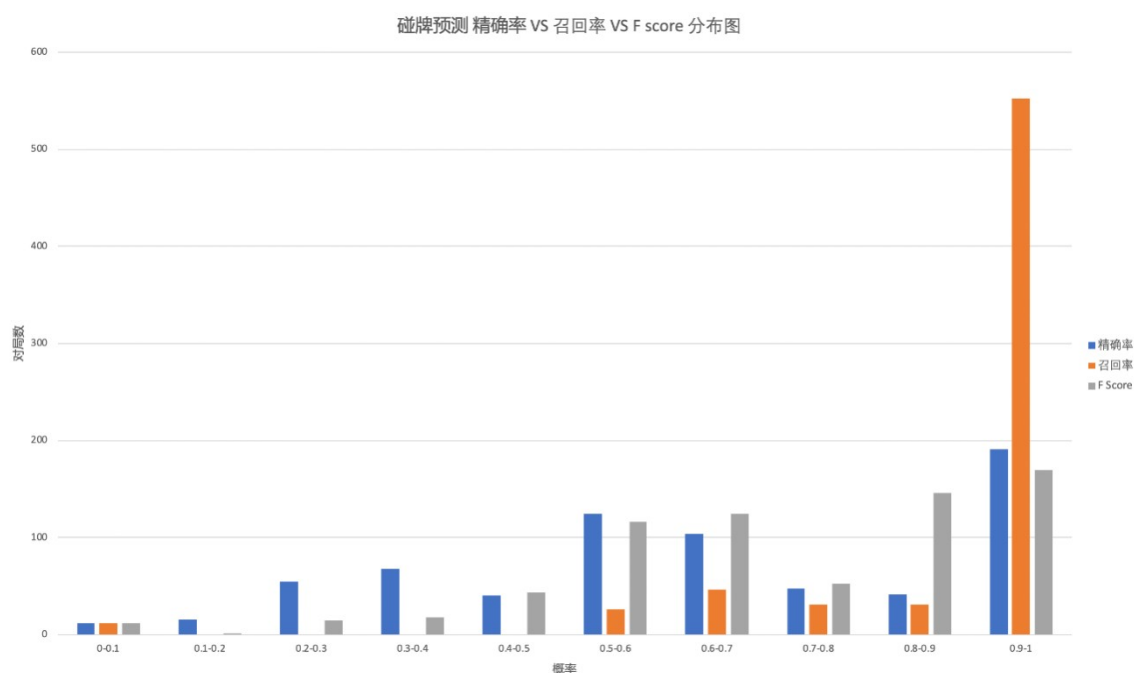


图 4.4 碰牌预测概率分布图

从图中可以得出，召回率同样相对集中在 100%附近，说明本分析方法可以预测玩家碰牌的算法可以预测出多数实际碰牌的情况。预测碰牌但是实际没有碰牌的情况较多，说明本分析方法总是预测玩家碰牌但实际情况却没有碰牌。然而预测没有碰牌但是实际碰牌的情况较少，说明本预测算法预测不出实际碰牌的情况相对较少。

4.4 小结

本章节首先介绍了实验的数据来源，以及在实验前的数据预处理方法。在整理好数据后分别对预测玩家出牌、吃牌、碰牌的准确性进行实验。预测玩家出牌的实验结果表现不错，基于专家经验和概率统计相结合的方法能够预测 75.84%的出牌。对于预测玩家吃牌方面，分析算法可以预测出大部分实际发生的吃牌情况。但是有些时候也会预测吃牌但实际情况没有吃牌的情况。过度预测在吃牌以及碰牌中都有所表现，尤其是在预测碰牌的方面。但是预测碰牌的算法可以准确预测出大部分实际发生碰牌的情况，这一点优于吃牌的算法表现。

第五章 雀圣国标麻将自动解说评论系统

为了帮助人们理解 AI 打牌的逻辑，以及帮助对国标麻将感兴趣的人学习理解国标麻将。我们设计实现了一个可以在比赛回放的同时自动生成对玩家打牌的解说评论的系统，这样的表现方式更为直观。同时该系统也使国标麻将比赛更具观赏性，也可以应用在麻将 AI 赛事的转播中，可谓一举多得。

5.1 系统的总体框架

该系统是一个网络应用程序，可以在 PC、Mac 和移动端等不同设备上方便使用。用户可以随时随地通过浏览器观看学习国标麻将 AI 比赛。系统支持上传和解析比赛数据。玩家可以选择文件中包含的比赛数据回放比赛，并同时观看自动解说。

系统采用经典的 MVC (model-view-controller) 架构模式，如图 5.1 所示，用户在浏览器中发起请求，控制器 (controller) 通过 Ajax post 方法调取后端模型 (model) 调取本地或数据库中的数据并处理后传输回前端，最后通过控制器更新前端视图 (view)。

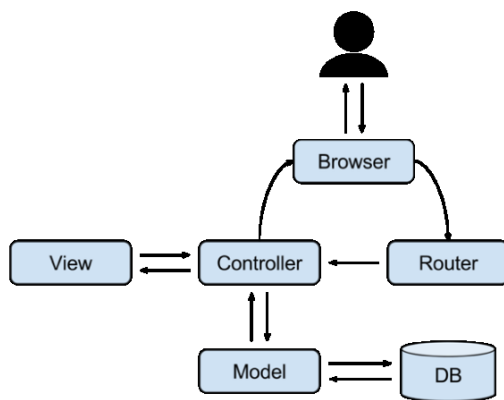


图 5.1 MVC 系统构架

后端主要是处理前端传送过来的请求，调取服务器中对应的文件并解析文件中包含的比赛数据，并根据前端数据的需求分析处理，然后打包成 json 格式再传回前端。本系统采用基于 Node.js 的快速开发框架 express.js。该框架提供精简的基础 web 应用特性，同时具有强大的包管理器 (npm)，使开发更为高效轻便。适用于需要实时更新的系统。

前端使用 HTML/CSS 及 JavaScript 编写，HTML/CSS 框架采用 Bootstrap 4 拥有标准化的布局组件、插件等，可以快速部署设计界面且支持多平台、多浏览器的响应式设计。JavaScript 框架采用经典的 jQuery 同样轻量简洁，同时封装了很多常用函数通过 API 方便调取。同时用 D3.js 框架搭建麻将回溯界面，D3.js 是一个基于 web 标准的 JavaScript 可视化库，强大的可视化组件可以将动态数据实时展现。

5.2 系统设计中的重点和难点

国标麻将解说不同于其他棋牌赛事的解说，麻将回合进行的十分迅速，摸排出牌间比赛局面瞬息万变。一个麻将解说系统的主要重点和难点在于：1) 需要设计一个完整的符合逻辑的解说流程；使得用户能够在适当的时候得到他们想要的信息；2) 需要能够相对准确地预测出玩家可能的行为及其原因；3) 在预测不准确时，需要给出合理的解释，并能够在后续的回合中跟进这一意料之外的变化；4) 由于用户是在回放过程中同时获得解说信息的，而麻将比赛回合节奏快，信息量大，如何有效呈现信息也是一个难题。在第三章中我们给出了解说逻辑和麻将 AI 行为预测方法，在这一章中，我们会具体给出系统实现和界面设计方面的考量。

5.2.1 系统流程设计

如图 5.2 所示，用户进入系统后，可以选择已经上传的比赛文件或者上传新的比赛文件。上传完成后可以选择想要展示的比赛文件，文件解析后选择需要观看的对局。经过后台对数据的处理后，转入观看对局界面，用户除了一些基本操作外，还可以通过点击评论键弹出解说评论界面观看解说分析，也可以点击声音键，简短播报对局情况。

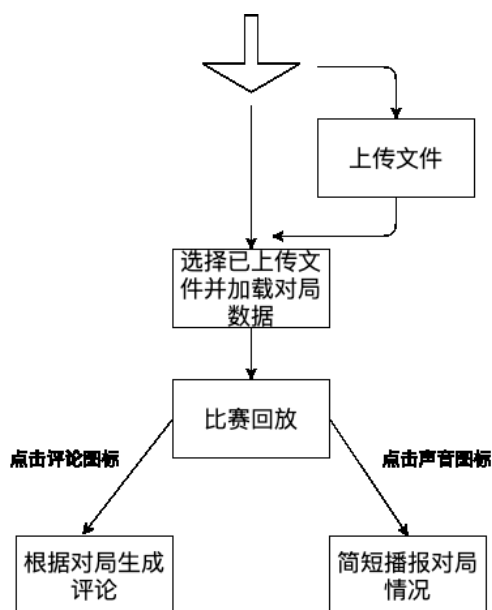


图 5.2 系统流程设计

5.2.2 前端重点和难点

根据系统流程的设计，系统可以分为加载上传页面或者主界面。主界面包括比赛回放和解说评论展示两个方面，这也是前端最为重要的两个环节。前端是用户对系统最直观的感受，因此对前端的开发就显得尤为重要。

5.2.2.1 比赛回放

首先要对界面进行合理规划，由于系统比赛回放是展现麻将 AI 最直观的表现所以需要麻将界面置于中央部分。在现实中麻将桌大多数都是正方形的，所以将界面设计成正方形。根据界面按比例设计出麻将牌的大小，麻将牌本身长宽比和排上符号的比例，需要与现实中麻将牌的比例一致。合理分配麻将桌的空间规划好玩家手牌位置以及出牌位置，按照一定的比例。如图 5.3 所展现，麻将回放界面的空间得到了合理规划。

麻将界面在行牌时，一定是一个动态的过程展现。随着对局回合的进行，玩家手牌、打出的牌都在不断的变化。首先每张麻将牌需要不同的 id 便于查找，接着需要注意的是麻将运动的速度和轨迹。根据麻将中不同的动作，合理规划好每个回合所用的时间。

计算每张移动牌需要到达的位置等。其次因为是比赛回放，所以也要一个播放控制栏方便用户在不同的回合间切换。

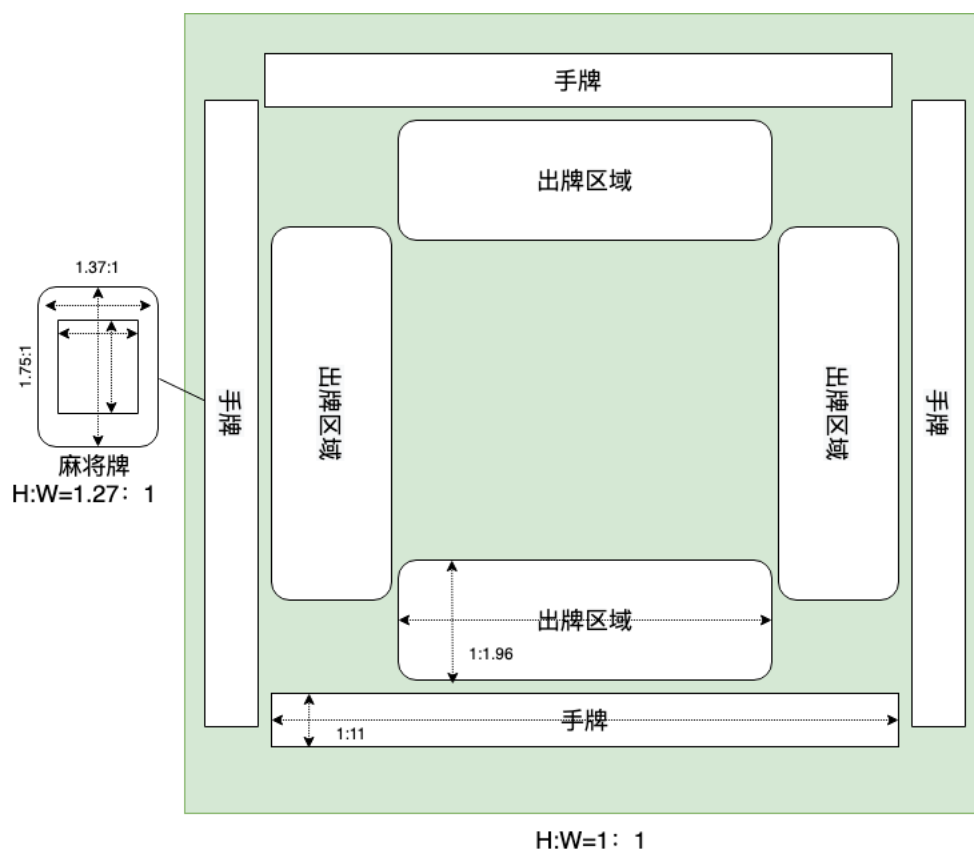


图 5.3 麻将界面设计

5.2.2.2 解说展示

解说展示需要配合比赛播放，根据播放的时间点，生成解说对应的解说语句。在形式上需要便于用户观看，可以考虑将解说评论界面置于播放界面的旁边。由于播放界面已经放置在主界面的中间，如果解说评论界面弹出后置于播放界面左边，那右边的空白处空间上就会浪费且影响美观。所以可以设计为将麻将播放界面整体向右滑动，然后再弹出解说界面。两个界面占主界面的比例为 1:2，解说评论界面变大，方便用户在观看麻将回放的同时阅读麻将解说词。

在生成解说评论时也需要注意游戏播放的时间点，这个解说评论如果生成早于或晚于播放的步骤，也会影响用户体验。这里涉及到前端同步和异步加载的问题，需要进行不断的测试。

为了更好的用户体验，可以将生成解说评论语言直接转换为语句的形式，但是需要注意的还是与游戏播放同步。阅读的速度一定比语速要快，如果生成的解说语句过多还没有播报完就进入下一个回合，那随着比赛的进行可能就会发生解说声音与播放内容不符的局面，所以需要控制解说语句的长度。

5.2.3 后端重点和难点

后端主要工作是对前端所需数据的处理，可以分为比赛播放数据和解说评论数据。在处理这些数据之前，需要对文件中比赛数据进行提取和预处理。生成比赛回放数据，接着根据回放数据生成解说评论数据源。

比赛回放数据对除了生成第四章提到的每个回合玩家的手牌、明牌、已出的牌之外，还需要对回合中移动的牌进行处理。出牌情况需要找到牌在手牌数组中的位置，通过计算得出对应的前端 id。如果是吃牌或碰牌的情况，除了找出手牌中的两张牌，还需要从打出牌数组中找到需要吃或碰的那张牌的 id。

对解说评论数据的处理是本文的重点，也是本系统中最为重要的环节。首先对比赛回放数据进行处理，通过第三章提出的基于专家经验和概率统计相融合的方法，生成预测玩家打出的牌、其他玩家潜在动作等。然后通过解说生成模型，将预测数据转换成文本数据。最终再将比赛回放数据和解说评论数据打包传回前端。

5.3 系统平台实现中的重点和难点

平台设计提出了对系统的需求，根据需求开发并实现所有提出设计功能。在实际开发中遇到了许多问题。

5.3.1 比赛回放界面的实现

由于比赛回放是一个动态过程，再加上可以通过播放器调整比赛进度。所以在开发中遇到了很多困难。首先就是时间问题，由于麻将中每个动作都需要时间去完成，在确定本回合的动作完成后下一个回合的动作才能开始。稍有差异几个回合后有可能出现，本回合还没有完成下回合就会开始的情况。

计算时间的方法为计算每个回合中涉及的动作所需的时间。用 `setTimeout` 的方法安排每个动作的先后顺序。比如说吃牌这个动作，首先需要亮出玩家手牌中两张牌，然后将上家打出的牌移动至两张牌的位置，并组合成顺子放回手牌中，重新整理后本回合完成。每个步骤需要的时间不同，亮牌需要 1 秒、移动牌需要 1.5 秒、放入手牌需要 0.5 秒。由于亮牌需要 1 秒，用 `setTimeout` 将移动牌的时间设置到 1.1 秒。可以理解为亮牌需要 1 秒，1.1 秒后开始移动牌。用这个方法可以推算出 2.6 秒后执行放入手牌动作。整个回合用时 3 秒，所以下一个回合会在 3.1 秒后执行。用这种方法可以将整个对局用时间来表示。

将比赛回放的时间安排好后，根据时间点插入，将每个回合的解说以及解说文字转化成音频。在语音播报时，由于语速问题无法播报完成，所以经常播放中断然后就进入下一个回合。所以我们将播报变得极为简短，只播报“玩家+动作+牌”。这样可以在用户观看解说评论时，知道回合基本情况。

5.4 系统的使用方法及效果

通过之前的论述，我们知道了国标麻将自动解说评论系统的设计和解说的底层原理。为了更直观的表现整个解说评论过程，同时增加用户体验。我们也设计了前端 GUI，通过图形界面的操作方便的查看国标麻将对局过程。

5.4.1 部署安装

1. 将国标麻将解说评论系统部署到 Linux 服务器后，在该系统根目录中运行 `npm install`，安装系统所需要的 Node.js 包管理工具以及框架。

2. 安装完成后运行 `npm run dev` 启动服务器。对于测试仅需在浏览器中输入 <http://localhost:5000>,如需更改地址可以在 `./client/js/ip.js` 中更改指定的 ip 地址。

5.4.2 界面及功能

在浏览器中打开系统后,首先需要选择对局或上传新的比赛文件再选择对局。选择完成后系统后端加载请求返回对局数据并进入主界面如图 5.4 所示。整个系统主界面十分简洁,麻将界面位于正中,在界面下方简洁的控制栏,操作十分便捷。

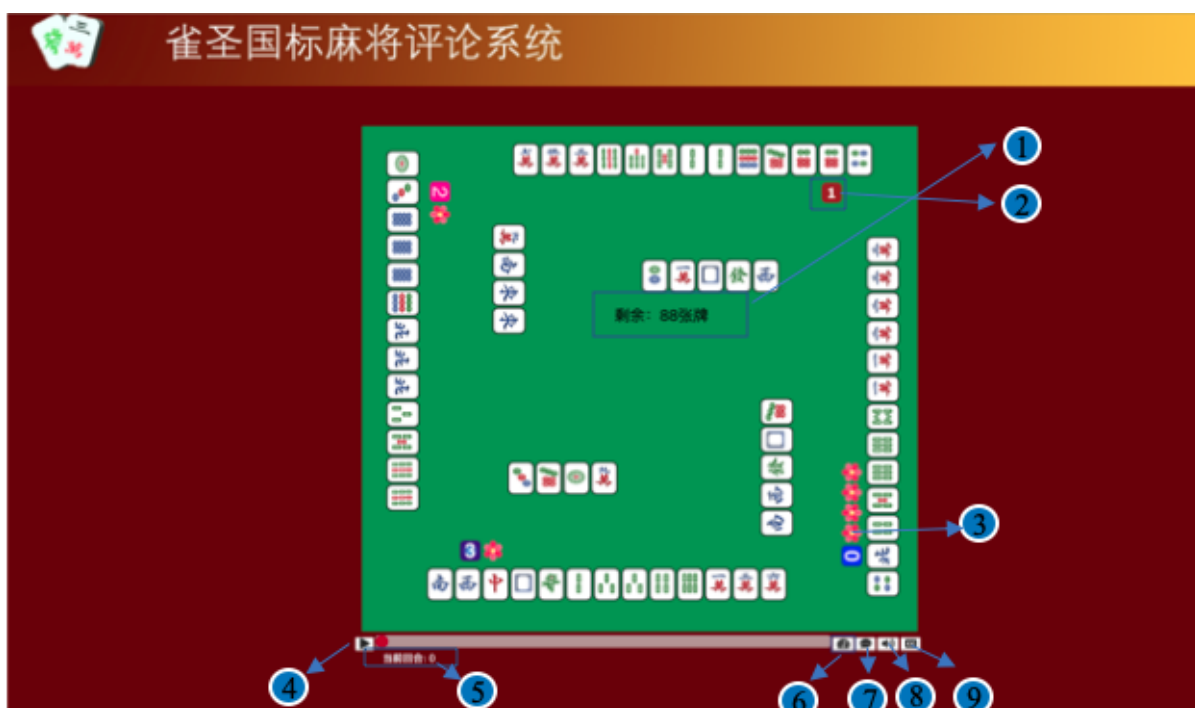


图 5.4 国标麻将解说评论系统主界面

- ①显示当前剩余牌数
- ②玩家头像, 点击玩家头像可只显示对该玩家的解说评论
- ③摸到花牌的数量
- ④播放键, 点击后播放比赛, 再起点击后暂停比赛
- ⑤当前的回合数(每一个动作算一个回合)
- ⑥调整播放速度, 鼠标置于图标上方后调整滑动键调节速度。

⑦评论显示键，点击图标后，界面左边将会显示汇总的解说评论。

⑧播放声音键，点击后可以播报玩家摸牌以及出牌情况。

⑨字幕按键，点击后会在屏幕的中央，剩余牌数的下方弹出字幕，仅显示当前对局的品论。方便用户观看比赛的同时阅读评论语句。

如果用户需要观看系统生成的解说评论时只需要点击评论图标，整个麻将界面会向右侧平顺滑动，然后在左面出现生成解说评论的文本框如图 5.4 所示。每个回合，评论语句都会从文本框的底部弹出，并高亮解说评论语句 1 秒钟以提示观看用户有新的解说评论生成。如果玩家听牌，如图中第 70 回合所示，系统可以检测出玩家当前“和”哪张牌，牌的剩余情况，以及摸到这张牌的概率。同时也可以检测玩家和牌后的番数以及所有番种。



图 5.4 国标麻将评论界面

如果玩家在因切换目光过于劳累，可以打开语音播报功能收听解说，也可以点击字幕键，此时就会在其下方出现仅显示当前回合的解说评论。这样用户就可以专注的观看对局，当需要看之前的解说评论时再将目光切换至左边，人性化的设计提高了用户体验。

5.5 小结

本章提出了独立开发的国标麻将 AI 解说评论系统。该系统不仅可以用户使用户回溯麻将 AI 对局，同时也提供了对国标麻将 AI 出牌的预测和分析。一方面该系统将帮助用户学习和理解 AI 打麻将背后的逻辑，并帮助对国标麻将感兴趣的人群学习国标麻将。另一方面该系统可以生动展示 AI 国标麻将比赛，通过增强观赏性提高用户的兴趣。

第六章 结论及展望

随着游戏 AI 在人工智能领域的兴起, AI 对局人类以及 AI 对战 AI 的比赛逐渐增多, 由于 AI 的决策机制有别于人类解说, 所以在面对涉及 AI 的比赛时, 人类解说并不能很好的解说评论游戏对局。本文以 AI 自动解说的方法去解说评论 AI 对战 AI 的国标麻将比赛。选择国标麻将作为背景问题, 主要出于两点, 一方面国标麻将规则相对复杂, 本身就有一定的难度, 其次麻将是非完全信息的多人博弈游戏, 在游戏 AI 领域也有一定的挑战。另一方面, 我们实验室对国标麻将 AI 有一定的研究基础和国标麻将 AI 间的对局数据。本文通过对麻将 AI 领域和棋牌类解说方法的研究现状的分析, 提出了国标麻将 AI 的解说逻辑 - “局部分析, 全局评估”的解说思路。其中局部分析部分, 基于专家经验和概率统计相融合的预测方法分析预测出玩家出牌, 然后再根据玩家打出的牌去预测其余玩家的潜在动作包括吃、碰、杠牌。经过试验证明, 基于专家经验和概率统计相融合的预测方法对玩家出牌的预测准确率达到 75.84%。在吃牌、碰牌方面虽然会过度预测, 但是能够预测大多数对局中实际发生的情况, 证明了自动解说方法的效性。在此基础上, 总结并开发了国标麻将自动解说评论系统。经过前端后端的构架以及开发, 最终将预测分析数据转化为语言的形式予以表达。通过可视化界面的操作, 用户可以在观看麻将对局回放的同时, 观看系统对比赛的解说。为了增强用户体验, 用户还可以收听比赛。系统将文字信息转换为音频的简报, 使用户能够三位一体的去学习国标麻将、了解麻将 AI 背后的逻辑。国标麻将 AI 的自动解说评论方法, 以 AI 的视角解说评论国标麻将 AI, 通过与 AI 对等的决策机制可以更好的解说评论 AI 与 AI 之间的对局。

由于解释国标麻将 AI 还尚属于起步阶段, 未来还有很长的路要走。在算法方面, 如果我们把预测和解释看做两个独立任务的话, 在提升分析准确率上还可以通过不同的方法尝试。比如说可以尝试深度学习或强化学习的方法去提升预测的准确性。相当于用“黑盒”去预测“黑盒”, 但是在解说评论环节将面临用“白盒”解释两个“黑盒”的局

面。在提高预测准确率的同时，也需要考虑可否解释国标麻将 AI。在解说系统方面，未来的侧重点应该是在解说生成部分。现阶段系统的侧重点是分析、预测部分，而解说部分主要是在将分析结果转换为语句上。由于侧重点并不在语言上，所以系统所生成的解说评论语句略显单一。以产品的角度来说，单一就会使用户产生疲劳和厌倦的心理。为了解决这个问题，在未来的工作中也可以将侧重点转移到对解说语言生成的部分，通过自然语言处理的方法，根据分析结果生成更为丰富的句式。

国标麻将 AI 自动解说评论系统从无到有，对 AI 自动解说游戏 AI 提供了新的思路、方法、以及表现形式。展望未来，横向、纵向都有发展的空间。横向发展，可以对其他游戏的自动解说方法进行研究，以 AI 的角度自动解说其他游戏中 AI 间的对局。纵向发展，可以精益求精，在分析预测方法上以及语言生成的方法上尝试不同的算法。

参考文献

- [1] Yannakakis, Georgios N., and Julian Togelius. Artificial intelligence and games. Vol. 2. New York: Springer, 2018.
- [2] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Dieleman, S. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *nature*, 529(7587), 484.
- [3] Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., ... & Chen, Y. (2017). Mastering the game of go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354-359.
- [4] Bowling, M., Burch, N., Johanson, M., & Tammelin, O. (2017). Heads-up limit hold'em poker is solved. *Communications of the ACM*, 60(11), 81-88.
- [5] Moravčík, M., Schmid, M., Burch, N., Lisý, V., Morrill, D., Bard, N., ... & Bowling, M. (2017). Deepstack: Expert-level artificial intelligence in heads-up no-limit poker. *Science*, 356(6337), 508-513.
- [6] Brown, N., & Sandholm, T. (2019). Superhuman AI for multiplayer poker. *Science*, 365(6456), 885-890.
- [7] Noam Brown and Tuomas Sandholm. Superhuman AI for heads-up no-limit poker: Libratus beats top professionals. *Science*, 359(6374):418–424, January 2018.
- [8] Berner, C., Brockman, G., Chan, B., Cheung, V., Debiak, P., Dennison, C., ... & Józefowicz, R. (2019). Dota 2 with Large Scale Deep Reinforcement Learning. arXiv preprint arXiv:1912.06680.
- [9] Vinyals, O., Babuschkin, I., Czarnecki, W. M., Mathieu, M., Dudzik, A., Chung, J., ... & Oh, J. (2019). Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning. *Nature*, 575(7782), 350-354.
- [10] Li, W., Zhou, H., Wang, C., Zhang, H., Hong, X., Zhou, Y., & Zhang, Q. (2019, May). Teaching AI Algorithms with Games Including Mahjong and FightTheLandlord on the Botzone Online Platform. In *Proceedings of the ACM Conference on Global Computing Education* (pp. 129-135).

- [11] Zhou, H., Zhang, H., Zhou, Y., Wang, X., & Li, W. (2018, July). Botzone: an online multi-agent competitive platform for AI education. In Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education (pp. 33-38).
- [12] 麻将. (2020, May 1). Retrieved May 3, 2020, from <https://zh.wikipedia.org/wiki/麻将>
- [13] Mahjong Competition Rules. (2019, December 27). Retrieved May 1, 2020, from https://en.wikipedia.org/wiki/Mahjong_Competition_Rules
- [14] 国标麻将-教学-新手指南-国标麻将规则详解. (n.d.). Retrieved April 10, 2020, from http://mj.lianzhong.com/gbmj/home/teaching_new_rule1
- [15] Loh, W. J. (2009). AI Mahjong.
- [16] Sato, H., Shirakawa, T., Hagihara, A., & Maeda, K. (2017). An analysis of play style of advanced mahjong players toward the implementation of strong AI player. *International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems*, 32(2), 195-205.
- [17] Totsugeki-Tohoku. (2004). Science in Mahjong.
- [18] Xu, D. (2015). Mahjong AI/analyzer (Doctoral dissertation, California State University, Northridge).
- [19] Mizukami, N., & Tsuruoka, Y. (2015, August). Building a computer mahjong player based on monte carlo simulation and opponent models. In 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG) (pp. 275-283). IEEE.
- [20] N. Mizukami, R. Nakahari, A. Ura, M. Miwa, Y. Tsuruoka, and T. Chikayama, "Realizing a four-player computer mahjong program by supervised learning with isolated multi-player aspects," *Transactions of Information Processing Society of Japan*, vol. 55, no. 11, pp. 1-11, 2014, (in Japanese).
- [21] Gao, Shiqi, et al. "Supervised Learning of Imperfect Information Data in the Game of Mahjong via Deep Convolutional Neural Networks." *Information Processing Society of Japan* (2018).
- [22] Tenhou: <https://tenhou.net/>. [Online; accessed 08-March- 2020].
- [23] Gao, S., Okuya, F., Kawahara, Y., & Tsuruoka, Y. (2019). Building a Computer Mahjong Player via Deep Convolutional Neural Networks. arXiv preprint arXiv:1906.02146.
- [24] Li, J., Koyamada, S., Ye, Q., Liu, G., Wang, C., Yang, R., ... & Hon, H. W. (2020). Suphx: Mastering Mahjong with Deep Reinforcement Learning. arXiv preprint arXiv:2003.13590.

- [25] Mori, S., Richardson, J., Ushiku, A., Sasada, T., Kameko, H., & Tsuruoka, Y. (2016, May). A Japanese chess commentary corpus. In Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16) (pp. 1415-1420).
- [26] Kameko, H., Mori, S., & Tsuruoka, Y. (2015, September). Learning a game commentary generator with grounded move expressions. In 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG) (pp. 177-184). IEEE.
- [27] Jhamtani, H., Gangal, V., Hovy, E., Neubig, G., & Berg-Kirkpatrick, T. (2018, July). Learning to generate move-by-move commentary for chess games from large-scale social forum data. In Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers) (pp. 1661-1671).
- [28] Reiter, E. (1995). NLG vs. templates. arXiv preprint [cmp-lg/9504013](https://arxiv.org/abs/cmp-lg/9504013).
- [29] 周昊宇.BZB: 一种面向游戏 AI 的在线动态基准测试[硕士学位论文]. 北京: 信息科学技术学院, 2019.

硕士期间获奖和科研工作列表

获奖情况

2018 年度北京市外国留学生奖学金

2019 年度北京市外国留学生奖学金

科研信息

Zhou, H., Zhang, H., Zhou, Y., Wang, X., & Li, W. (2018, July). Botzone: an online multi-agent competitive platform for AI education. In Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education (pp. 33-38).

- Yi Zhang, Zhengfei Wang, Chris Wang, Guoxiong Xu, Hongshi Huang, Wenxin Li, "Customize Acl Recovery Insole Via Reconstructed Plantar Pressure", the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI'19), Venice, April 8 - 11, 2019.

Li, Wenxin, Haoyu Zhou, Chris Wang, Haifeng Zhang, Xingxing Hong, Yushan Zhou, and Qinjian Zhang. "Teaching AI Algorithms with Games Including Mahjong and FightTheLandlord on the Botzone Online Platform." In Proceedings of the ACM Conference on Global Computing Education, pp. 129-135. 2019.

Zhang, H., Guo, Z., Zhang, W., Cai, H., Wang, C., Yu, Y., ... & Wang, J. (2019). Layout design for intelligent warehouse by evolution with fitness approximation. IEEE Access, 7, 166310-166317.

软件著作权：雀圣国标麻将评论系统 V1.0（登记号：2020SR0416858）

软件著作权：雀圣国标麻将评论系统 V2.0（流水号：2020SR11L695590）

开发设计-北京大学人工智能实验室网站 2.0 版本

参与项目

非完全信息下智能博弈的均衡与动力学（课题任务书：2018AAA0100901）

所属项目：科技创新 2030-“新一代人工智能”重大项目

参与时间：2019 年 12 月至 2020 年 4 月

基于大量历史数据的具有智能学习指引功能的人工智能算法在线学习平台研究（项目批准号：2017ZD102）

所属项目：2017 年度在线教育研究基金（全通教育）重点项目立项通知书

参与时间：2017 年 9 月至 2017 年 12 月

致谢

衷心地感谢我的导师李文新老师，本文以及雀圣国标麻将解说评论系统的完成离不开老师的精心指导与鼓励。李老师在学术上的造诣以及对学术工作严谨认真的治学态度和言传身教、诲人不倦的高尚师德深深地影响着我的学术研究，以及做人的品性。在老师的指导下，我深刻意识到本文工作的重要性。系统中各种重要的细节没有李老师富有前瞻性的想法是不可能存在的。在这里我致以最崇高的敬意与最真挚的感谢。李老师感谢您在我研究生期间的学术指导以及各方面的鼓励与支持。从 2017 年至 2020 年，三年美好的研究生学术生涯，我不仅学习到了很多知识，在计算机技术上有了巨大的进步，对人工智能技术也有了更深入的理解。在学术上的进步的同时，也使我开拓了眼界，在为人处世上也有了很大提高。在这里非常感谢母校北京大学作为世界知名学府，在学术上对不同背景学生的包容性。

感谢周昊宇师兄对 Botzone 游戏 AI 平台做出的巨大贡献，没有 Botzone 强大的数据作为基础，就没有本文以及系统的研究基础。同时也要感谢张海峰师兄，感谢您在我研究生一年级初来乍到之时，对我的学术方向上的指导以及对我个人的鼓舞。感谢张勤建师兄、林舒师兄、洪星星师兄、许国雄师兄、张艺师姐对我的学术鞭策以及鼓励。感谢实验室王政飞同学，作为研究生生涯第一个认识的好朋友，感谢您对我在学术科研遇到问题时的耐心解释以及生活方面的帮助。感谢周昱杉师妹、李昂师弟、鲁云龙师弟对我在系统研发时提出自己独特的想法和意见。感谢人工智能实验室的每一位成员。

感谢研究生期间每一位教授过我的老师，帮助过我的朋友。感谢您们对我所有的帮助。

最后，感谢我的父母。感谢您们对我的默默付出与奉献，您们的支持是我砥砺前行的动力。

北京大学学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

论文作者签名 *Chen Wang* 日期: 2020 年 05 月 22 日

学位论文使用授权说明

(必须装订在提交学校图书馆的印刷本)

本人完全了解北京大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，即：

- 按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版；
- 学校有权保留学位论文的印刷本和电子版，并提供目录检索与阅览服务，在校园网上提供服务；
- 学校可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；
- 因某种特殊原因需要延迟发布学位论文电子版，授权学校 一年 / 两年 / 三年以后，在校园网上全文发布。

(保密论文在解密后遵守此规定)

论文作者签名: *Chen Wang* 导师签名:

日期: 2020 年 05 月 22 日

[Handwritten Signature]

