

令和4年度  
修士学位論文

系列情報を用いて  
人間の模倣を行う麻雀 AI の研究

Research on Mahjong AI that Imitates Humans  
Using Sequence Information

1255118 前川幸輝

指導教員 竹内聖悟

2023年2月28日

高知工科大学大学院 工学研究科 基盤工学専攻  
情報学コース

# 要旨

## 系列情報を用いて 人間の模倣を行う麻雀 AI の研究

前川幸輝

不完全情報ゲームである四人麻雀において、人間プレイヤーは将来の手牌を想像しながら、毎回の打牌選択をする。麻雀では全く同じ手牌構成の局面がほとんど現れないため、人間プレイヤーは知識や過去の経験を参考にしながら最適と思われる牌を選ぶ。

ところで、近年ではインターネットを通じたオンライン麻雀が楽しまれている。しかし、オンライン麻雀ではプレイヤーの回線の切断により、プレイヤーが一時退席することがある。切断されたプレイヤーは意思のない打牌を続けるため、対局全体に悪い影響を及ぼす点が課題である。そこで本研究は、人間プレイヤーに代わって打牌を模倣する麻雀プレイヤーの作成を目標とする。その際に、色情報を無くし、手牌の構成牌の一部だけを取り出した「系列」を提案する。これにより、同一とみなせる局面を増やし、同一局面が少ないという課題への解決を図る。

実験では、プレイヤーの戦略と系列を組み合わせた提案手法により、62%の局面で候補手を提案可能になった。候補手を提案できた局面における、完全一致率は42%、第三候補以内の一致率では70%に達した。結論として、生成用データと検証用データの牌譜のプレイヤーが一致している方が、別人の系列を用いるよりも一致率が高くなる傾向が確認でき、プレイヤーへの模倣を実現できることが分かった。

キーワード ゲーム, 麻雀, データマイニング, 模倣

# Abstract

## Research on Mahjong AI that Imitates Humans Using Sequence Information

MAEKAWA Koki

In four player mahjong, a game of incomplete information, human players make their tile selections each time by imagining their future hand. Because mahjong rarely has exactly the identical hand configuration, the human player chooses the best tiles based on knowledge and past experience.

In recent years, online mahjong has become popular over the Internet. However, online mahjong players sometimes leave the game due to disconnection. The problem is that disconnected players continue to play tiles, which has a negative impact on the game. The goal of this research is to create a mahjong player that can imitate a human player in playing mahjong. For this purpose, we propose a "sequence", in which color information of tiles is removed and only a part of the hand is extracted. This will increase the number of identical games and solve the problem of few identical games.

The method based on an exact match of hands does not give any candidate hands at all. However, in our experiments, the proposed method, which combines the player's strategy and the sequence, was able to propose moves in 62% of the games. The percentage of complete matches reached 42%, and the percentage of matches within the third choice reached 70% in the games where it was possible to propose a match. In conclusion, this method is able to imitate a player because the generated data tends to match the identical player's sequence better than a different player.

**key words** Game, Mahjong, Data Mining, Imitation

# 目次

第 1 章	はじめに	1
第 2 章	麻雀の用語とルール	3
2.1	本稿で用いる麻雀に関する用語	4
2.2	手牌の構成に関する用語の定義	4
2.3	麻雀における役	5
2.3.1	役の包含関係	7
2.4	オンライン麻雀「天鳳」について	7
2.4.1	「天鳳」における級位, 段位について	8
第 3 章	関連研究	9
3.1	特定プレイヤーの模倣に向けた研究	10
第 4 章	提案手法	14
4.1	系列の定義	15
4.2	系列を用いた打牌選択のアルゴリズム	17
第 5 章	事前実験	22
5.1	実験対象	22
5.1.1	対象とするプレイヤー	22
5.1.2	対象とする牌譜データ	22
5.2	実験内容	23
5.2.1	役別に抽出した系列の比較実験と結果	23
5.2.2	役による系列の差を測る実験と結果	26
5.2.3	生成された系列の出現数の分布を調べる実験と結果	28

## 目次

5.2.4	過去の手牌と完全一致する局面の存在確認実験と結果 . . . . .	30
5.2.5	系列がどの程度網羅できたかを調査する実験と結果 . . . . .	31
<b>第 6 章</b>	<b>実験</b>	<b>33</b>
6.1	実験準備 . . . . .	33
6.1.1	一致率の定義 . . . . .	33
6.1.2	第三候補以内一致率の妥当性 . . . . .	34
6.2	実験内容 . . . . .	35
6.2.1	プレイヤーに対して異なる生成データを与えた場合の一致率比較実験と結果 . . . . .	35
6.2.2	個人プレイヤーと全体プレイヤーの系列を使用した際の一致率比較実験と結果 . . . . .	37
6.2.3	本人プレイヤーの系列と全体プレイヤーの系列の選択の違いの検証実験と結果 . . . . .	38
6.2.4	人間プレイヤーの系列とコンピュータプレイヤーの系列の比較実験と結果 . . . . .	40
6.2.5	巡目による一致率の変化と比較実験と結果 . . . . .	42
<b>第 7 章</b>	<b>考察</b>	<b>44</b>
<b>第 8 章</b>	<b>まとめと今後の予定</b>	<b>46</b>
	謝辞	47
	参考文献	48

# 目次

2.1	立直が成立する手牌の具体例 . . . . .	5
2.2	役牌が成立する手牌の具体例 . . . . .	6
2.3	断么九が成立する手牌の具体例 . . . . .	6
2.4	純全帯么が成立する手牌の具体例 . . . . .	7
2.5	全帯么が成立する手牌の具体例 . . . . .	7
4.1	対局者を模倣する麻雀プレイヤーのモデル . . . . .	15
4.2	自摸局面と打牌局面 . . . . .	16
6.1	第三候補までの牌に序列の関係がない例 . . . . .	34

# 表目次

2.1	役の複合関係 . . . . .	8
5.1	特定役の発生率 . . . . .	25
5.2	特定の役が成立した局数の比較 . . . . .	25
5.3	成立役別上位最頻系列 (前系列の長さが3以上のみ) . . . . .	27
5.4	役牌成立時の系列の出現数に関する分布 . . . . .	29
5.5	完全一致局面の発生件数 . . . . .	31
5.6	系列の網羅率 . . . . .	32
6.1	本人の系列と他人の系列を用いた場合の完全一致率比較 . . . . .	36
6.2	本人の系列と他人の系列を用いた場合の第三候補以内一致率比較 . . . . .	36
6.3	本人の系列と全体プレイヤーの系列を用いた場合の一致率比較 . . . . .	38
6.4	プレイヤー A とプレイヤー全体との一致局面数比較 . . . . .	39
6.5	人間プレイヤーとコンピュータプレイヤーの出現数上位系列比較 . . . . .	41
6.6	プレイヤー A の異なる巡目の検証データを与えた場合の一致率比較実験 . . . . .	43

# 第 1 章

## はじめに

麻雀は 4 人で行うボードゲームであり、不完全情報多人数ゲームに分類される。対局者は「山」という無作為に積まれた牌の集合から、毎回の自分の手番に抽選を行い牌を得るが、山の牌は伏せられているため、次に得る牌を事前には予想できない。このため、対局者は目標とする牌姿を想像しながら、自分の手番で欲しい牌を 1 枚手に加え、代わりに不要となった牌を場に 1 枚捨てることを繰り返して和了を目指す。

麻雀は和了によって点棒をやり取りし、最終局の終了時に点数を持っている対局者から 1 位、2 位、3 位、4 位と順位が定まる。しかし、1 位になるという目標を全員が共有した対局においても、手の進め方や行動は、人間プレイヤーのそれぞれが持つ基準により、重視する点が異なる。加えて、麻雀で使用する牌は 34 種 136 枚存在し、「鳴き」と呼ばれる特殊な行動や、対局者の持つ点数の状況によっても変化するため、全く同じ局面が二度以上現れることは事実上ない。

麻雀は世界各地に拡がり楽しまれているため、多様なルールが存在し、標準化された絶対的なルールというものはない。ところが、近年はインターネットを通じて、共通のルールで世界中の人々と対戦可能な「オンライン麻雀」が提供されている。中でもオンライン麻雀の 1 つである「天鳳<sup>\*1</sup>」は、対局の詳細な記録である「牌譜」が公開され、再現性に優れているため、様々な学術的な研究で活用されてきた。

ただし、オンライン麻雀での対局は、依存するインターネット環境により、回線が切断される点が課題である。その場合、回線切れを起こした対局者は、意志がない打牌を繰

---

<sup>\*1</sup> <https://tenhou.net/>(2022 年 07 月 18 日閲覧)

り返す状態となり，対局に影響を及ぼす．そこで，本研究では人間プレイヤーの打牌を重視しつつ，人間プレイヤーに代わってその打牌選択を模倣する麻雀プレイヤーを提案する．

## 第 2 章

# 麻雀の用語とルール

麻雀は 4 人で行うボードゲームであり、全てのプレイヤーに公開されている情報と、それぞれのプレイヤーのみが視認できる非公開の情報が存在する不完全情報ゲームである。

麻雀におけるプレイヤーの目的は、初めに均等に配られる点数を増やし、最終的に他のプレイヤーよりも多くの点数を獲得することである。点数を増やすには、自分の「和了 (ホーラ)」の成立による加点が主となり、原則として、成立が難しい和了ほど点数が高くなるよう設定されている。役は複合するため、成立が難しく高得点の役以外の難易度が低い役が加算されていくことにより、高い点数の和了になることもある。4 人のいずれのプレイヤーからも和了が発生せずに終局した「流局」という状況において聴牌していれば、他の聴牌していないプレイヤーから罰符という形で、点数を受け取ることができる。

麻雀の進行は、開始時に与えられた 13 枚の手牌に、山から 1 枚を自摸って加え、手牌から任意の 1 枚を切ることを山が無くなるまで繰り返す。あるプレイヤーの自摸局面で、和了が宣言されなかった場合、打牌の完了後に、次のプレイヤーが 1 枚を自摸り、切る動作へ移行する。自分の自摸局面あるいは、相手の打牌局面において、同種の牌が 4 枚揃う場合、「槓」を宣言可能である。槓は揃えた 4 枚の牌を未公開の手牌部分から分離して、全員に開示する。続けて、この開示によって不足した牌を補うために、嶺上牌から自摸ってきた 1 枚を手牌に加える。自分の自摸局面での手牌、または相手の切った牌を加えた手牌が、ルールで定められた「役」の形として成立するとき、和了となる。和了が成立して、点数の授受が完了すると、その点数を引き継いで次の局へと進行する。

## 2.1 本稿で用いる麻雀に関する用語

### 2.1 本稿で用いる麻雀に関する用語

本論文で使用する用語の意味を次のように定義する。

山 麻雀牌が無作為に二牌ずつ積まれた集合のこと。

河 各プレイヤーが捨てた牌を順番に並べていく領域のこと。

自摸 山から牌を1枚取って手牌に加えること。

打牌 1枚の牌を手牌から河へと切り出すこと。

和了 プレイヤーが手役の条件を満たし、それを発声により宣言した状態のこと。

和了には規定の点数が設定されており、和了の宣言を受けたプレイヤーは規定の点数を支払わなければならない。

聴牌 あと1牌で和了が成立する状態のこと。

向聴数 最速の聴牌までに必要な牌の数を示す指標で、聴牌を0向聴と見立て、数値が大きいほど聴牌から遠い状態を表す。

鳴き 他のプレイヤーが捨てた牌を自分の手牌に組み入れる行為のこと。槓の場合に限り、他のプレイヤーの牌を使用しない鳴きもある。鳴いた場合には成立しなくなる役がある。

さらに、暗槓を除く鳴きをしたケースでは立直ができなくなる。

### 2.2 手牌の構成に関する用語の定義

続けて、手牌の構成に関する用語を説明する。和了の際には、4面子1雀頭が基本の形とされる。つまり、手牌中に4つの面子と1つの雀頭が含まれていれば和了の形となる。ただし、七対子と国士無双は例外の形であり、4面子1雀頭を満たさない。

雀頭は同じ牌2枚(例えば「東東」や「55」)で構成される。一方、1面子は3枚1組または4枚1組の牌で構成される。同じ牌を3枚集めると刻子と呼ばれる。順子は「123」や「789」といった、連続する3数で構成される組合せである。

4枚を使う場合は、槓を宣言することで槓子となり、1刻子とほとんど同じ役割を果た

## 2.3 麻雀における役

す。鳴きにより、開示した刻子に対して、同じ牌を自摸った場合は「加槓」が可能である。ただし、自分で同一の牌を4枚揃え、「暗槓」を行った場合、プレイヤー全員にその牌を公開する「鳴き」のような状態となるが、面前扱いとなる。なお、立直を宣言した後に面子構成の解釈が変わる暗槓はできないとされるルールもあるため、注意が必要である。また、槓を宣言せずに4枚を使うケースでは、面子+別の面子の一部という形の「111+123」、頭+面子の一部という形の「11+112233」と解釈して、手牌を構成することが可能である。

## 2.3 麻雀における役

麻雀では、「門前清自摸和」や「立直」のように形を問わず和了可能な役も存在するが、ほとんどの役は手牌中に特定の形が必要である。本節では、本研究で取り扱う役についてのみ言及する。

- 立直 [13]

プレイヤーが聴牌時に宣言するかを選択でき、宣言する場合は発声してから1000点を場に供託する。立直を宣言して和了すると、「立直」という役が付くため、和了牌を含めて4面子1雀頭または七対子、国士無双を満たす聴牌であることが条件である。手牌の具体例を図2.1に示す。立直を宣言すると「一発」や「裏ドラ」といった更なる打点上昇のチャンスがある代わりに、立直後は手牌構成を変えることができない。ただし、暗槓を除く鳴きをした場合には宣言できない。



図 2.1 立直が成立する手牌の具体例

- 役牌 [13]

役牌は役になる字牌の内、同種を3枚以上集めた刻子または槓子が手牌に含まれていれば成立する。役牌には、常に役牌となる白、發、中の3種類の三元牌と、局の進



## 2.4 オンライン麻雀「天鳳」について

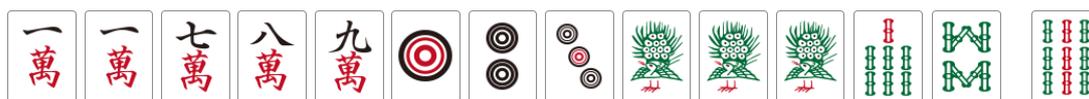


図 2.4 純全帯ムが成立する手牌の具体例

### ● 混全帯ム九 [13]

一般に「チャンタ」と呼ばれ、略した「全帯ム」が用いられるため、以降では全帯ムと表記する。純全帯ムに、1種類以上の字牌が含まれると全帯ムと呼ばれる。したがって、「全帯ム系」と表現した場合には、本書では全帯ムと純全帯ムの両方を指すこととする。全帯ムで使える雀頭および面子は、純全帯ムで使える数牌の組合せに加え、字牌の対子または刻子である。手牌の具体例を図 2.5 に示す。なお、全帯ムは鳴いても和了可能であるが、鳴かなかった場合は役の翻数が2であるのに対して、鳴いた場合は1に下がる。

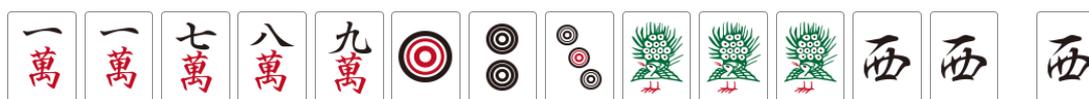


図 2.5 全帯ムが成立する手牌の具体例

### 2.3.1 役の包含関係

麻雀では2つ以上の役が複合するケースがある。提案手法にも強く関係することから、ここでその関係を表 2.1 にまとめた。表中の○は全てのケースではないが、列と行の役がお互いに複合する場合があることを示し、×は複合しないことを示している。

## 2.4 オンライン麻雀「天鳳」について

「天鳳」は、2006年8月よりサービスを開始した大手オンライン麻雀ゲームで、現在までの累計ユーザ数は550万人を超える [14]。ユーザの実力を示す指標として、級位段位とレーティングが採用されており、段位戦を打つことにより値が変化する [14]。それらの値により、対局可能な卓の棲み分けがなされており、初期登録時から対局可能な「一般卓」から上位へ向かう順に、「上級卓」「特上卓」「鳳凰卓」が存在する [14]。これら段

## 2.4 オンライン麻雀「天鳳」について

表 2.1 役の複合関係

	立直	役牌	断么九	純全帯么	全帯么
立直	—	○	○	○	○
役牌	○	—	×	×	○
断么九	○	×	—	×	×
純全帯么	○	×	×	—	×
全帯么	○	○	×	×	—

位戦への対局は原則として無料であるが、鳳凰卓からは段位とレーティングによる制限を満たすことに加えて、月毎に定められた入場料を支払う必要があり、高い水準が維持されている。

### 2.4.1 「天鳳」における級位，段位について

級位は「新人」に始まり「1級」までの10段階、段位は「初段」に始まり「十段」までの10段階の上に、最高位である「天鳳位」が存在する [14]。「1級」までは降級しないが「初段」からは、対局の順位に対応する「ポイント (Pt)」の配分によって降級または降段が存在する [14]。段位を上げるためには、対局の結果、負けて失うポイント量よりも、勝って得たポイント量の方が多くなければならない [14]。このポイントの要求量は、上位であるほど増えていく。なお、天鳳位になると降段は無くなる [14]。

## 第 3 章

# 関連研究

ゲーム情報学の分野において、ボードゲームで最も強いプレイヤーといえば人間であった。そこで、ゲーム AI を作る研究の目標は、1 人でも多くの人間プレイヤーを超える実力を持つことが目指されてきた。まずは、ゲームの全ての情報が公開される完全情報ゲームで試みられた。例えば、チェッカーやチェスにおけるプレイヤーが提案された。完全情報ゲームの中でも、情報空間が大きい囲碁や将棋のようなゲームにおいてプレイヤーを作成することは難しかったが、手法の改善や計算機的能力向上により、人間を超える実力を持つプレイヤーが作られるようになった。その代表的な成功例が DeepMind 社による「Alpha Go」であり、囲碁における力関係の転換点となった。後継である「Alpha Go Zero」は、先行の「Alpha Go」よりも高い棋力を持つと公表された [1]。

完全情報ゲームで実力を発揮できるようになると、研究対象は不完全情報ゲームに変化した。公開されていない情報に対しては予測を行うしかなく、ゲームルール上に運の要素が絡む場合、その精度を 100%にすることはできないため、不完全情報ゲームは完全情報ゲームよりもプレイヤーを作成するのが難しい。不完全情報ゲームの代表として、コントラクトブリッジや、バックギャモン、ポーカーといったゲームを題材に研究が進められた。コンピュータが人間プレイヤーを超えたと報告している中には、Sandholm らのポーカーの研究例がある [2]。

ゲーム情報学の分野では、人間よりも強いコンピュータプレイヤーが提案されると、その強い AI を用いた活用が模索されてきた。強いプレイヤーが作られたことで、他のプレイヤーの評価が可能となり、人間のレーティングを推定することができるようになった。将

### 3.1 特定プレイヤーの模倣に向けた研究

棋のレーティングを推定した例には、山下らや、濱野らの研究がある [3][4]。レーティングによって強さを定義できるようになると、評価関数を作ることができ、人間と同程度のレーティングを持つ接待 AI や、人間らしい行動をする AI が目指された。この方向性の延長にあるのが「模倣」である。

## 3.1 特定プレイヤーの模倣に向けた研究

麻雀において、特定のプレイヤーの模倣を目的とする研究は多くはない。しかし、麻雀以外のゲームでは特定プレイヤーへの模倣が検討されている例があり、人間らしさを競う大会も存在する。

古くは、将棋における人間の思考への模倣として、蛭田らの研究がある [7]。蛭田らは、当時のコンピュータ将棋 AI が人間特有の狭く深い思考を持たず、序盤・中盤に弱く、終盤に強いという点を問題視した [7]。この問題を解決するために、人間のような「先読み」を実装するべく、4つの制約付き合法手を定義し導入することで、先読みをするゲーム木の構築に成功した [7]。ただし、ここで追加した制約については、人間の経験的な知識をもとに制約を構成している [7]。

近年では、横スクロール型のゲームにおける模倣の研究が存在する。対戦型の横スクロール型のゲームでは、敵プレイヤーの次の行動を予測して、自プレイヤーの次の行動を決める必要がある。すなわち、敵プレイヤーの模倣の成功によって、自プレイヤーを強くできるという合理的な理由があるため行われている。池田らは、人間プレイヤーを楽しませることを目的に、ゲーム「スーパーマリオブラザーズ」において、特定のプレイヤーを模倣する AI プレイヤーの作成に取り組んだ [5]。その際、池田らはプレイヤーの特徴が現れる統計量を、2つのプレイ動画に対して、同一プレイヤーのものを判定するアンケート調査により決定している [5]。模倣するプレイヤーの作成には、ペナルティ付きの遺伝的アルゴリズムを用いて、人間プレイヤーとプレイ時間、ジャンプキー入力回数、接地時間の一致を目指した [5]。池田らの研究では第 20000 世代から 30000 世代において、ステージをクリア

### 3.1 特定プレイヤーの模倣に向けた研究

するエージェントが得られたが、それには8時間を要している [5]。青木らは、敵対的生成ネットワークである「GAN」を用いて、「ソニック・ザ・ヘッジホッグ」模倣するゲーム AI の作成を試みている [6]。強化学習のプラットフォームである「Open AI Gym」が非営利企業である Open AI から提供されていることで、今後の機械学習の研究が進んでいくことが期待される [6]。

しかし、麻雀における模倣を扱う研究は少ない。それでも模倣と近い研究を取り上げると、堺田らの研究がある [11]。堺田らは、麻雀を学ぶ際、ブラックボックス的な強い麻雀 AI よりも、個々の人間の上級者プレイヤーから学んだ方が上達には有効である可能性を指摘している [11]。そこで、堺田らは河の情報に着目して頻出パターンを集計し、プレイヤーの分類を試みた [11]。麻雀の捨て牌の集合である河は、全プレイヤーに公開される重要な情報である。堺田らはロン和了が発生した局面における河の牌の並びに対して、シーケンシャルパターンマイニングを適用し、敗者に特有のパターンがあることを示した [11]。麻雀では、手牌から切った牌が順に河に並べられる。よって、河に並べられた牌のパターンを調べることは、どの牌をどんな順番で切るプレイヤーなのかを調べることで、すなわちプレイヤーの打牌の模倣と言い換えることができる。

さて、ここまでで紹介した関連研究による模倣の実現方法を参考にして、麻雀における模倣を考えた場合、アプローチは2通り考えられる。

#### 1. 完全一致によるアプローチ

1つはプレイヤーの手牌と打牌の組合せを全てデータベースに保存し、任意の局面で取り出すという手法である。この手法は打牌局面で、現在の局面と一致する局面をデータベースにアクセスして取り出すだけで良いため、非常に高速である。その反面、麻雀のように局面数が多く、同じ局面が出現し辛いゲームでは現実的ではない。麻雀では、たとえ同じ手牌が与えられたとしても、その時の他プレイヤーの行動、河に捨てられた牌の枚数、そして点数状況といった要因により、打牌選択が変わる可能性がある。このような因子を組み入れたデータベースを作ることは非常に困難で

### 3.1 特定プレイヤーの模倣に向けた研究

あり、全く同一の局面が現れることは絶望視される。

#### 2. 機械学習によるアプローチ

もう1つは、機械学習を用いる手法である。強い麻雀プレイヤーを作る過程において、相手プレイヤーの聴牌の予測 [9] や、和了点数の予測 [10] は行われてきた。この方法は機械学習を用いるため、汎用性に優れている。過去の経験にない新しい局面であっても、何らかの解を出力することができる。

他方で、学習に非常に長い時間を要する点と、大量の個人の牌譜データが必要であるという点が課題である。実際に、萩原らの研究例では、138次元10万局の立直局面を機械学習させる場合の実行時間として、441分が必要と報告されている [10]。模倣を実現する場合、単純には各プレイヤーに対してモデルを作成するため、これを1人分として人数を掛けた時間を要する。牌譜データについては、水上らの研究では相手モデルの作成のために、 $5.92 \times 10^7$  件の局面数を用いており、萩原らの研究では多層ニューラルネットワークへ30万局面に減らして与えて実施している [9][10]。

つまり、完全一致または機械学習によるアプローチを行う場合、

- 完全一致する局面がほとんどない
- 機械学習を用いた学習には非常に長い時間を要する
- 機械学習を用いた学習には、個人の大量の牌譜データを要する

という3つの問題点がある。よって、提案手法では、網羅できる局面数に限りがある代わりに、高速で軽量に動作しながら、模倣の精度を高くすることを目指す。

さらなるアイデアとして、プレイヤーの作成がうまくいった Kurita らの提案手法を参考にする。Kurita らは、マルコフ決定過程 (MDP) を導入した木探索によるシナリオを構築し、向聴数によってそのシナリオを切り替える麻雀プレイヤーを作成し、人間の上位200位に入るレベルに達したと結論付けた [12]。ここで Kurita らのシナリオを切り替えるというアイデアは重要であると考え、シナリオを戦略と読み替えて、本研究では他の手法

### 3.1 特定プレイヤーの模倣に向けた研究

と組み合わせることにした。

以上より，本研究では，対局者の手牌に着目して打牌のパターンから系列を取り出し，その打牌を模倣することを目指す。加えて，現在の手牌から最も近い戦略を推定し，対応する系列を用いることにより，更なる一致率の向上を図る。

## 第 4 章

# 提案手法

本章では、提案する手法について述べる。特定の麻雀プレイヤーへの模倣を実現するには、完全一致による打牌選択という方法があるが、その方法は局面数の多い麻雀においては現実的ではない。よって、手牌の部分一致による麻雀プレイヤーの作成を目指す。具体的には、手牌の一部だけを取り出した「系列」を新しく提案することにより、手牌のある色への部分一致を試みる。

系列を用いることにより、機械学習を用いた方法のような汎用性には網羅できる局面数では劣るが、高速で軽量に動作する模倣プレイヤーの作成を目指すとする。なお、プレイヤーの行動には打牌だけではなく、鳴きをするかどうかという判断、攻めるか降りるかという判断、そして立直をするかどうかという判断が挙げられ、本当の意味での模倣を目指すのであればこれらを見逃すことができない [8]。しかし、まずは単純な打牌選択の模倣を実現することに意味があると考えたため、本研究では打牌が一致していれば模倣ができたとする。ゆえに、プレイヤーが和了へ向かっている局面の模倣を目指すとする。

模倣の度合いを評価する手順についても説明する。事前準備として、対象とするプレイヤーのあるデータから系列を生成して、プレイヤー毎に系列の一覧を作る。そして、系列の生成に用いていないデータを検証用データとして与える。この検証用データが、図 4.1 の最上部の「あるプレイヤーの牌譜」としてモデルに入力される。このモデルからの出力は最下部の「打牌」である。モデルからの出力の「打牌」と、検証用データのプレイヤーの打牌とを比較し、これを「一致率」とする。すなわち、本研究ではこの「一致率」が高ければ高いほど、模倣ができたと判断することにする。

## 4.1 系列の定義

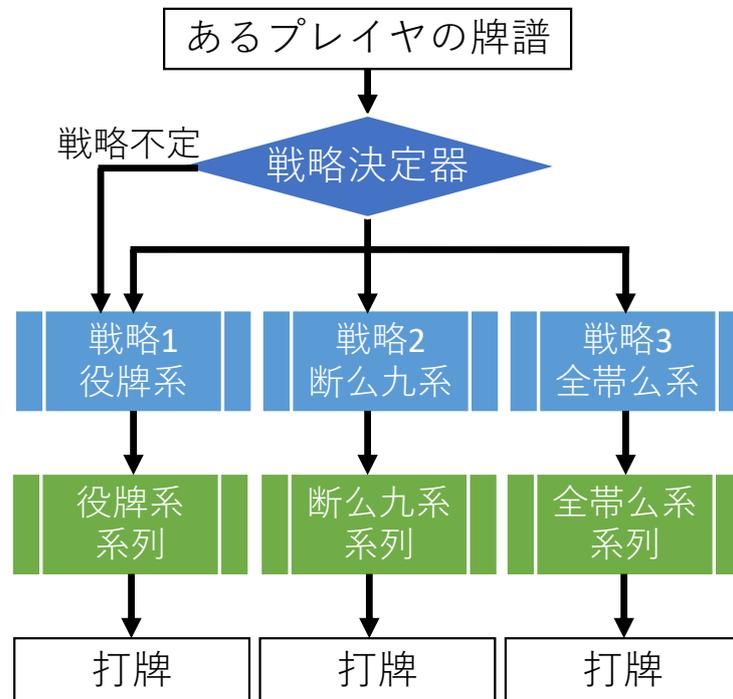


図 4.1 対局者を模倣する麻雀プレイヤーのモデル

## 4.1 系列の定義

このモデルでは「系列」という概念を新しく定義するため、初めに系列について説明する。

## 4.1 系列の定義

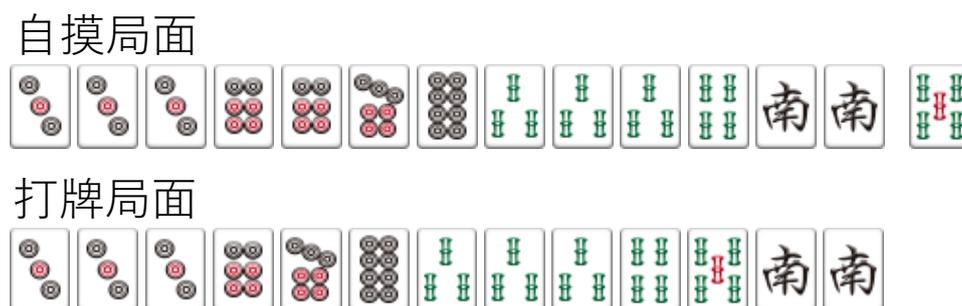


図 4.2 自摸局面と打牌局面

系列は、タプル (前系列, 次系列) から構成される。前系列は、自摸局面における対局者の手牌の数字の並びを色別に取り出したもので、次系列は打牌局面で取り出したものである。前系列から 1 枚を打牌して次系列となるため、次系列は対応する前系列よりも長さが常に 1 以上少ない。前系列、次系列はともに、牌を昇順に並び替えた形で定義するため、同じ牌で構成される系列は一意に定まる。

図 4.2 に「自摸局面」と「打牌局面」を例示した。自摸局面では索子の 5 を自摸り、打牌局面では筒子の 6 を打牌している。このとき、得られる系列は (3336678,333678) のみである。理由について、順を追って説明する。

自摸局面では、筒子の 3336678 と、索子の 33345 を前系列として抽出する。系列を考える際には色情報を消し、数字のみを抜き出すため、字牌の「南南」は系列としては扱わない。なぜなら、実際の対局者は、色情報よりも牌の数字の組み合わせや、残り枚数を重視して打牌を選択していると考えられるためである。同様に、打牌局面では、次系列として筒子から 333678、索子から 33345 を取り出す。ここで、前系列と次系列を比較し、同じ形の場合は、系列として扱わないとする。つまり (33345, 33345) は系列に含まない。すなわち、図 4.2 から得られる系列は (3336678,333678) である。ただし、対局者が鳴いた場合には、他のプレイヤーから鳴きで得た牌を自摸牌とみなし、同様に系列を定義している。例えば、34 が手牌にある際に 2 をチーした場合では、2 を自摸牌とみなして系列を抽出する。

系列は、対局者の個々の局面における手牌の変化を表現している。このため、ある手

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

牌を与えられた対局者が取る行動を、「人間に理解できる形」で個別に定義できるのが特徴である。手牌の和了への近さを表す一般的な指標には、向聴数が存在する。麻雀での手牌変化には 123 という形で 4 を引いて 1 を切り、234 にする「スライド」と呼ばれる操作がある、この「スライド」の際には、向聴数は変化しないが、系列であればこのような局面でも打牌を選択可能であるという利点がある。

本研究のゴールは、あるプレイヤーの自摸局面において、そのプレイヤーが最も不要とする牌を求めることである。ゆえに、系列では形が変化した色、すなわちここでは筒子に着目する。筒子は「3336678」から「333678」へと変化したため (3336678,333678) という系列として数え、対応する出現数に 1 を加える。

さらに、系列に対して長さを定義する。系列の長さといった場合、それは使用されている牌の枚数のことを表す。例えば、前系列「3336678」の長さは 7 であり、次系列「333678」の長さは 6 である。

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

本研究の最終的な目標は、任意の局面で対局者を模倣し同じ打牌を出力する模倣プレイヤーを作成することであり、図 4.1 のモデルで表した。戦略の決定と打牌の決定、打牌の比較という流れを擬似コードで表現したのが Algorithm 1 である。

1. 任意の毎局面で、牌譜の形式である局面の手牌を戦略決定器に与える。
2. ヒューリスティックに作成した戦略決定器を手牌に適用して、3 種の中からもっとも到達可能性の高い手役へ向かう戦略を決定する。
3. 手牌の萬子、筒子、索子の数字部分だけを取り出し、前系列を求める。
4. 手牌の前系列から変化し得る全ての次系列に対して、過去の対局者のデータを探索し、その出現回数を比較することで、頻出する系列を求める (Algorithm 2)。
5. 頻出する系列の一覧から出現回数の多い順に不要牌を複数候補に挙げ、過去に最も選択された系列と同じ形になるように打牌を優先的に選ぶ。この時、どの色を選ぶかという点については、その色の系列の出現数が最も多いものを採用する。

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

個々の対局者の系列は、対局者の天鳳における牌譜を用いて取得と解析をする。最終的な評価には、模倣プレイヤーの構築には用いていない検証用データの牌譜を入力したときの出力と、牌譜の対局者の打牌との一致率を用いる。

---

**Algorithm 1** 系列を用いた戦略の決定と打牌の比較

---

```
sequence ← 役別の系列
for 局面が書かれた牌譜を 1 行ずつ読み込む do
  myhand ← 手牌
  compare_hand ← 打牌比較用のリストを初期化
  if 局の始め then
    現在の状況を渡し、戦略を推定する
  else if 戦略が推定できず未決定 then
    戦略を推定する
  end if
  if 牌譜が自摸局面 then
    dahai ← myhand と現在の戦略の sequence を渡し、打牌決定フェーズへ
    compare_hand ← リストを初期化
    compare_hand ← dahai
  else if 牌譜が打牌局面 then
    compare_hand ← 牌譜で選ばれた打牌
    compare_hand の第一要素と第二要素を比較し、一致率を集計する
  end if
end for
```

---

Algorithm 1 は、入力として与えられた牌譜から戦略を決定し、対応する系列から選択した打牌を出力するアルゴリズムの疑似コードである。Algorithm 1 では、役別に系列 *sequence* を用意している。例えば、*sequence* の第一要素には断么九和了局面を生成データとする系列のリスト、第二要素には、全帯么和了局面を生成データとする系列のリストが格納されている。入力の牌譜は 1 行が 1 局面に対応しているため、1 行ずつループ実行する。*myhand* はその各局面の手牌に関する情報が入る。*compare\_hand* は、打牌比較用のリストである。第一要素には提案手法による候補手が、第二要素にはその局面における正解の打牌が入る。なお、第一要素もリストであり、打牌の優先度が高い要素の順に格納される。

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

局面が半荘を構成する局の初めだった場合、戦略を推定する。戦略を固定した実験の場合は、ここで推定はせず、常に同じ戦略に固定する。さて、本アルゴリズムは、全ての局面で戦略を推定可能ではないため、戦略が不定となるケースが出てくる。その場合、不定となった局面はそのまま不定として、次の局面でもう一度戦略の推定をする仕様とした。加えて、同じ局内では1度決められた戦略は固定されるようにした。牌譜は原則として、自摸局面と打牌局面が交互に1行で与えられるため、現在の行がどちらに当たるかで処理を振り分ける。そこで、自摸局面の場合は、現在の手牌 *myhand* および、現在の戦略と戦略に対応する *sequence* を Algorithm 2 への引数として渡す。Algorithm 2 の結果は、候補手の一覧であるため、リスト *dahai* へ返して貰う。候補手を選ぶ処理を終えたら、*compare\_hand* を初期化したあと、候補手を第一要素へ格納する。打牌局面では、牌譜の打牌が記録されている列があるため、その列だけを取り出し、*compare\_hand* の第二要素へ正解の打牌として格納する。ここまでの、*compare\_hand* の第一要素と第二要素には値が格納されているため、値の比較と一致率、第三候補以内一致率を計算する。

Algorithm 2 は、戦略に対応した系列と手牌情報を含む場の状況を引数での入力として、打牌候補を出力する疑似コードである。まずは、リスト *split\_hand* に、色別の手牌の形を抽出して格納する。系列による打牌選択の前に、系列では扱わない字牌が孤立している場合は、その孤立した字牌を最優先で切る。リスト *suggestion* が候補手の一覧であり、前から第一候補、第二候補、第三候補の順で、一番後ろが第十四候補である。すなわち、*suggestion* には打牌の優先度が高い順に格納される。ただし、常に候補があるわけではなく、系列によって候補を導出できた場合に限り、存在する候補手の分だけ格納される。ところで、系列による打牌候補は key を (前系列, 次系列) のタプル、値を出現数とする辞書型で管理する。この辞書が *sequence\_and\_num* である。麻雀の萬子、筒子、索子の各色について、前系列に完全一致する系列があるかを探索し、存在すれば前系列を同一とする全ての次系列を求める。次系列の候補 *sequence\_suggest* は前系列から任意の1枚を捨てて列挙する。ここまでの処理により (前系列, 次系列) の一覧が得ら

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

れる。続いては、その系列の一覧すべての要素について、引数で与えられた系列中の出現数を調べる。このとき、完全一致する系列の出現数だけでなく、反転形の系列の出現数も求めて加算する。反転形とは、1 から 9 まである麻雀牌の内、中央の 5 で折り返した系列のことである。系列に含まれるすべての牌を 10 から引くことで求められる。つまり (1234, 234) のすべての牌を 10 から引くと (9876, 876) であり、これを系列の定義に沿って昇順に並び替えた (6789, 678) が反転形である。すなわち、ある系列の出現数 *num\_of\_pair* は、その系列の出現数と反転形の出現数を足し合わせた値が代入される。

以上より求めた *num\_of\_pair* を辞書 *sequence\_and\_num* の値として降順にソートし、この順序を打牌の優先度として対応する系列を選ぶ。前系列と次系列の間で減少した牌が打牌となるため、優先度が高い順に、系列を打牌に変換して *suggestion* に追加する。

## 4.2 系列を用いた打牌選択のアルゴリズム

---

### Algorithm 2 打牌決定フェーズ

---

**Require:** *before\_seqs* : 系列, *situation* : 手牌を含む場況

**Ensure:** *suggestion* : 打牌候補

**function** (*before\_seqs*, *situation*)

*split\_hand*  $\leftarrow$  *situation* から抽出し, 色別に分解した手牌の形のリスト

**if** 手牌中に字牌が 1 枚でも存在 **then**

字牌の種類と枚数を数える

**if** 1 枚しか存在しない字牌が手牌に含まれる **then**

*suggestion*  $\leftarrow$  1 枚しか存在しない孤立した字牌

**end if**

**end if**

*sequence\_and\_num*  $\leftarrow$  *key* : (前系列, 次系列), *value* : 出現数の辞書

*i*  $\leftarrow$  0

**for** *i* < 3 **do**

**if** *split\_hand*[*i*] の形の前系列が戦略に対応する系列の一覧に存在 **then**

*sequence\_suggest*  $\leftarrow$  前系列から 1 牌を減らした全ての次系列

**for** *sequence\_suggest* の全ての要素のタプルについて **do**

*num\_of\_pair*  $\leftarrow$  (前系列, 次系列) の出現数

*num\_of\_pair*  $\leftarrow$  *num\_of\_pair* + (反転形前系列, 反転形次系列) の出現数

*sequence\_and\_num*  $\leftarrow$  元の系列と反転形の系列の合計の出現数

**end for**

**end if**

*i*  $\leftarrow$  *i* + 1

**end for**

*sorted*  $\leftarrow$  *sequence\_and\_num* を出現数で降順にソート

*i*  $\leftarrow$  0

**for** *i* < *len*(*sorted*) **do**

*suggestion*  $\leftarrow$  *sorted*[*i*] の前系列と次系列の前後で減少した牌

**end for**

**return** *suggestion*

**end function**

---

# 第 5 章

## 事前実験

系列の有用性を示すために事前実験を行った。まずは、役別に取り出した系列の傾向を調べる実験を行う。続いて、系列を利用しないプレイヤーを作成し、そのプレイヤーとの比較により系列の有効性を示すとする。全ての実験で、OS が「ubuntu 20.04」、物理 CPU が 1 で、CPU コア数が 16 の「AMD Ryzen 9 3950X 16-Core Processor」を搭載した機材を用いる。

### 5.1 実験対象

#### 5.1.1 対象とするプレイヤー

実験対象として選んだ 82 人のプレイヤーについて説明する。82 名は天鳳の中でも最高段位である歴代の鳳凰位や、自らがアカウント名を公言している麻雀プロ、特徴的な打ち方だと言われる者の中で実力を伴う者、試合数が非常に多いプレイヤーを中心に著者が選んだ。ここで、試合数が多いというのは、2012 年から 2019 年にかけて、四人麻雀東南戦を 4000 試合以上打っているプレイヤーを指している。

#### 5.1.2 対象とする牌譜データ

この節では、以後の実験で用いる牌譜データについて説明する。麻雀の牌譜データは天鳳の鳳凰卓において、82 人のプレイヤーが対局したものを使用する。ただし、年によっては 1 度も対局していないプレイヤーが現れるため、原則として以降の実験でも対象とな

## 5.2 実験内容

る対局者の人数を示すとする。実験にはこの牌譜データを用いるが、それらを用途により以下の2種類に呼び分ける。

- 生成用データ

系列と出現数がペアとなった一覧を生成するためのデータである。系列は自摸局面、打牌局面における手牌を抽出することで得られる。このとき、得られた系列に対応する出現数に1を加え、系列と出現数のペアの一覧を作成するが、この一覧を作成するためのデータである。

- 検証用データ

提案手法による打牌候補と、牌譜の打牌を比較するためのデータであり、一致率の算出に用いる。データの形式は生成用データと全く同じであるが、原則として、生成用データとは独立である。

ここで、生成用データには和了が発生した対局のみを用いている。これは萩原らの研究で「点数計算が可能な局面」として定義されているが、この手法を取った場合「和了しやすい手」ばかりが集まるバイアスがかかる点に留意するよう呼びかけている [10]。本研究では、和了しやすい役を中心に扱っていることから、萩原らと同様にこのバイアスを容認するとする。すなわち、局の開始で配牌が配られた局面から、和了により局が終了するまでのデータである。一方で、検証用データは和了が成功した局面に限らず、降りた局面を含む全ての局面を用いている。

## 5.2 実験内容

### 5.2.1 役別に抽出した系列の比較実験と結果

麻雀における役の成立難易度は同列ではなく、一般に成立難易度が高い役ほど高い報酬が得られる。プレイヤーは現在の点数状況や与えられた手牌から目指す役を検討するが、その際の打牌はプレイヤーの過去の経験や知識に基づいている。すなわち、プレイヤーに個

## 5.2 実験内容

性が現れるとすれば，この過去の経験や知識が必要とされる局面に出ることが期待される．そこで，本実験を行う．

- 目的

特定の役を狙うために異なる打ち方をしているとすれば，系列も変化する可能性がある．しかし，難易度が高い役だけに注目すると，出現数が少ないため，系列の生成データが不足する．そこで，提案手法の戦略決定フェーズに適した役を探すため，本実験を行う．

- 内容

本実験では，役の出現率を調査し，また出現率に比例していると考えられる局面数についても調査する．天鳳では，毎月発生した役の出現率のデータを公開しているため，これを利用する [14]．局面数の集計の際には，表 2.1 で示したように，役牌は全帯么と複合し得るが，その重複を許して同じ局を計上する．

- 対象データ

- 牌譜の対局年

- 2012 年から 2018 年の 7 年分

- プレイヤ数

- 82 名

## 5.2 実験内容

表 5.1 特定役の発生率

表 5.2 特定の役が成立した局数の比較

役名	発生率	年	断么九成立	全帯么系成立	役牌成立	合計
立直	42.54%	2012	69,449	3,410	102,602	175,461
役牌	38.71%	2013	86,477	4,159	127,758	218,394
自摸	25.19%	2014	90,017	4,525	135,309	229,851
断么九	22.03%	2015	95,011	4,680	142,824	242,515
平和	20.36%	2016	89,476	4,554	134,797	228,827
全帯么	0.826%	2017	100,639	5,098	149,014	254,751
清一色	0.523%	2018	100,616	5,094	149,265	254,975
純全帯么	0.278%	2019	89,559	4,397	131,957	225,913

表 5.1 は、2023 年 1 月における天鳳の鳳凰卓において成立した役の出現率の一部を抜粋したものである。表 2.1 でも一部を示したように、役は複合するため、足し合わせると 100%を超える点に留意する。表 5.2 は、プレイヤー全体の牌譜を役別にまとめ、その局数を示した結果である。局は半荘を構成する単位であり、1 局は平均的に 12 巡目ほどで終了する、巡目には、自摸局面と打牌局面があるため、局数に 24 を掛けるとおよその局面数が求められる。表 5.2 における「年」とは、対局が開始された瞬間が属する年である。「断么九成立」の列では、半荘を構成する 1 局の和了役の中に、断么九が含まれていた局数を示している。同様に「全帯么系成立」の列は、全帯么または純全帯么が含まれていた局数を示し、「役牌成立」の列は役牌が含まれていた局の数を表している。

### ● 結果

結論としては、断么九、全帯么、役牌を選出した。表 5.1 より、頻出する役は、立直、役牌、自摸、断么九、平和である。目的で示したように、戦略決定フェーズでは狙わなければ成立しない役であるほど望ましい。この役の中で、役の構成面子に制限がなく、プレイヤーが狙う必要がない役は立直と自摸であるため、これらを除外

## 5.2 実験内容

する。中央の牌を集めなければならない断么九は出現率が高く、系列を取り出すには理想的である。一方で、断么九とは対極の関係にある全帯么、構成牌がよく似ていて、その上位役である純全帯么は断么九と系列を比較するために適しているため選んだ。また、役牌は成立に役となる字牌が必要である一方、面子構成に制限がないため、断么九でも全帯么系でもない系列が期待されるため選んだ。表 5.2 より、選んだ 3 つの役はいずれも十分な局数を確保できる。

### 5.2.2 役による系列の差を測る実験と結果

- 目的

系列は手牌の変化を表現したもので、狙う役によって変化していることが期待される。しかし、役が変わっても系列が変わらないのであれば、狙う役によって戦略決定を行い、別の系列を使用する意味が全くない。よって、成立した役と系列の関係を調べることを目的とする。

- 内容

本実験では特定役の和了に向かう局面で出現した系列の分布と傾向を調べる。特定役は、特徴的であるほど良いが、難易度が高い役を選んでしまうと母数が十分に取れない。そこで、前項で選出した 3 つの役を特定役として、特定役の和了があった局面における系列を調べる。出現数の多い順に系列を取り出す際に、孤立牌を切る系列が上位に出てくるが、孤立牌の処理はあらゆる自摸局面で発生し得るため、結果から判断することが難しい。この理由で、表では前系列が 3 以上の長さを持つ場合に限定している。

- 対象データ

- 牌譜の対局年

- 2012 年から 2018 年の 7 年分

- 牌譜の対象局面

## 5.2 実験内容

和了が成立した局における，局の開始から終了までの局面に限定

– プレイヤ数

82 名

表 5.3 成立役別上位最頻系列 (前系列の長さが 3 以上のみ)

断么九成立系列	出現数	全帯么成立系列	出現数	役牌成立系列	出現数
(6789, 678)	15,860	(2789, 789)	2,478	(467,67)	18,528
(1234, 234)	15,486	(6789, 789)	2,471	(346,34)	18,506
(4678, 678)	15,290	(1789, 789)	2,422	(6789,678)	16,997
(2346, 234)	14,972	(1239, 123)	2,401	(1234,234)	16,943
(467, 67)	13,943	(1237, 123)	2,387	(679,67)	16,787
(346, 34)	13,801	(1238, 123)	2,338	(134,34)	16,756
(3678, 678)	13,516	(1234, 123)	2,317	(568,56)	16,065
(2347, 234)	13,173	(4789, 789)	2,282	(245,45)	15,939
(245, 45)	12,986	(3789, 789)	2,023	(267,67)	15,694
(2348, 234)	12,864	(7899, 789)	1,862	(348,34)	15,473

役別に出現数の多かった局面をまとめた結果が表 5.3 である。表 5.3 において，表 5.1 や表 5.2 で示した発生率や特定の役が成立した局数の比を考えると，全帯么成立系列が多くなったように見える。これは 2 から 8 の牌を自由に構成でき，面子としては 12 種類を構成可能な断么九に対して，全帯么では 123, 789, 111, 999 の 4 種類のいずれかしか使用できないため，系列の出現数が増えたようにみえていることによる。

### ● 結果

表 5.3 より，和了へ向かう系列には規則性があり，役に強く依存することが読み取れる。これより，対局者が特定役へ向かっている際，その手順には頻出する傾向があ

## 5.2 実験内容

り，その差は系列によって表せることが示せた。

### 5.2.3 生成された系列の出現数の分布を調べる実験と結果

- 目的

系列からの打牌選択をするためには，系列の出現数の分布を調べておく必要がある。すなわち，打牌の信頼度というものを考えた時に，出現数が多い系列であればそれは信用できるといえそうである。また，出現数が多い系列さえあれば一致率を落とさずに打牌選択ができるという場合，どこかで出現数の線引きをしなければならないが，その際にも系列の出現数の分布を用いることになる。そこで，系列の出現数のボリュームゾーンを調べることを目的に実験を行う。

- 内容

系列の出現数のボリュームゾーンを調べるために，出現数をある幅で区切って表形式にするが，あまりにも差が激しい区間は更に細分化する。単に出現数の分布を確認するのであれば，プレイヤー全体の系列だけで十分である。ところが，実用上，提案手法では各プレイヤーの系列を使用するため，あるプレイヤー1人に注目した場合でも同様の分布が得られるかを確認したい。そこで，プレイヤー全体の系列だけではなく，ある個人プレイヤーの系列についても分布を調べる。

- 対象データ

- 牌譜の対局年

- 2012年から2018年の7年分

- プレイヤ数

- 82名のプレイヤーと，特に試合数の多い1プレイヤー(プレイヤー X)

## 5.2 実験内容

表 5.4 役牌成立時の系列の出現数に関する分布

役牌成立系列の出現数	プレイヤー X の系列の個数	プレイヤー全体の系列の個数
100 以上	76	7,183
50 以上 100 未満	191	4,343
10 以上 50 未満	657	16,616
9	141	1,768
8	134	2,143
7	165	2,684
6	247	3,261
5	362	4,336
4	521	6,271
3	923	9,785
2	1,791	18,755
1	6,664	58,530
合計	11,872	135,675

表 5.4 は、役牌和了局面を生成データとするプレイヤー X に対して、データ内である回数出現した系列がいくつあったかを示している。同様の値をプレイヤー全体の生成データを用いた系列についても求めている。例えば、5.4 の下段の「役牌成立系列の出現数」が 1 である行の場合では、生成データの中で 1 回だけ現れた系列が、プレイヤー X では 6,664 個、プレイヤー全体では 58,530 個あったという意味である。

### ● 結果

表 5.4 から読み取れるように、系列の分布には大きな偏りがある。具体的には、生成データの中で 1 度しか現れない局面がプレイヤー X では 56%、プレイヤー全体では 43% と半分近い割合を占めている。なお、プレイヤー X の系列の出現数の最大値は孤立

## 5.2 実験内容

牌の 4 を切ったことを表す (4, None) が 1,289 であり、プレイヤー全体でも同様の (4, None) が最大値で、167,907 回であった。これはすなわち、100 回以上出現する頻出の系列と、1 回しか観測できないような非常に珍しい系列に二極化していることを表している。同色の牌の枚数が増えるほど組合せは増加するため、1 回しか観測できない珍しい局面というのは、ほとんどが 1 色あたりの枚数が多い系列であった。

ある個人プレイヤー X と全体の分布を比較したところ、その分布の傾向はほとんど同様であることが確認できた。したがって、提案手法で述べた手法の通りに、個人の系列を利用する。

### 5.2.4 過去の手牌と完全一致する局面の存在確認実験と結果

- 目的

関連研究でも述べたように、人間プレイヤーの打牌を模倣する際には、全ての過去の牌譜データで手牌とその時の打牌をデータベースとして記憶する方法がある。打牌選択をする際には、作成したデータベースの中から同一の手牌を探し、その打牌を提案手とすれば実現できそうである。そこで、全体プレイヤーのデータを用いて、完全一致による打牌選択という手法の実現性を調べるために、実験を行う。

- 内容

まず初めに、あるプレイヤー 1 年分の手牌データを 1 単位として扱う。天鳳ではこの間にゲーム内容について大きな仕様変更はないが [14]、念の為離れた年のデータを用いて検証した。これより、2013 年、2018 年、2019 年の 3 単位分を対象とした。この 1 単位の片方でデータベースを作り、もう片方でデータベースに一致する局面数を探すという方法で、総当たりで調べた。

- 対象データ

- 牌譜の対局年

- 2013 年、2018 年、2019 年

## 5.2 実験内容

### – プレイヤ数

全体プレイヤー

表 5.5 完全一致局面の発生件数

	2013 年	2018 年	2019 年
2013 年	3120 万局面	0	0
2018 年	0	3260 万局面	0
2019 年	0	0	3320 万局面

### ● 結果

結果を表 5.5 に示したが、発生件数については丸めた値を用いている。模倣を成功させるには、過去に出現した手牌が再度出現しなければならないが、表 5.5 の通り、そのような局面はなく失敗した。麻雀は手牌の組み合わせが多いため、同じ局面が現れなかったと考えられる。

### 5.2.5 系列がどの程度網羅できたかを調査する実験と結果

#### ● 目的

実戦の牌譜からどの程度の系列が抽出できたかを明らかにするために実験を行う。

#### ● 内容

系列として存在し得る全パターンを計算し、そのうち系列の一覧として抽出できた割合について示す。

#### ● 対象データ

##### – 牌譜の対局年

2012 年から 2018 年の 7 年分

##### – プレイヤ数

## 5.2 実験内容

82名のプレイヤーと、特に試合数の多い1プレイヤー(プレイヤー X)

表 5.6 系列の網羅率

	系列の件数
個人の系列	11,872 通り
全体の系列	135,675 通り
系列の総数	1,831,410 通り

- 結果

結果を表 5.6 に示す。表 5.4 と同じ条件で実施した。手牌 1 枚から 14 枚までの形から発生し得る系列の総数はおよそ 183 万通り存在した。この内、7 年分の牌譜を生成用データとして作成できた個人プレイヤー X の系列は、およそ 12,000 通りであり、全体プレイヤーの系列の場合は、およそ 135,000 通りを網羅できた。

# 第 6 章

## 実験

提案手法の系列により，個々の対局者の打牌選択を模倣できていることを検証する実験を行う．全ての実験で，OS が「ubuntu 20.04」，物理 CPU が 1 で，CPU コア数が 16 の「AMD Ryzen 9 3950X 16-Core Processor」を搭載した機材を用いる．

### 6.1 実験準備

実験の本題へと移る前に，実験で用いる用語や評価指標に関する説明を述べる．

#### 6.1.1 一致率の定義

$$R_{first} = \frac{C_{first}}{N_{all} - (N_{noneS} + N_{noneH})} \quad (6.1)$$

$$R_{top3} = \frac{C_{first} + C_{second} + C_{third}}{N_{all} - (N_{noneS} + N_{noneH})} \quad (6.2)$$

式 6.1 は完全一致率  $R_{first}$  を表しており，式 6.2 は第三候補以内一致率  $R_{top3}$  を表している．対象の牌譜の全ての打牌局面数  $N_{all}$  から戦略が不定だった場合はその局面数  $N_{noneS}$  を引いている．さらに，候補手が何も得られなかった場合の局面数  $N_{noneH}$  も分母から引く．戦略を固定している実験の場合は  $N_{noneS} = 0$  である．一致率を求める際には，検証用データとして与えた牌譜のプレイヤーの打牌と，実験による候補手を打牌の優先度が高い順に比較する．このとき，プレイヤーの打牌と候補手の第一候補が一致した数が  $C_{first}$ ，第二候補が一致した数が  $C_{second}$ ，第三候補が一致した数が  $C_{third}$  である．実験結果は，得られた  $R_{first}$  および  $R_{top3}$  を小数第 5 位で四捨五入した値を記載する．

## 6.1 実験準備

### 6.1.2 第三候補以内一致率の妥当性

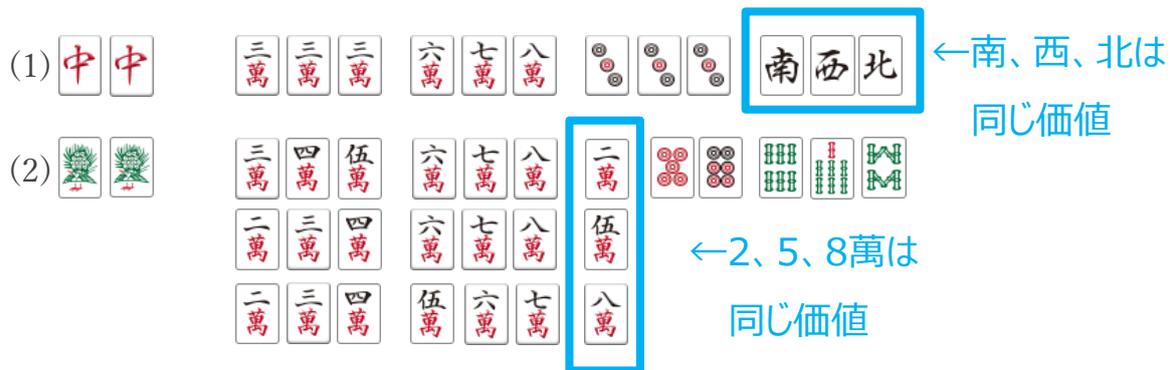


図 6.1 第三候補までの牌に序列の関係がない例

実験では、検証データでのプレイヤーの打牌と、提案手法からの第一候補の打牌が完全に一致した「完全一致率」の他に、「第三候補以内一致率」を定義して比較する。なぜなら、麻雀の打牌選択においては、明確に打牌を決定することができない局面があるからである。具体例を図 6.1 に示した。

手牌 (1) は、「南西北」のいずれの牌もが役牌ではなく、ドラでもなく、残り枚数が等しい状況を想定している。この手牌 (1) においては、「南西北」に打牌の優先度を定義できない。同様に、手牌 (2) においては、萬子の「2345678」から 1 枚を切れば聴牌する局面である。図 6.1 での並び変えた手牌から自明であるように、2, 5, 8 のいずれの牌を切っても、「2345678」を 2 面子に分解可能である。このケースでも「258」に打牌の優先度を定義できない。

第二候補までで打牌の優先度を定義できないケースは、「1234」「2345」……「6789」や、孤立牌を切る局面での「19」など無数に存在する。2019 年において、和了成立局面だけに限定しても、(1234,123) は 925 回、(1234,234) は 4,626 回観測され、無視できない頻度でこういった局面は発現する。

こういった場合、プレイヤーは河に切られている牌の枚数、河の情報による相手の手牌の残り牌の枚数予測、将来的な安全度、より高い役になるか、牌がドラかどうかといった情報から打牌を決定するが [10]、系列情報だけではこういった情報は読み取れない。ゆ

## 6.2 実験内容

えに，本実験では完全一致率だけではなく，第三候補以内一致率を用いて比較する．

## 6.2 実験内容

本研究で行った実験について，その目的と内容，および結果について順を追って記述する．

### 6.2.1 プレイヤに対して異なる生成データを与えた場合の一致率比較実験と結果

- 目的

この実験は，提案手法である系列を用いた打牌選択が，本人の打牌にどれほど適合しているかを検証するために行う．

- 内容

検証データのプレイヤと系列が一致するケース (以降，本人の系列という) と本人ではない他人の系列を用いたケース (以降，他人の系列という) で一致率の差を比較する．

- 対象データ

本実験では，次の牌譜データを使用する．

- 生成データ

2018 年の 1 年分

- 検証データ

2019 年の 1 年分

- プレイヤ数

82 名中の代表 4 名

## 6.2 実験内容

表 6.1 本人の系列と他人の系列を用いた場合の完全一致率比較

	プレイヤーの局面数	本人の系列一致率	他人の系列平均一致率
プレイヤー A	123,860	45.39%	45.36%
プレイヤー B	302,089	43.76%	43.60%
プレイヤー C	279,927	37.24%	36.67%
プレイヤー D	59,429	39.60%	39.47%

表 6.2 本人の系列と他人の系列を用いた場合の第三候補以内一致率比較

	プレイヤーの局面数	本人の系列一致率	他人の系列平均一致率
プレイヤー A	123,860	69.56%	68.82%
プレイヤー B	302,089	69.08%	67.13%
プレイヤー C	279,927	64.88%	63.28%
プレイヤー D	59,429	63.84%	63.11%

### ● 結果

完全一致率で比較した結果を表 6.1 に、第三候補以内一致率で比較した結果を表 6.2 に示す。全てのプレイヤーではなく、一致率が高かったプレイヤーの代表としてプレイヤー A, B を、低かった代表としてプレイヤー C, D の結果を示している。以上より、他人の系列を使用するよりも、本人の系列を使用した方が一致率が高くなる傾向がみられ、その差は第三候補以内一致率の場合により大きくなった。したがって、系列は本人の打牌に適合している傾向があると読み取れた。

## 6.2 実験内容

### 6.2.2 個人プレイヤーと全体プレイヤーの系列を使用した際の一致率比較実験と結果

- 目的

系列が個人プレイヤーに特化していると仮定すると、全体プレイヤーの牌譜で生成した系列データを使用した場合でも、本人の系列を与えた場合の方が一致率が高くなるはずである。この点を比較し、結果が現れた場合はその理由について考察するために実験を行う。

- 内容

本人の系列を使用したケースは、6.2.1 での実験結果を用いる。全体プレイヤーには同じ検証用データを与えたケースを掲載し、完全一致率および第三候補以内一致率を比較する。

- 対象データ

- 生成データ

2018 年の 1 年分

- 検証データ

2019 年の 1 年分

- プレイヤ数

82 名中の代表 4 名

## 6.2 実験内容

表 6.3 本人の系列と全体プレイヤーの系列を用いた場合の一致率比較

プレイヤー名	本人の系列		全体プレイヤーの系列	
	完全一致率	第三候補以内一致率	完全一致率	第三候補以内一致率
プレイヤー A	45.36%	69.56%	45.82%	72.56%
プレイヤー B	43.76%	69.08%	43.92%	70.72%
プレイヤー C	37.24%	64.88%	37.63%	66.74%
プレイヤー D	39.60%	63.84%	39.91%	66.80%

- 結果

表 6.3 に結果を示す。本人の系列との完全一致率を比較した場合では、ほとんど差はなかったが、第三候補以内一致率について比較すると、全体プレイヤーの系列を与えた方が高い一致率を記録した。すなわち、全体プレイヤーの系列を使う方が、本人の系列を使うよりも良い結果になることを表している。

### 6.2.3 本人プレイヤーの系列と全体プレイヤーの系列の選択の違いの検証実験と結果

- 目的

表 6.3 より、検証用データのプレイヤーと、系列の生成用データのプレイヤーが等しい場合の一致率よりも、全体プレイヤーの系列を用いた方が高い一致率の値を示した。しかし、一致率だけではどんな局面で一致したのか全容が見えてこない。そこで、本人の系列と全体の系列の打牌が異なった箇所を調べる実験を行う。この際、全体プレイヤーの系列による打牌が不一致だったが、本人の系列を用いた場合では一致したケースがあれば、全体の多数派の打牌とは異なる、個性のある一打を選択でき、プレイヤーに特化した模倣ができていくとする。

- 内容

## 6.2 実験内容

表 6.3 では、本人の系列と全体プレイヤーの系列に同じ検証用データを与えている。すなわち、同一局面における打牌選択の正誤を比較可能である。よって、局面毎に打牌の正誤を記録し、その数を 4 状態で集計していくとする。正誤の判定の際には、第一候補だけではなく、第二候補、第三候補のいずれにも正解の打牌がなかった場合を「不一致」とするなお、系列の網羅率の差による影響を無くすため、どちらか一方でも打牌を出力できなかったケースは集計から取り除く。

- 対象データ

- 生成データ

- 2018 年の 1 年分

- 検証データ

- 2019 年の 1 年分

- プレイヤ数

- 82 名中の代表 1 名

表 6.4 プレイヤ A とプレイヤー全体との一致局面数比較

本人の系列	全体の系列	発生件数
一致	一致	80,175
一致	不一致	1,992
不一致	一致	5,824
不一致	不一致	35,869

- 結果

プレイヤー A について、本人の系列と全体の系列との間で打牌の一致、不一致を調べた結果が表 6.4 である。プレイヤー A の総局面数 123,860 のうち、打牌の出力結果が同じだったのは 116,044 局面であった。しかし、本人の系列だけが模倣できた局面といえる、本人の系列が一致、全体の系列では不一致だった局面も 1,992 件存在し

## 6.2 実験内容

た。総局面数の 1.6% という数字ではあるが、本人の系列だからこそ打牌が出力できた局面が存在するということである。この 1.6% の局面が、系列によって、個性的で特徴的な打牌を取り出せたという成果である。

### 6.2.4 人間プレイヤーの系列とコンピュータプレイヤーの系列の比較実験と結果

- 目的

変化する場の状況に対応し、時にはミスをする人間プレイヤーと、評価関数によって、常に同じ基準の打牌をするコンピュータプレイヤーの間では打ち方が異なるはずである。このとき、打ち方が異なっていれば、得られる系列も異なるはずである。プレイヤーごとに生成される系列が異なっていることを示すために実験を行う。

- 内容

人間プレイヤーとコンピュータプレイヤーの打牌は大きく異なっていることが期待できるため、人間プレイヤー全体の系列を用いる。評価関数が一定のコンピュータプレイヤーとして、「manue」を使用した [15]。manue は麻雀 AI 対戦サーバ「Mjai」という麻雀ゲームエンジン上で動作するプレイヤーである [16]。manue は自分が得る点数の期待値が最大となるように打牌する [15]。実験は、人間プレイヤー全体の系列と、manue の牌譜を生成データとする全ての局面での系列により比較する。

- 人間プレイヤーの対象データ

- 牌譜の対局年

- 2012 年から 2018 年の 7 年分

- プレイヤ数

- 82 名のプレイヤー

- コンピュータプレイヤーの対象データ

## 6.2 実験内容

- 牌譜の対局数  
6,000 半荘
- プレイヤ数  
1 種類

表 6.5 人間プレイヤとコンピュータプレイヤの出現数上位系列比較

人間全帯么成立系列	出現数	人間役牌成立系列	出現数	manue の系列	出現数
(2789, 789)	2,478	(467,67)	18,528	(1239,123)	1,213
(6789, 789)	2,471	(346,34)	18,506	(1789,789)	1,188
(1789, 789)	2,422	(6789,678)	16,997	(1236,123)	1,170
(1239, 123)	2,401	(1234,234)	16,943	(1237,123)	1,154
(1237, 123)	2,387	(679,67)	16,787	(4789,789)	1,136
(1238, 123)	2,338	(134,34)	16,756	(1238,123)	1,121
(1234, 123)	2,317	(568,56)	16,065	(3789,789)	1,097
(4789, 789)	2,282	(245,45)	15,939	(2789,789)	1,078
(3789, 789)	2,023	(267,67)	15,694	(2349,234)	1,072
(7899, 789)	1,862	(348,34)	15,473	(2348,234)	1,032

### ● 結果

表 6.5 に、人間プレイヤとプレイヤ manue から生成された最頻出系列の結果を示した。manue の生成データでは、和了役を指定していないにも拘らず、全帯么系の系列が現れる傾向があった。manue は他の数牌と比較して、1 や 9 を重要視するプレイヤであることが読み取れる。

人間の役牌成立系列の最頻値であった系列 (467,67) は、manue では 553 回出現している一方で、manue は系列 (467,46) が 512 回ある。また、系列 (346,34) について

## 6.2 実験内容

は 516 回であり，こちらについては (346,46) が 579 回と (346,34) を逆転している．(467,46) や (346,46) は，(467,67) や (346,34) とすれば面子にできた 8 や 2 を取り零す選択である．全ての打牌において，面子となる確率が最大となるように打牌したとすると，(467,67) は 1,065 回，(346,34) は 1,095 回であり，表 6.5 に表示されていたことになる．受け入れを減らす選択をした理由は，manue の思考ルーチンにおいて，向聴数が同じ牌が複数ある場合に，その牌の中からランダムに打牌をするためである．結果として，manue が人間プレイヤーとは異なる思考で打牌選択を行っていることを系列から読み取れると示せた．

### 6.2.5 巡目による一致率の変化と比較実験と結果

- 目的

麻雀の序盤局面と終盤局面では，現れる手牌の特徴が異なる．序盤は無作為に与えられた配牌に近い状態であるが，牌の交換を重ねた終盤に近づくにつれて，同色の牌が多い複雑な局面や，降りている局面が含まれる．そこで，系列を用いた場合の一致率について，検証データを序盤局面にした場合と，それ以外場合とで比較実験を行う．

- 内容

あるプレイヤーに着目し，序盤局面とそれ以外の局面において，本人の系列と他人の系列，全体の系列を与えた場合の第三候補以内一致率を比較する．本人の系列は，本人である 1 人の系列のみを用いた場合であるが，全体の系列は 82 人全体の牌譜から生成した系列を用いた場合であり，他人の系列は，本人を除く 81 人の牌譜から生成した系列を用いた場合である．巡目は，4 巡目以内 (4 巡目を含む)，5 巡以降 (5 巡目を含む)，7 巡以降 (7 巡目を含む) でそれぞれ調べる．なお，5 巡目以降とは，5 巡目，6 巡目，7 巡目以降を指す．

- 対象データ

## 6.2 実験内容

- 生成データ  
2018 年の 1 年分
- 検証データ  
2019 年の 1 年分
- プレイヤ数  
82 名中の代表 1 名

表 6.6 プレイヤ A の異なる巡目の検証データを与えた場合の一致率比較実験

系列の生成データ	4 巡目以内	5 巡以降	7 巡以降
本人の系列	75.50%	67.61%	66.85%
全体の系列	81.63%	75.72%	73.94%
他人の系列 (平均)	74.90%	67.70% **	67.02% **

### ● 結果

プレイヤ A について、異なる巡目の検証データで、本人の系列、全体の系列、他人の系列を与えた場合の第三候補以内一致率を調べた結果が、表 6.6 である。検証用データが 4 巡目以内の場合が最も第三候補以内一致率が 5 巡目以降よりも相対的に高く、5 巡目以降よりも後半である 7 巡目以降のデータの場合の方が一致率が下がる傾向が見られた。

他人の系列を用いた場合においては、4 巡目以内と 5 巡目以降、4 巡目以内と 7 巡目以降の間で、対応ありの t 検定を有意水準 1% の両側検定で行った。4 巡目以内と 5 巡目以降で比較した結果、有意な差がみられた ( $t(81) = 52.424, p < 0.01$ )。4 巡目以内と 7 巡目以降で比較した結果、有意な差がみられた ( $t(81) = 22.067, p < 0.01$ )。同じ傾向は他のプレイヤにおいても観測され、4 巡目以内の検証データが最も高い第三候補以内一致率を示した。

## 第7章

# 考察

事前実験の表 5.3 より、対局者の目指す役の戦略の違いにより、系列が異なっていることが読み取れた。上位に頻出する系列についても、著者の直感と一致するものであった。色情報のみを取り出す系列は、1色あたりの枚数が少ない場合であれば、出現数を確保し打牌選択が行える。一方で、表 5.4 の結果より、「染め手」と呼ばれる同色の牌が多い局面では、十分な数の系列を集めることができないという点が課題である。また、高い水準の一致率を確保しつつ、系列を生成するには、人間プレイヤーの牌譜を年単位で集める必要がある。これを改善し、少ない牌譜数でも対応することができるようになるべきである。その方法の1つとして、既存の系列の中でもほとんど同じとみなせるような遷移をまとめるアルゴリズムが必要と感じた。例えば、12368, 1233368 という前系列を想定したとき、完全一致する系列がなかったとしても、分割して68とみなすことで、従来よりも多くの局面に対応できる。しかし、適切に雀頭や面子とみなす分割の判定部分や、分割によって現れた多数の候補手の中で最良の手を選ぶ実装が難しい。

表 6.3 によると、それぞれの個人の生成データの系列として用いた場合よりも、全体のプレイヤーのデータを用いた方が一致率が高いという結果になった。個人の対局により出会うことができる系列には限界があるため、データ数や系列の信頼性といった面で劣っていた可能性がある。しかし、追加実験を行い、6年間の牌譜を生成データとしたとき、出現数が1, 2, 3である珍しい系列による打牌選択を除外しても、一致率は下がった。すなわち、個人の珍しい局面が一致率を下げているのではなく、むしろ出現数が十分にあるケースで打牌を外している可能性が示唆される。この点に関連して、巡目の序盤と

序盤以外で系列の一致率を比較した実験結果である表 6.6 より、系列は序盤の局面での一致率が高かった。局面が単純で和了へ向かうことが多い序盤に対して、終盤では状況により降りるプレイヤーも現れる。このため、系列を用いる局面を限定することにより、一致率が向上することが期待される。

ところで、個人プレイヤーの生成データを比較した場合では、生成用データと検証用データの牌譜のプレイヤーが一致する本人の系列を用いる方が、他人の系列を用いるよりも一致率が高くなる傾向が確認できた。本人でないプレイヤーの中には、本人の系列データでの一致率よりも高い値を示す者もいるが、それは全てのプレイヤーが千差万別の個性を持っているわけではないため、打牌が似ている相性の良いプレイヤーや、逆に悪いプレイヤーがいるというのは自然な現象である。特に、今回対象としたプレイヤーは天鳳の中でも最上位の卓で高い実力を持っているプレイヤーであるため、「定石」を共有しており、一致率に差がつかなかったのかもしれない。提案手法はむしろ、中級者に対して適用した場合に良い結果が期待できると考えている。

将棋の棋風に擬えて、麻雀の打ち方は雀風と呼ばれるが、この雀風を客観的に定義するのは難しい。ただし、第三候補以内一致率の比較的低いプレイヤーには、一般に「面前派」や「手役派」と呼ばれている雀風のプレイヤーが集まる傾向がみられた。系列は、言い換えれば大多数の打牌選択を記録したものである。ゆえに、手役を重視するプレイヤーとの一致率が低いということは、スタンダードで多数派の打ち方とは一致しないと考えれば矛盾がなく、個性が強いプレイヤーの分類に系列を使える可能性もある。

最後に、向聴数が最小になるような打牌をする manue と人間の系列を比較したケースでは、人間とは異なる系列が現れた。これは、manue の思考ルーチンが向聴数を向上させる打牌のみを選択するアルゴリズムで動作しており、向聴数が同じ牌が複数ある場合では、その中からランダムに打牌をするためである。このようなプレイヤーに対しては、同じ前系列を持つ次系列の間で出現数の差があまりなく、出現数の最大値により選択する提案手法ではうまく手を一致させられないと考えられる。つまり、打牌に一貫性があることが系列が上手く動作する条件であると推定される。

## 第 8 章

# まとめと今後の予定

本研究では、系列情報による牌譜の分析を行い、対局者の打牌の傾向を探ることに成功した。特に、系列という人間に理解できるデータ形式を用いて打牌を決定し、模倣しようとした点に新規性がある。色別に分割し、手牌の変化を表現した系列により、62%の局面で候補手を提案可能になった。このときの検証用データとの完全一致率は42%であり、第三候補以内の一致率では70%に達した。さらに、生成用データと検証用データの牌譜のプレイヤーが一致している方が、他人の系列を用いるよりも一致率が高くなる傾向が確認できた。

系列の課題は、模倣相手プレイヤーの十分な数の牌譜が必要という点にある。今後は系列をより一般化した形式で表現することや、手牌の変化以外の情報を付加し、完全一致ではなくとも打牌を出力できる局面を探るべきであり、学習データが少ない場面であっても、人間プレイヤーを模倣する方法を検討したい。また、系列は局面ごとの細かい手牌の形に着目しているため、それぞれの人間プレイヤーの系列の出現数の分布を比較することで、人間の打牌選択の癖や傾向を可視化できる。これを応用して平均的に選ばれやすい手を正解として比較すれば、そのプレイヤーが正解とは異なる手を打った局面を抽出し、幅広い実力のプレイヤーへの指導や、そうした特徴的な手を個性的とみなした協調にも活かせると考えている。以上の点を踏まえ、「自分とどの程度似ていると感じたか」という内容でアンケート調査を行えば、模倣の達成度を確認できるだろう。

# 謝辞

主査である竹内聖悟先生は，研究の方針やプログラムの改善といった点から，学術的な文章の構成に至るまで惜しみなく親身になって助言を下さったおかげで，楽しみながら研究を続けられ，心から感謝を申し上げます．

副査として研究の改善へ向けたコメントを頂いた松崎公紀教授，吉田真一教授，研究の礎となる知識や技術をご教示下さった全ての先生方に，この場を借りて感謝の意を表す．

最後に，麻雀豆腐 (<https://majandofu.com/>) 様より牌画像をお借りさせて頂いたご厚意にお礼を申し上げます．

## 参考文献

- [1] D. Silver, Julian Schrittwieser, Karen Simonyan, Ioannis Antonoglou, Aja Huang, Arthur Guez, Thomas Hubert, Lucas Baker, Matthew Lai, Adrian Bolton, Yutian Chen, Timothy Lillicrap, Fan Hui, Laurent Sifre, George van den Driessche, Thore Graepel and Demis Hassabis, “Mastering the game of go without human knowledge”, *Nature*, Vol.550, no.7676, pp. 354-359, 2017.
- [2] Sandholm, Tuomas, “The state of solving large incomplete-information games, and application to poker.”, *Ai Magazine*, Vol.31, no.4, pp.13-32, 2010.
- [3] 山下 宏, “将棋名人のレーティングと棋譜分析”, *ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集*, pp.9-16, 2014.
- [4] 濱野 航汰, 松原 仁, “棋譜解析によるプレイヤーのレーティング推定”, *ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集*, pp.95-100, 2018.
- [5] 池田 裕太郎 池田 心, “アクションゲームにおける特定のプレイヤーの特徴を模倣する AI プレイヤーの作成”, *情報処理学会研究会報告*, 2020-GI-43, 9 号, pp.1-8, 2020.
- [6] 青木 雄亮, 田村 仁, “予測と深層学習による特定プレイヤーの模倣手法”, *ゲームプログラミングワークショップ 2021 論文集*, 第 2021 巻, pp.102-105, 2021 年.
- [7] 蛭田 雄一, 伊藤 毅志, “人間の思考を模倣した利己的先読み～将棋の駒の取り合い問題に関する考察～”, *情報処理学会論文誌*, 2006-GI-016, Vol.70, pp.17-20, 2006.
- [8] 水上 直紀, 中張 遼太郎, 浦 晃, 三輪 誠, 鶴岡 慶雅, 近山 隆, “多人数性を分割した教師付き学習による 4 人麻雀プログラムの実現”, *情報処理学会論文誌*, Vol.55, pp.2410-2420, 2014.
- [9] 水上 直紀, 鶴岡 慶雅, “牌譜を用いた対戦相手のモデル化とモンテカルロ法によるコンピュータ麻雀プレイヤーの構築”, *ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集*, 第 2014 巻, pp.48-55, 2014 年.

## 参考文献

- [10] 萩原 涼太, 山田 渉央, 佐藤 直之, 池田 心, “麻雀における相手の和了点数予測法の性能評価”, 情報処理学会研究会報告, 2016-GI-35, 11号, pp.1-8, 2016.
- [11] 堺田寛一郎, 川又泰介, 松田源立, “シーケンシャルパターンマイニングを用いた麻雀の捨て牌の傾向分析”, 情報処理学会第84回全国大会講演論文集, pp.404-405, 2022.
- [12] M. Kurita and K. Hoki, ”Method for Constructing Artificial Intelligence Player With Abstractions to Markov Decision Processes in Multiplayer Game of Mahjong,” in IEEE Transactions on Games, Vol.13, no.1, pp.99-110, March 2021, doi: 10.1109/TG.2020.3036471.
- [13] 井出洋介, “これが東大式!はじめてでもよくわかる麻雀入門”, 9784074318001, 2018年, 主婦の友社.
- [14] オンラインネット麻雀「天鳳」, <https://tenhou.net/>, 2023年1月31日閲覧.
- [15] Hiroshi Ichikawa, ”mjai-manue”, <https://github.com/gimite/mjai-manue>.
- [16] Hiroshi Ichikawa, ”mjai”, <https://github.com/gimite/mjai>.
- [17] Sotetsu Koyamada, Keigo Habara, Nao Goto, Shinri Okano, Soichiro Nishimori and Shin Ishii, ”Mjx: A framework for Mahjong AI research,” in 2022 IEEE Conference on Games, pp. 504-507, August 2022, <https://github.com/mjx-project/mjx>.