

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

堺田寛一朗[†] 川又 泰介[†] 松田 源立[†]
成蹊大学 理工学部 情報科学科

1. はじめに

近年、様々なゲームに関して AI の開発が進んでおり、人間のプレイヤーを上回る性能を持つ AI も珍しくない。しかしながら、強い AI が必ずしもプレイヤーの上達の助けになるとは限らず、むしろ人間の上級者からパターンを学んだ方が有効である場合もある。本研究では、麻雀の上級者がオンライン麻雀で打った捨て牌の系列を分析対象とし、上達に有用な打牌パターンを発見することを目的とする。具体的には、オンライン麻雀の捨て牌の系列記録を大量に収集し、データ列から頻出パターン系列を抽出する手法であるシーケンシャルパターンマイニングを適用した。その結果、勝者（和了者）と敗者（放銃者）に分類した場合に、打牌パターンの違いがあることを観察した。

2. 先行研究

麻雀の打牌選択における DenseMLP による学習[1]では DenseMLP を用いて天鳳卓のプレイヤーの捨て牌を学習することで行動分析をしている。牌譜の解析による麻雀の分析[2]では精度の高い読みを実現するためのフィルタを用いた手法が検討されている。牌譜を用いたコンピュータ麻雀プレイヤーの構築[3]では、捨て牌を学習してモンテカルロ法によるプレイヤーの構築が試みられている。これらの研究がより強い麻雀の AI プレイヤーの作成に有用であることは示唆されているが、人間のプレイヤーに参考になるパターンを直接抽出することは困難であった。本研究ではシーケンシャルパターンマイニングを牌譜に適用することで人間のプレイヤーにとって有効なパターンの抽出を行う。チェスの棋譜に対してシーケンシャルパターンマイニングを適用した分析は既に行われているが[4]、本研究では麻雀の牌譜に適用する。

3. 研究手法

本研究では 2018 年に天鳳[5]での上位卓である鳳凰宅で行われた試合 4611 局に対し分析を行った。牌の収集に関しては[6]を参考にした。抽出したデータは引いた牌、捨てた牌、あがった点数など様々なデータが入っている状態のため、そのデータから捨て牌の系列群のみを収集した。その捨て牌の系列群に対して、シーケンシャルパターンマイニング手法の一種である Prefix Span を適用し、頻出パターンの抽出を行った。Prefix Span は深さ優先のシーケンシャルパターンマイニングアルゴリズムであり比較的効率的であることが知られている。また支持度という 0~100% の値の設定により、抽出するパターンの発生頻度を調整することができる。一般に支持度が高いほど、高頻度に発生する

パターンのみを抽出することになるので、パターン数は減少する。今回は Java でかかれたツールである SPMF[7]を利用した。予備実験として全ての局の全てのプレイヤーの捨て牌系列から頻出パターンの抽出を試みたが、有用なパターンを見つけることはできなかった。そこで、明確な勝者と敗者が存在している局、すなわちロンあがりが発生した局のみに注目してデータを集めた。そして、勝者であるロンをしたプレイヤー、敗者である振り込んでしまったプレイヤー、その他の勝者でも敗者でもない 2 名のプレイヤーに分割して、それぞれの捨て牌の系列群に Prefix Span を適用して頻出パターンを抽出した。また、支持度としては、10%、5%、1%、0.5%、0.1% という値を設定して各々で抽出を行った。

4. 結果

データセットからロンあがりが発生した局にのみ注目して、その局のあがったプレイヤー（勝者）、振り込んだプレイヤー（敗者）、その他のプレイヤー 2 人（その他 1、その他 2）の 4 プレイヤーとして、各々の捨て牌系列群に Prefix Span を適用し頻出パターンを抽出した。各条件で抽出されたパターン数を表 1 に示す。表 1 からは、支持度が同一の場合、明らかに敗者において共通する捨て牌のパターン数が多いことが分かる。この結果は、シーケンシャルパターンマイニングによる分析は、勝者に固有のパターンを見つけ出すことは困難であるが、敗者に固有のパターンは抽出可能であることを示唆している。そこで、各支持度において、勝者および敗者の固有のパターンの抽出を行った。具体的には、勝者のパターン群と、敗者及びその他の 2 プレイヤーのパターン群の差集合を計算し、勝者固有のパターン群とした。同様に、敗者のパターン群と勝者およびその他の 2 プレイヤーのパターン群の差集合を計算し、敗者固有のパターン群とした。表 2 に、これら勝者および敗者の固有パターン数の各支持度での値を示す。この表より、支持度が 10% と 5% の場合は勝者固有のパターンが存在しないことが分かる。一方、敗者固有のパターンは相当数存在している。すなわち、振り込んだ敗者のみに固有のパターンが存在することが分かった。更に発見された敗者固有のパターンの具体的な内容を調査した。まず、各牌を、安全性の観点から、危険牌、安全牌、比較的安全な牌の 3 種類に分類した。分類方法としては役への関わりやすさの点から字牌と 1、9 牌を安全牌、2、8 牌を比較的危険。それ以外を危険牌と分類した。その分類を図 1 に示す。図 2 と図 3 に発見された敗者固有の打ち方のパターンの例を示す。図 2 は支持度 10% の結果であり、安全-安全のパターンが 100% であった。図 3 は支持度 5% の結果であり、安全牌から危険牌を捨てるパターンが 83% で支配的であった。つまり敗者は安全牌の後に危険牌を出す傾向にあるということが分かった。一方支持度 5% では安全-安全のパターンは存在せず、支持度によって抽出されるパターンが異なることが分かった。

Analysis of Discarded Tiles in Mahjong by Sequential Pattern Mining

[†]Kanichiro Sakaida, Taisuke Kawamata, Yoshitatsu Matsuda
Faculty of Science and Technology, Department of Computer and Information Science, Seikei University

表1：勝敗と支持度による抽出パターン数の変化

プレイヤー支持度(%)	勝者	敗者	その他1	その他2
10	47	88	46	35
5	303	393	252	240
1	3192	5083	2933	2113
0.5	9492	12064	8303	6908
0.1	82645	123170	66720	52717

表2：勝者および敗者の固有のパターン数

プレイヤー支持度(%)	勝者	敗者
10	0	41
5	0	86
1	177	1919
0.5	784	3092
0.1	26694	65318

各牌の牌の安全性の分類	
安全牌	一萬 九萬 一筒 二筒 三筒 四筒 五筒 六筒 七筒 八筒 九筒 東 南 西 北 發 中
危険牌	二萬 三萬 四萬 五萬 六萬 七萬 八萬 九萬 一筒 二筒 三筒 四筒 五筒 六筒 七筒 八筒 九筒 東 南 西 北 發 中
比較的危険牌	二萬 八萬 一筒 一萬 二筒 三筒 四筒 五筒 六筒 七筒 八筒 九筒 東 南 西 北 發 中

図1：各牌の安全性の分類

牌の安全性の分類	実際の牌
安全	安全 東
安全	安全 東
安全	安全 南
安全	安全 西
安全	安全 發 西

図2：支持度10%での敗者固有の抽出パターン数の例

牌の安全性の分類	実際の牌
安全	比較的危険 一萬 八萬
安全	危険 一筒 二筒
比較的危険	安全 一筒 二筒
安全	危険 東 六萬

図3：支持度5%での敗者固有の抽出パターン数の例

5. まとめ

本研究では、麻雀の捨て牌の分析において、プレイヤーの中で勝者と敗者が明確に区別されるロン上がりが発生した局に限定し、各々のプレイヤーに特徴的なパターンをシークンシャルパターンマイニングによって抽出した。その結果、勝者と敗者の捨て牌に関して明確なパターンの違いがあることが分かった。特に支持度5%の時に敗者の安全牌の後に危険牌を捨てるというパターンは一般的に言われている攻めの姿勢が表れているのではないかと推察される。しかしその一方で勝者にはこのパターンが現れていないことから、麻雀で勝つためには攻めるのではなく守りながら戦うことの方が有効であるといえる。これは経験的に有効とされていた知見ではあるが、今回実際の棋譜データにより実証されたことは大きな意義があるといえる。本研究で発見されたのはペア系列がほとんどであったが、今後は、データセットの拡張、支持度の調整を行い、より長い系列のパターンの発見を試みる予定である。その結果プレイヤーにとってより有益な打牌パターンを見つめられると期待している。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP21K12036 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 藤田 竜貴, 松崎 公紀, “麻雀の打牌選択学習における Densely Multi Layer Perceptron の有効性と局面から獲得可能な特徴量の有効性”, The 24th Game Programming Workshop (2019年11月)
- [2] 伊藤毅志, とつげき東北, “牌譜の解析による麻雀の分析”, 人工知能学会誌 24 巻 3 号 pp. 355-360 (2009年5月)
- [3] 水上直樹, 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”, The 19th Game Programming Workshop (2014年11月)
- [4] 小林雅治, “シークンシャルパターンマイニングを利用した棋譜に基づくチェスプレイヤーの棋風の分析”, 第 83 回情報処理学会全国大会 (2021年3月)
- [5] <https://tenhou.net/sc/raw/> (2021年4月20日アクセス)
- [6] <https://github.com/Njima1572/mahjongAI> (2021年5月18日アクセス)
- [7] <https://www.philippe-fourmier-viger.com/spmf/> (2021年6月29日アクセス)