

降りるべき局面の認識による 1人麻雀プレイヤーの4人麻雀への適用

水上 直紀^{1,a)} 中張 遼太郎^{1,b)} 浦 晃^{1,c)} 三輪 誠^{2,d)} 鶴岡 慶雅^{1,e)} 近山 隆^{1,f)}

概要: コンピュータ麻雀プレイヤーの研究はあまり行われておらず、実力も平均レベルに届いていない状態である。本研究では4人零和不確定不完全情報ゲームである麻雀の多人数という要素を削除した1人麻雀を考え、1人麻雀と4人麻雀の差を解析し、その差を埋めることで1人麻雀の4人麻雀への適用を図る。解析の結果、4人麻雀と1人麻雀の最も大きな差は降りてことが分かったため、降りるべき局面を機械学習により認識できるようにした。降りるべき局面を認識したプレイヤーを4人麻雀で評価し、降りるべき局面を認識しないプレイヤーより有意に強いことを示した。また得られたプレイヤーは平均プレイヤーと同等の実力であることを確認した。

Adapting One-Player Mahjong Players to Four-Player Mahjong by Recognizing Folding Situations

NAOKI MIZUKAMI^{1,a)} RYOTARO NAKAHARI^{1,b)} AKIRA URA^{1,c)} MAKOTO MIWA^{2,d)}
YOSHIMASA TSURUOKA^{1,e)} TAKASHI CHIKAYAMA^{1,f)}

Abstract: There is not much research on computer mahjong and state-of-the-art computer players are not as strong as average human players. In this work, we first analyze the differences between four-player mahjong and one-player-mahjong, which does not have any difficulty of multi-player games, and then adapt a one-player mahjong program to four-player mahjong by filling the differences. We have found that the biggest difference lies in the necessity of recognizing folding situations and built a machine learning component to recognize such situations. Experimental results show that the playing strength of our mahjong program with the recognition component is comparable to that of average human players, despite the handicap of not being able to use any tiles discarded by other players.

1. はじめに

近年、2人零和確定完全情報ゲームであるチェス、オセロ、将棋といったゲームでは人間のトッププレイヤーと同等かそれ以上の実力を持つコンピュータプレイヤーが提案されている。一方で多人数不完全情報ゲームである麻雀はあま

り良い結果は出ていない。これはゲーム木の探索手法を適用するのが難しいためである。

多人数ゲームでは状況によってプレイヤーの行動の目的が違ふといった難しさがある。この難しさを解消するために、相手を考慮しない1人麻雀プレイヤーを作り、それをもとに4人麻雀へ拡張する手法を提案する。麻雀を行う時の人間の思考は1人麻雀をもとにしているため、1人麻雀から4人麻雀への拡張は容易だと考えられる。

そのため提案手法では4人零和不確定不完全情報ゲームである麻雀の多人数性を排除した、1人麻雀を考えこの1人麻雀と4人麻雀の差を解析し、その差を埋めるように1人麻雀プレイヤーを4人麻雀に拡張する。

¹ 東京大学

The University of Tokyo

² マンチェスター大学

School of Computer science, The University of Manchester

a) mizukami@logos.t.u-tokyo.ac.jp

b) nakahari@logos.t.u-tokyo.ac.jp

c) ura@logos.t.u-tokyo.ac.jp

d) makoto.miwa@manchester.ac.uk

e) tsuruoka@logos.t.u-tokyo.ac.jp

f) chikayama@logos.t.u-tokyo.ac.jp

2. 麻雀の基礎知識

この章では簡単な麻雀のルールや用語について解説する。麻雀は4人のプレイヤーが相手の得点を奪い合うゲームである。各プレイヤーは13枚の牌を持っており、1枚牌を引いて1枚牌を切る行為を各プレイヤーごとに基本的には順番に行いながら、14枚の牌を組み合わせて役を作り得点を得る。これを一局として特定の回数行い最終的な点数の大きさを競うものである。牌には全部で34種類ありそれぞれが4枚あるため合計は136枚となる。牌には数字の1~9のいずれかが書かれた数牌と文字の書かれた字牌がある。数牌は萬子、筒子、索子の3種類に分けられる。この3種類に優劣はない。また以下に一般的な麻雀用語を説明する。

和了

役をそろえて上がる。上がるためには役が1つ以上必要になる。

配牌

最初に配られる牌

ツモ

自分の番の時に牌を1つ引いてくること。

鳴き

ポンやチーといった相手の捨てた牌を自分の牌とすること。

聴牌

あと1枚で和了という状態。

リーチ

鳴きを聴牌の時、行える行動。

形式聴牌

誰も和了がなく1局が終了した時に聴牌している状態。

シャンテン数

和了に必要な牌の枚数。

メンツ

3つの牌が連続した数字または同じ牌が3つそろったもの。

ターツ

あと一枚あればメンツになる組み合わせ。

ブロック数

メンツやメンツ候補の数

受け入れ枚数

シャンテン数を減らす枚数。

タンヤオ牌

数字の2から8の牌。

3. 関連研究

本章では不完全情報ゲームの関連研究について述べる。麻雀の研究としては以下の研究が報告されている。1つ目は3層ニューラルネットワークを用いた学習 [1] である。

牌譜をもとに何を切るかという局面と鳴きの場面を自分の手番の合法手のみ探索し、3層ニューラルネットワークで学習する方法である。いわゆる牌効率の悪さや降りときの安全牌の切り方に問題があった。2つ目はモンテカルロ木探索を用いた方法 [2] がある。この手法では麻雀のゲーム木の探索を正確に行うのは難しいため、相手の手牌や行動をランダムでシミュレートするモンテカルロ木探索 [3] を用いた。この方法では麻雀の知識をほとんど使わないにもかかわらず、シャンテン数を下げるように打つという簡単なルールを書いたプレイヤーよりも成績が上回る結果となった。しかし挙動として相手はシミュレート時にほとんど和了できないことから、鳴きを入れて形式聴牌を取りに行く行動をとるため、人間が行うプレイとは大きく異なっていた。いずれの関連研究も平均レベルのプレイヤーに達していない。

プレイ人数に着目した研究としてはポーカーを用いたもの [5], [6] がある。これらの手法では2プレイヤーでのゲームを強くしてから多人数に適応する方法がとられている。ポーカーは2プレイヤーであればナッシュ均衡戦略を用いることで世界チャンピオンに勝っている [4] が、ポーカーは2人から10人程度で参加可能なゲームであり人数が増えると状態数が指数関数的に増大するためナッシュ均衡戦略の計算は難しい。そこで2人で行われたナッシュ均衡戦略を3人限定で拡張する方法 [5]、プレイヤーの行動を削減、抽象化することでより少ない人数の少ないゲームを想定する方法 [6] がとられた。

4. 提案手法

本研究での提案手法は麻雀の多人数を削除した、1人麻雀を考えこの1人麻雀と4人麻雀の差を解析し、そしてその差を埋めるように1人麻雀プレイヤーを拡張することである。

- (1) 1人麻雀プレイヤーの作成 (5章)
- (2) 1人麻雀と4人麻雀の差異の解析 (6章)
- (3) 降りる局面の解析 (7章)
- (4) 降りるを考慮した1人麻雀の4人麻雀への拡張 (8章)

5. 1人麻雀プレイヤーの作成

この章では4人麻雀に拡張するための土台となる1人麻雀プレイヤーを説明する。

5.1 1人麻雀

本研究の目的は4人麻雀に拡張することであるため、1人麻雀のルールでの評価が4人麻雀でも生かされなければならない。

4人麻雀では平均順位の低い(つまり上手い)プレイヤーほど、平均和了点が低くても和了率が高いことが統計で明らかになっている [7]。上手いプレイヤーの平均和了点が低く

なる理由として手役を無理に狙った打ち方をしないためである。また麻雀の点数の特性上、満貫以上は難易度の割には点数が高くないといったことが挙げられるため、比較的点数の低いで多く和了することが効率が良い。他にも和了すれば他プレイヤーが和了することができないため、相手のチャンスをつぶすといった意味でも和了率の高さは大事である。

平均和了点より和了率を重視するように、この論文では1人麻雀を次のようなルールとした。配牌とツモだけの麻雀で相手の捨て牌は無く、鳴くことやリーチをかけることも考えない。1人麻雀の評価としては和了したか否かで判断する。和了率に差をつけるためツモの回数は27回とした。

5.2 1人麻雀の評価関数の学習

1人麻雀の手牌の評価には膨大な特徴量が必要であり、その調整を高速に行う必要がある。そこで1人麻雀プレイヤーの学習には牌譜との一致を目指した平均化パーセプトロンを用いる。 \mathbf{x} を局面の特徴ベクトル、 \mathbf{w} を重みベクトルとするとある局面の評価値は式(1)で計算される。

$$f(x, w) = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

14枚の手牌から1枚切った13枚の手牌の特徴量を求め、それぞれについて評価値を求める。次に牌譜で実際に指した手 t_0 と評価値の最も高かった手 t_1 を比べる。異なっていた場合重みベクトルを式(2)で更新する。

$$\mathbf{w}' = \mathbf{w} + \mathbf{x}_{t_0} - \mathbf{x}_{t_1} \quad (2)$$

平均化パーセプトロンにおける更新は次のように行われる。この更新を牌譜のすべての局面に対し行い、毎局面の重みベクトルの平均値を最終的な重みとする。特徴量としては北川らの論文[1]を参考に以下のものを考える。

- 通常手、七対子、国土無双のシャンテン数
- メンツ、両面ターツ、ブロックの数
- 受け入れ枚数
- 色の中で最も多い色の数
- タンヤオ牌の数
- 各色の1~9の有無
- 各色のn-gram (n=1~6)
- 各字牌の枚数

特徴ベクトルの次元は全部で37,488になる。

5.3 学習に用いる牌譜

上記の1人麻雀の評価関数の学習には多くの教師データが必要になる。教師データとしてはインターネット麻雀サイト天鳳[8]の鳳凰卓の牌譜を用いた*1。鳳凰卓でプレイできるのは全プレイヤーの中でも上位0.1%程度であり牌

*1 2009年2月20日から2010年1月31日までに行われた対局

表1 1人麻雀の和了率

プレイヤー	和了率 (%)
上級者	51
1人麻雀プレイヤー	48
平均プレイヤー	36
Plain UCT	7

譜の質は高いと考えられる。ただし、この牌譜をそのまま使ったのではデータに4人麻雀に特有と考えられる手が局面があり、1人麻雀の教師データとしてふさわしくない。そこで、ある1局において初めてリーチをしたプレイヤーがリーチをかけるまでの局面についてのみ教師データとした。最終的な教師データの数は約170万局面となった。

5.4 1人麻雀の実力

学習が上手くできているかを調べるため、得られた1人麻雀プレイヤーがどれくらいの実力があるか調べた。そのため1人麻雀プレイヤーの実力を複数のプレイヤーと共通の山を用いて比較した。山とは同じ配牌、ツモになる牌の並びのことである。テストセットとして異なる山を100個用意して、各プレイヤーについて打った結果を評価した。プレイヤーは上級者と平均プレイヤーを各1名と1人麻雀プレイヤー、そして先行研究である三木の研究[2]で用いられたPlain UCTである。その結果を表1にまとめる。

1人麻雀プレイヤーは「上級者」に近いレベルになっていることがわかる。先行研究が平均プレイヤーにも大きく届かなかったことを考えると、1人麻雀ではあるが大きく上達している。この論文では平均プレイヤーは上位50%ほどのプレイヤーであり、「上級者」は本論文の第1著者であり、麻雀サイト天鳳[8]において鳳凰卓でプレイすることができるプレイヤーである。

6. 1人麻雀と4人麻雀の差異の解析

1人麻雀と4人麻雀の差異を解析するため4人麻雀の牌譜をもとにプレイした手と牌譜の手の違いを調べる。

手法としては実際の牌譜の局面に対して1人麻雀プレイヤーが切りたい牌上位3つを選択する。この上位3つの中に入らなかった局面を調べ、降りや回し打ちといったタグをつけ出てきた回数を集計する。この集計結果から1人麻雀と4人麻雀の差異を解析する。

ここで降りとは和了を目指さず相手の和了牌を捨てないようにする行為である。すなわち降りるとは自分の持ち点の加点を諦め、失点を最小限に抑えることである。麻雀は4人で行うため和了出来るよりも和了出来ないことが多い。そのため和了出来ない時に失点しないことが大事であると一般的に言われている[7]。回し打ちとはその局面の相手を見殺しした場合の最善手ではないが、特定のプレイヤーに危険な牌を切らずに和了や流局時の聴牌を狙う場面である。

表 2 牌譜との一致率

プレイヤー	Rank 1	Rank 2	Rank 3
上級者	0.62	0.85	0.93
1人麻雀プレイヤー	0.53	0.77	0.85

まず1人麻雀プレイヤーの4人麻雀における実力を評価した。ここでプレイヤーが指定した第 n 候補に牌譜での打牌が入っている割合を Rank n とする。比較対象として上級者における評価を行った。

天鳳 [8] で公開されている鳳凰卓の牌譜からランダムに選んだ 27 ゲームから 1,342 局面を選んだ。1人麻雀であるので鳴くことができる場面や鳴いた後の局面は 1,342 局面の中には入っていない。1人麻雀では相手の捨て牌や副露した牌などはないがこのような条件でそれらの牌は1人麻雀では残りの枚数を数えるのに使用した。上級者は4人麻雀を行うように手を選び、1人麻雀プレイヤーは1人麻雀としてプレイした。結果を表 2 に示す。

上級者の Rank 1 の正解率は 62% 程度で1人麻雀プレイヤーは 53% であった。テストセットは異なるが3層ニューラルネットを用いた方法 [1] では Rank 1 の正解率は 56% であった。次に1人麻雀プレイヤーの Rank 3 まで指定しても外れた局面、つまり残り 15%、193 の局面を調査し手動でタグ付け・分類を行った。その結果を表 3 に示す。外した局面のうち約 4 割が降りるべき局面で1人麻雀プレイヤー自体の手が悪手を打ったものもあるが全体としては役牌、七対子、染め、タンヤオなど役が絡んだものが多い。分類不可はどれを切っても同じような牌が複数あり3つの候補だけでは選べない場合や牌譜自体が悪手を打った場合である。

この解析により、1人麻雀を4人麻雀へと拡張するため一番大きな問題であることがわかり、降りが予測できれば6%の牌譜との一致率の向上が予想される。

7. 降りる局面の認識

6章での解析から、降りる局面を正しく認識できれば牌譜一致率を上げ、実力を向上することがわかった。そこでこの章では降りるの認識を行う局面のタグ付についてまず説明し、次にその提案手法について説明する。

表 3 外した局面の分類

ラベル	回数	割合
降り	89	0.42
役牌	19	0.10
悪手	17	0.09
回し打ち	12	0.06
七対子	10	0.05
ドラ	8	0.04
染め	5	0.03
タンヤオ	4	0.02
分類不可	29	0.16

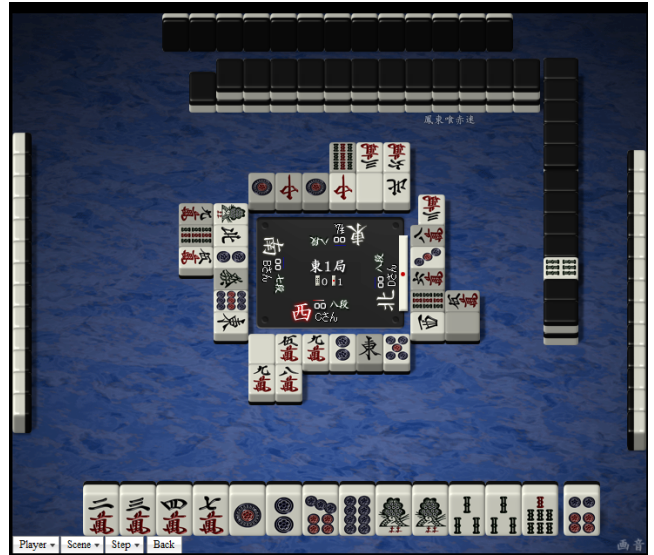


図 1 降りた局面

7.1 牌譜の降りる局面のタグ付

教師あり学習として降りる局面を認識するにはその教師データが必要になるが、牌譜に“降りる”とは明示的に記されていない。したがって人間の手でタグ付けを行うことになる。タグとして降りかそうでないかが、必要になる。具体的には図 1 で画面下のプレイヤーが3万を切った時である。いわゆるメンツの中抜きでありこの手は手牌の復活が見込めない。タグ付けにおいては一度降りるとその局では以降すべて降りたものとする。この定義により牌譜から 5,716 局面に降りか否かのタグを第一筆者 (A) が手動でつけた。すなわち牌譜の選ばれた手を見て、降りかどうかのタグをつけることになる。このラベルの妥当性を調べるため第二筆者 (B) に 1,053 局面にタグを付けてもらった。

結果を表 4 に示す。カッパ係数は 0.75 でありおおむね降りた場面とそうでない場面を当てられているといえる。外した場面を見るとほとんど回し打ちの場面であった。具体的な例としては図 2 で相手のことを気にしなければ最善手は 8 索であるが、下家のリーチに対応して現物である 1 索を切ったというような場面である。また最善手ではないと判断できてもそれが降りなのか回し打ちなのか判断するのが難しい局面があった。図 3 は二人の判断が分かれた局面である。ここで牌譜では 2 万を切った。これをどう見るかであるが、降りと判断した根拠はメンツを崩しているという点である。回し打ちと判断した根拠は、2 万や 6 万は下家のリーチに現物であり、4 万は筋で通りそうである。これらを切っている間に残りの形がメンツになることや危険な牌がリーチ者が切るかもしれないのでまだ加点するこ

表 4 タグ付正解数

A/B	降り	そうでない
降り	83	23
そうでない	25	922



図 2 回し打ちした局面

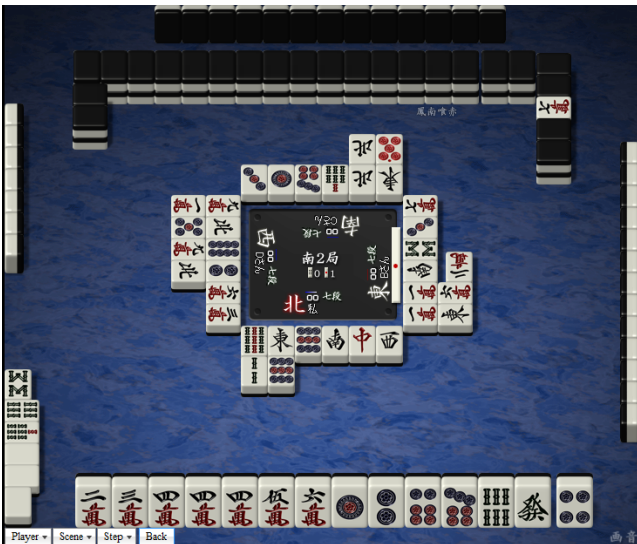


図 3 降りか回し打ちか判断に困る局面

とを諦めていないという点である。このように手が和了や流局時の聴牌を狙えるかどうか判断するのはそのプレイヤーの主観的な考え方が大きく作用する。特に七対子への手の復活をどの程度見るかはプレイヤーによってさらに幅が大きく難しい。また一度降りと判断した場合、次からすべて降りと判断するため、降りと回し打ちで判断が食い違った場合、その次のツモ牌が安全牌であるとき片方は降り、片方は降りてないと判断される。このように一度判断を間違えるとさらに間違いが引き起こってしまう。したがって難しい問題があるにもかかわらず、正解数が著しく悪いわけでもないのでラベルの妥当性は示せたと考えられる。

7.2 降りる局面の認識

前節でタグを付けたので降りる局面を用いて降りる局面の認識を行った。まず局面からどのような特徴量を取り出

したのか説明し、認識精度を評価した。

7.1 節で行ったのは牌譜で何を選んだかを見てその手が降りかどうかを判断したが、実際には切る牌を選ぶ前に降りるかどうかを判断して、その判断に基づいた手を選択する必要がある。したがって 7.1 節で行った問題とは異なり、局面についての降りるかどうかを判断する分類問題とした。

降りるかどうかを判断する局面の特徴量としては表 5 に示すものを取り出した。人間は降りるかどうかを考えるときに周りを気にしないときの最善手を選ぶ。そしてこの牌が周りのプレイヤーに対して安全かどうかを考え、降りるかどうかを判断している。そのため切りたい牌の周りのプレイヤーに対しての安全度を考える。安全度はルールによって決めた。安全度の高い順に以下のようにになっている。

- 現物
- 1 枚以上切れている字牌または筋の 19 牌または壁
- 字牌または上記以外の筋
- 無筋

自分の状態と 3 人分の相手の状態と場の状況を考える必要があるため、特徴ベクトルの要素次元は全部で 34 である。

7.3 降りる局面認識の予備実験

7.2 節の特徴量の妥当性を調べるため、降りる局面認識の 2 クラス分類を行った。

分類器は Support Vector Machine (SVM) を用いカーネルはガウシアンカーネルを用いた。評価には 5 分割交差検定を行った。SVM のライブラリとして LIBSVM [9] を用い、グリッドサーチを行いガウシアンカーネルで用いるパラメータのコスト (c) とガンマ (g) を決定した。グリッドサーチの範囲はそれぞれ 2^{-10} から 2^{10} まで値を 2 倍刻み

表 5 降り判断の特徴量

自分の状態	シャンテン数 七対子のシャンテン数 リーチしているか 親かどうか 副露数 持っているドラの数
相手の状態	リーチしているか 副露数 副露により見えたドラの数 親かどうか 切りたい牌のそのプレイヤーに対しての安全度
場の状況	山の残りの枚数 カンの数 捨て牌にあるドラの数

表 6 予備実験結果

	降りる局面	そうでない局面
Precision	0.76	0.97
Recall	0.71	0.97
F1 value	0.73	0.97

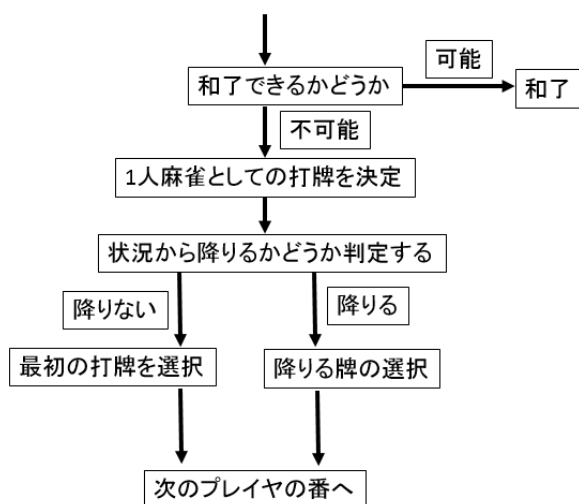


図 4 自分の番でのフローチャート

で行った。

降りる局面数は 531、そうでない局面は 5,185 である。その結果 $c=2^8$ 、 $g=2^{-7}$ の時が一番、降りる局面での F1 の値が高く全体では表 6 の結果を得た。表 5 とこの結果より比較的高精度で降りるを予測出来ることが分かった

8. 1人麻雀プレイヤーの4人麻雀での実力

前章までで降りる局面の認識が出来たので1人麻雀プレイヤーと組み合わせ、実際に4人麻雀に適用し、実力を評価した。まず降り局面の認識と1人麻雀プレイヤーの組み合わせについてゲームでの挙動を交えて説明する。相手の手番では捨て牌を見てロン和了出来るのならば、すべて行う。鳴きは行わない。図4は自分の番での挙動のフローチャートである。まず和了できるかどうか調べ、和了できる時はすべてツモ和了する。和了出来ない時は1人麻雀として牌を選択する。その牌をもとに7.2節で説明した特徴量から降りかどうかを判断する。降りでなければ、最初に選んだ牌を以下のルールで切る。降りであれば降りに必要な牌を切る。今回は降りるかどうか目的であるため、回し打ちは考慮しない。

降りる牌の選択であるが、以下の基準で選ぶ。

- それぞれのプレイヤーについて表 7.2 にある安全度の高い順位で牌を選ぶ。
- リーチしている人が複数人である場合、お互いに共通して安全度の高いものを選ぶ。
- リーチいたプレイヤーがいない場合、鳴いた数の多いプレイヤーに注目する。

8.1 評価設定

この1人麻雀プレイヤーを天鳳 [8] で対戦させた。ルールは東風戦、赤あり。持ち時間は一手5秒に考慮時間が10秒である。天鳳 [8] では成績に応じて対戦できる卓が選べる

表 7 順位分布

	1位率	2位率	3位率	4位率	平均順位	試合数
提案手法	0.237	0.240	0.259	0.264	2.54	834
ベースライン	0.181	0.216	0.252	0.351	2.77	504

表 8 和了・放銃率

	和了率	放銃率
提案手法	0.181	0.144
ベースライン	0.188	0.190

ようになる。卓は4種類があり、上から鳳凰卓、特上卓、上卓、一般卓がある。卓の種類は上の卓を選べる成績であっても一般卓のみに限定した。

実際に対戦させるための入出力のためのプログラムは自作した。評価としては平均順位 (レーティング) を用いる。レーティング (R) とは平均順位と負の相関を持つ基準である。具体的には (3) で計算される。

$$R' = R + (50 - Rank \times 20 + \frac{AveR - R}{40}) \times 0.2 \quad (3)$$

Rank は前回のゲームでの順位である。AveR は自分以外の R の平均である。初期 R は 1500 であり、およそ平均順位が 0.1 下がるごとにレーティングは 100 点ほど上昇する。

8.2 結果

提案手法のプレイヤーと降りを行わないベースラインのプレイヤーの2つを比較した。結果は表7に示す。ウェルチのt検定により、2つのプレイヤーの平均順位は有意水準1%で差があるとわかった。

和了・放銃率は表8に示す。放銃とは相手の和了牌を切ることであり。放銃すると相手の得点をすべて自分で払うことになるので放銃率は順位分布と大きな関係がある [7]。

提案手法ではベースラインに比べ和了率がわずかに下がったが放銃率は大きく下がった。提案手法は和了が難しい場合に他人の和了を察知して手を崩して放銃しないように降りることを目的としていたため、和了率は下がるが放銃率がより下がるのが期待されこの結果は理想通りであったといえる。

提案手法のレーティングとしては1507点になった。負け越しているにも関わらず、レーティングが初期値と変わらないのは弱いプレイヤーの負け抜けが考えられる。しかしながら役もリーチ以外は知らず、鳴くという合法手が制限された1人麻雀が平均プレイヤーとほぼ同等の実力を得たのは1人麻雀の必要性和降りの重要性を示していると考えられる。

8.3 課題

1人麻雀プレイヤーの挙動を観察するに他人の和了を察知に関して降りた局面については概ね正しく判断していた。その局面は他人の和了が近そうで自分の和了が遠く、残り

の順目もない時である。問題なのは第一筆者が降りるべきと判断しても、1人麻雀プレイヤーが降りてくれない場面の多さである。それは自分の手のシャンテン数は確かに小さいがあまり手牌がよくない場合である。原因は自分の手牌の良さをシャンテン数とドラの数でしか判断してないためである。シャンテン数は手牌の良し悪しを判断する基準としては大事であるが手牌のすべてを判断することはできない。これは学習した局面が少なく、手牌の情報を入れても予備実験の結果があまり良くなかったため、シャンテン数程度しか判断基準を入れられなかったからである。

他に降りるの精度を高くするためには相手の和了牌を読む技術が必要になる。今の手法では牌の危険度を4種類でしか判別していない。今後は相手の捨て牌などからそれぞれの牌の危険度を予測する必要がある。簡単などころでいえば相手の副露から役を読み、安全牌を理解する技術である。染め手といった役は比較的読みやすく牌の危険度がルールで書いたそれとは大きく変わってしまう。またリーチに対しても一般的な上級者は無筋の牌の中に順位がありその中で降りるか否かを判断している。ルールをより複雑にする方法が考えられる。

1人麻雀としては平均的プレイヤーには勝っているが、まだ悪手を選ぶこともある。例えば対子の価値である。対子は受け入れ枚数を2枚増やし、和了にも必ず必要であるため価値を判断するのは難しい。そのため対子を崩すという選択をあまりしてくれない。その証拠に対人戦での七対子の和了率が3.3%と平均の1.7% [7] の倍近い値になっている。まだ1人麻雀として上級者レベルにはなっていないため、特徴量を変える必要がある。

9. おわりに

本研究では麻雀の多人数を削除した、1人麻雀を考え、この1人麻雀と4人麻雀の差を解析し、そしてその差を埋めるように1人麻雀プレイヤーを拡張する手法を提案した。鳴きがないにも関わらず結果として天鳳 [8] において834試合、戦わせた結果レーティングが1507点と平均的プレイヤーと変わらない実力を得た。これは関連研究で平均的プレイヤーにすら達しないレベルということを考えれば大きな進歩である。さらに1人麻雀プレイヤーは鳴きが出来ないことや役をほぼ知らないことを考慮すれば驚くべきことである。

今後の課題としては鳴きが考えられる。今の1人麻雀では鳴くことができないため次の拡張は鳴くことであろう。鳴くことで簡単に和了できる場面はたくさんあるため、適切に鳴くことで実力向上は見込めるであろう。解決方法としては、牌譜からの学習が考えられる。

しかし鳴くことを考慮すれば再び降りという問題も出てくる。鳴きは自分の和了に近い状態にするため自分も相手も和了があると1枚という状態が頻出する。しかし鳴くと和了点が低くなり、手牌も少なくなるため相手の安全な牌を

持つことが少なくなる。この時に和了に向かうか降りるという判断はとても重要になるのでその状態の牌譜の学習が必要になる。牌譜のタグ付は手動で行っているため数は限られている。降りたというタグを学習できれば教師データが増え、降りるの精度が向上することが期待される。

参考文献

- [1] 北川竜平：麻雀の牌譜からの打ち手評価関数の学習, *Proceedings of 12th Game Programming Workshop* (2007).
- [2] 三木理斗：多人数不完全情報ゲームにおける最適行動決定に関する研究, 修士論文, 東京大学 (2010).
- [3] Kocsis, L. and Szepesvári, C.: Bandit based monte-carlo planning, *Machine Learning: ECML 2006*, pp. 282–293 (2006).
- [4] Bowling, M., Risk, N. A., Bard, N., Billings, D., Burch, N., Davidson, J., Hawkin, J., Holte, R., Johanson, M., Kan, M. et al.: A demonstration of the Polaris poker system, *Proceedings of The 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 2*, pp. 1391–1392 (2009).
- [5] Risk, N. A. and Szafiron, D.: Using counterfactual regret minimization to create competitive multiplayer poker agents, *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: volume 1-Volume 1*, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, pp. 159–166 (2010).
- [6] 古居敬大：相手の抽象化による多人数ポーカーの戦略の決定, 修士論文, 東京大学 (2013).
- [7] 福地誠とつげき東北：おしえて!科学する麻雀 (2009).
- [8] 天鳳：<http://tenhou.net/> (2013).
- [9] Chang, C.-C. and Lin, C.-J.: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> (2001).