

# 鳴きを考慮した麻雀 AI

青木 幸聖<sup>1,a)</sup> 穴田 一<sup>2,b)</sup>

受付日 2019年8月16日, 採録日 2020年1月16日

**概要:** 近年, 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の実力を持つ人工知能 (AI) が実現されている. 一方, 不完全情報ゲームにおいては, ポーカーでは人間のトッププレイヤーと同等の実力を持つ AI が実現されているが, 麻雀では実現されていない. なぜなら, 本研究が対象とする「麻雀」は完全情報ゲームであるチェスや将棋と異なり, 対戦相手の所持している手が見えないため, 相手の状態や状況の予測が難しいうえ, 同じ不完全情報ゲームであるポーカーより考えられる戦局が多岐にわたるゲームだからである. そのようななか, 近年トッププレイヤーに近い強さを持つといわれる水上ら (2013, 2014) による麻雀 AI が発表されている. しかしこの AI は役を考慮した鳴きができないという問題点がある. 一方, 原田らは「Complete Hand Extraction (CHE)」で構築できる可能性の高い役を考慮した着手を実現した. そこで本研究では, 役構築を考慮可能な原田らの手法「CHE」を用いて, 役構築を考慮した鳴きが可能な麻雀 AI を構築し, CHE と対戦させることによりその有効性を確認した.

キーワード: 麻雀, AI, 鳴き, 役

## Artificial Intelligence for Mahjong Using Tile Claiming to Construct a Melded Set for Yaku

KOUSEI AOKI<sup>1,a)</sup> HAJIME ANADA<sup>2,b)</sup>

Received: August 16, 2019, Accepted: January 16, 2020

**Abstract:** Recently, artificial intelligence has rivaled top professional players in games with perfect information, such as shogi and Othello, but has been only partially successful in games with imperfect information. For instance, artificial intelligence rivaling top professional players has been realized by some researchers in poker, but not in mahjong, a game with imperfect information and higher complexity than poker. Mizukami et al. (2013, 2014) have constructed an artificial intelligence near the top professional level for mahjong. However, this artificial intelligence cannot claim a tile to construct a melded set for each Yaku. On the other hand, Harada et al. constructed an artificial intelligence named Complete Hand Extraction (CHE) for mahjong, which considers the yaku that will be constructed with high probability. Based on this work, we apply CHE in an artificial intelligence for mahjong, which can claim a tile and hence construct a melded set for each Yaku. The effectiveness of the proposed artificial intelligence was confirmed in a mahjong game using CHE.

**Keywords:** mahjong, AI, yaku

### 1. はじめに

近年, 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の実力を持つ人工知能 (AI) が実現されている [1], [2], [3]. 一方, ポーカーや麻雀をはじめとする不完全情報ゲームでは, いくつか先行研究 [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11] はあるが, 人間のトッププレイヤーと同等の実力を持つ AI が実現されているのはポーカーに関する研究 [6], [7], [8], [9] のみで, 麻雀は実現できていない. なぜなら, 本研究が対象とする「麻雀」は, 完全情報ゲームであるチェスや将棋と異なり, 対戦相手の所持している手が見えないため相手の状態や状

<sup>1</sup> 東京都市大学知識工学部  
Faculty of Knowledge Engineering, Tokyo City University,  
Setagaya, Tokyo 158-8557, Japan

<sup>2</sup> 東京都市大学大学院総合理工学研究科  
Graduate School of Integrative Science and Engineering,  
Tokyo City University, Setagaya, Tokyo 158-8557, Japan

a) g1523001@gmail.com

b) h-anada@tcu.ac.jp

況の予測が難しいというえ、同じ不完全情報ゲームであるポーカーより考えられる戦局が多岐にわたるゲームだからである。しかし、近年トッププレイヤーに近い強さを持つといわれる水上らによる麻雀 AI が発表されている [12], [13]。ところが、この AI も役構築不可能な鳴きをするという問題点がある。また水上らはこの問題点を改善した麻雀 AI を発表 [14] しているが、役を考慮した鳴きが出来ていない。一方、原田らは「Complete Hand Extraction (CHE)」で効率的な探索によって構築できる可能性の高い役を考慮した着手を実現した [15]。

そこで本研究では、役構築を考慮可能な原田らの手法「CHE」を用いて、役構築によって得られる得点の期待得点を導入することにより、役構築を考慮した鳴きが可能な麻雀 AI を構築し、CHE と対戦させることによりその有効性を確認した。

## 2. 麻雀のルールや用語

麻雀は 4 人で 1 試合に定められた局数（通常 4 局または 8 局）を行う。各プレイヤーの最初の持ち点は 25,000 で、点数のやり取りをプレイヤー間で行い、最終的な総合点数を競うゲームである。各局は各プレイヤー手持ちの牌（手牌）13 枚から開始する。山から 1 枚引いて、1 枚場に出し（捨てる）次のプレイヤーへ順番が移る。これを 4 人全員が行うまでを 1 巡（1 ターン）といい、山の残り枚数が 14 枚になるまで繰り返す。ここまですべてが 1 局全体の流れであり、その中で、手牌を 2 枚 1 組 1 つと 3 枚 1 組 4 つに組み合わせ、役（特定の条件）を作り、あがり（和了）を目指す。あがることで点数を獲得し、山の残り枚数に関係なく次の局となる。また、途中で誰かの持ち点が 0 未満になった場合、残り局数に関係なく試合は終了する。表 1 に、麻雀で使われる主な用語を示す。チンイツとタンヤオは役の名前である。麻雀の点数は役により決まる部分が多く、手牌で複数の役の条件を同時に達成していると複合することができ、より高い点数であがることのできる。

## 3. 関連研究

麻雀 AI の研究には水上らの研究 [12], [13], [14] や原田らの研究 [15] がある。

水上らは教師付き機械学習によって麻雀 AI を構築した [12], [13]。その研究では、麻雀を複雑にしている要因である対戦相手を除外して考え、1 人麻雀の手法とよばれる、実際のプレイヤーが対戦相手を考慮せずに打ったときの打ち方を学習した、土台となる AI を構築し、これに対戦相手の所持している牌の状況を予測するモデルを付随させることで麻雀 AI を構築した。水上らは、この麻雀 AI に現在の点数状況から予測される最終順位による行動選択を導入することで、1 位なら引き気味、4 位なら押し気味の手を選択することが可能になり、長期的な視点による手の選択が見

表 1 麻雀で使用される主要な用語

Table 1 Major terms used in mahjong.

|      |  |
|------|--|
| チンイツ | 1 種類の数牌のみで構成する役  |
| タンヤオ | 数牌の 1, 9 と字牌を使用しないで構成する役   |
| 鳴き   | 対戦相手が捨てた直後にその牌を使う手牌の構築方法   |
| ポン   | 鳴きの一種であり、対戦相手が牌を捨てたとき、その牌と同じ牌を 2 枚以上所持していた場合に行うことが可能で、その捨て牌を用いて 3 枚 1 組を作成する                 |
| チー   | 鳴きの一種であり、自身の番の直前の対戦相手が牌を捨てたとき、その牌を用いて 3 枚 1 組になるような連番の手牌を所持している場合に可能で、その捨て牌を用いて 3 枚 1 組を作成する |
| カン   | 自身の手牌で同一の牌を 3 枚所持している状態で 4 枚目の同一の牌をが場に出るまたは自身で引いた場合宣言できる。ポンをしている状態の牌で行うときは、自身で引いた場合でのみ宣言できる  |
| テンパイ | あと 1 枚であがれる状態のこと   |
| リーチ  | テンパイであることを宣言した状態のこと（鳴きを行っていない場合のみ有効）   |
| ドラ   | 1 局の初めに無作為に決定する。あがった際この牌を用いて手を構成していると点数が増加する   |

られた。この AI はトッププレイヤーに近い強さを持つといわれているが、この AI の土台となっている 1 人麻雀の手法は行動選択において、「役構築を考慮した行動ができない」ことが課題点としてあげられている。その結果、「役のない鳴き」を行うなどのあがることのできない状況が起こる。水上らはこの問題点を改善した麻雀 AI を発表 [14] しているが、役を考慮した鳴きが出来ていない。一方、原田らは、現在所持している牌と自プレイヤーから見える牌以外のすべての牌を用いたあがり探索を行い、その結果を用いて牌の評価をした後、行動選択を行う「Complete Hand Extraction (CHE)」を提案している。このように原田らの CHE は役構築を考慮することができるとしているが、鳴きが実装されていない。

## 4. Complete Hand Extraction (CHE)

Complete Hand Extraction (CHE) には、手牌付加フェイズ (4.1 節)、あがり探索フェイズ (4.2 節)、手牌評価フェイズ (4.3 節) の 3 つのフェイズがある。この 3 つのフェイズを手の制限時間になるまでに行い、最も評価の高い牌を捨てる牌に決定する。

### 4.1 手牌付加フェイズ

現在の自プレイヤーから見えている牌以外のすべての牌を用いてルーレット選択を行い、役を構築するために用いる可能性の高い牌のセット（以下、付加牌）を設定する。付加牌の枚数は、現在の手牌から考えられる最短のあがりまでに必要な牌の枚数 +5 枚としている。

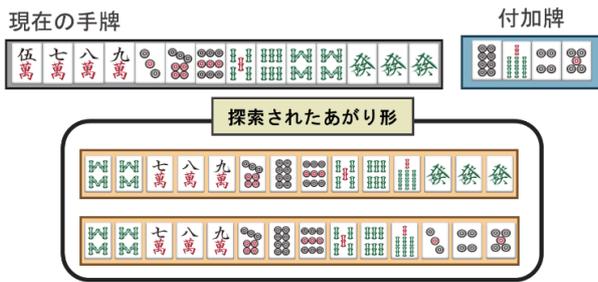


図 1 手牌と付加牌で構築したあがり形

Fig. 1 Target combination of tiles to win with holding tiles and additional tiles.

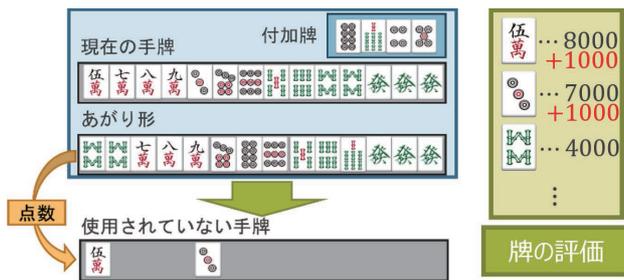


図 2 牌の評価

Fig. 2 Evaluation of tiles.

#### 4.2 あがり探索フェイズ

手牌付加フェイズ時に設定した付加牌と現在の自プレイヤーの手牌を用いて、あがり形の組合せすべてを探索する。探索は、初めに 2 枚 1 組となる牌の組合せを 1 つ選択し、その後 3 枚 1 組を 4 つ作れる牌の組合せを選択していき、全探索を行う。また、図 1 では手牌付加フェイズで足された付加牌の枚数が 4 枚の場合を表している。

#### 4.3 手牌評価フェイズ

あがり形で使用されていない手牌を抜き出し、そのときのあがり形の点数をそれらの牌の評価として加算する。このように牌の評価を行う理由は、あがり形に使用されていない牌を捨てて、探索されたあがり形に近い牌の組合せを残すためである。図 2 の右側はあがり形の点数による牌の評価の更新を表し、左側は手牌を抜き出すことを表している。

### 5. 提案手法

本研究では、効率的な探索によって役考慮可能な CHE を用いて、期待得点を導入することにより対戦相手が出した捨て牌と手牌の組合せを評価し、役を成立させてあがることのできる可能性の高いときにだけ鳴きを行う AI を構築した。なお、2015 年の天鳳で行われた全試合データのあがり局面より、鳴いてあがる確率 (48.9%) に比べ、カンを行っただけであがる確率 (1.9%) がきわめて低いため、本研究ではカンは考慮しない。

図 3 に提案手法の流れを示す。対戦相手が出した捨て牌

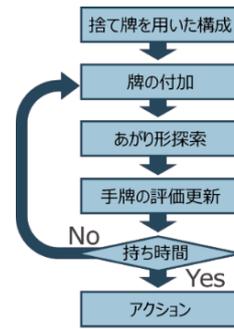


図 3 鳴きを行うかどうかの判断手順

Fig. 3 Estimate flow of about whether to claim a tile for a melded set.

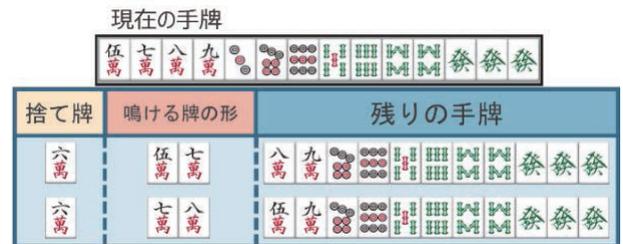


図 4 鳴ける牌の組合せと残りの手牌

Fig. 4 A melded set and other tiles.

を用いて、自プレイヤーの手牌と組合せ可能な構成を抜き出す「捨て牌を用いた構成作成フェイズ (5.1 節)」, 残りの手牌に牌の付加を行う「手牌付加フェイズ (5.2 節)」, あがり形の探索を行う「あがり探索フェイズ (5.3 節)」, 手牌の評価の更新を行う「手牌評価フェイズ (5.4 節)」を順に行い、手の制限時間になるまでこの 4 つのフェイズを繰り返して手牌の評価の更新を行う。

#### 5.1 捨て牌を用いた構成作成フェイズ

対戦相手の捨て牌で鳴きを行うには、対戦相手の捨て牌と自プレイヤーの手牌を用いて 3 枚 1 組を作らなくてはならない。そのため、対戦相手の捨て牌と自プレイヤーが所持している牌の組合せを用いて、作成することができる 3 枚 1 組の鳴きの組合せ (以下、鳴き形) を図 4 のように作成する。

#### 5.2 手牌付加フェイズ

通常の CHE と同様に現在の自プレイヤーから見える牌以外のすべての牌を用いてルーレット選択を行い、付加牌を設定する。付加牌の枚数は、現在の手牌から考えられる最短のあがりまでに必要な牌の枚数 +  $N$  枚とする。

#### 5.3 あがり探索フェイズ

鳴くことで作成できる牌の組合せごとにあがり探索を行っていく。手牌付加フェイズで設定した付加牌と、現在の自プレイヤーの手牌から鳴くことで作成される牌の組合せ

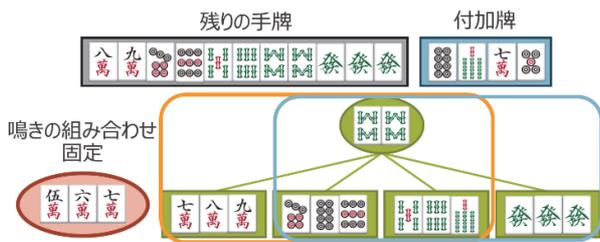


図 5 鳴きの組合せ 1 つに着目したあがり探索

Fig. 5 Searching combination of tiles to win focusing a melded set.

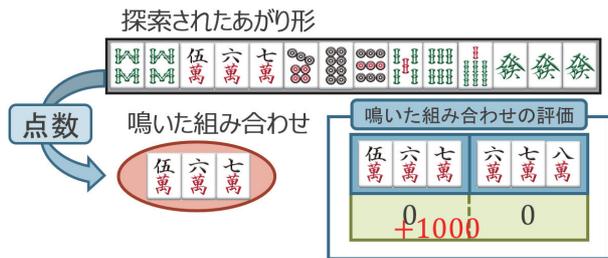


図 6 鳴きによって構成される組合せの評価

Fig. 6 Evaluation of a melded set.

に必要な牌を抜いた手牌を用いて、あがり形の組合せすべてを探索する。鳴きを行う場合、鳴き形は変えることができないため、それは固定された状態であがり形に含まれる。あがり形の探索は、初めに 2 枚 1 組となる牌の組合せを 1 つ選択し、その後、鳴き形分を除いた 3 枚 1 組を作る組合せを選択していくことで、手牌と付加牌を含めたすべての牌で全探索を行う。図 5 では、図 4 の可能性のうち、鳴き形 1 つに着目したときのあがり形探索を行っている。このとき、鳴きで作成される 3 枚 1 組は 1 つであるため、残りの 2 枚 1 組 1 つと 3 枚 1 組 3 つの組合せをオレンジ線内または青線内で選択し、あがり形を作成している様子を表している。

#### 5.4 手牌評価フェイズ

鳴き形ごとに評価を行う。図 6 のように探索されたあがり形の点数を鳴き形の評価として加算していく。最終的な累積点数を評価の更新回数で割ることにより期待得点を出し、閾値以上かどうかで、その鳴き形が有効か判断を行う。また、あがり形に役がない場合あがり点数を 0 点として扱い、評価の更新回数を 1 回増やす。このようにすることで、役ができにくい鳴き形の期待得点を下げることができる。閾値は麻雀の最小のあがり得点（親は 1,500 点、子は 1,000 点）とした。

### 6. 実験に使用する麻雀 AI の特性

本研究では、CHE、提案手法（鳴きを導入した CHE、CHE 鳴き）と水上氏の「一人麻雀の手法」を参考に構築した「testAI」を用いて有効性の検証を行う。本章では testAI

の構築とそれぞれの麻雀 AI の特性について述べる。

オンライン対戦麻雀天鳳のルールに従い、CHE、CHE 鳴き、testAI の持ち時間は 10 秒とした。計算に用いた計算機の仕様は次のとおりである。

CPU：corei5 4460、コア数 4、スレッド数 4  
メモリ：8 GB  
OS：Windows 10

#### 6.1 testAI の構築

testAI は平均化パーセプトロンを用いて構築したもので、水上らの一人麻雀の手法から鳴きの機能を削除し、学習用入力データを変更したものである。水上らが用いていた testAI の学習の際の入力内容から、難しい役であるホンイツやチンイツ、ドラを意識したデータを省いた、このとき用いた入力内容を表 2 に示す。また、学習には天鳳の鳳凰卓で打っているプレイヤー（天鳳において上位 5% に入る実力を持つ）があがったときまたはリーチをかけるまでの牌選択のうち、鳴くことが可能な局面や鳴いた後の局面を省いた牌選択を用いた。

#### 6.2 testAI の牌選択一致率

学習とテストに使用するデータは、2015 年にオンライン麻雀天鳳の鳳凰卓において行われた対局データを用いる。また、データ数は試合数 169,382 で局面数 1,395,980 である。そのうち、試合数 24,196 局面数 199,954 を学習データとし、残り試合数 145,186 局面数 1,196,026 をテストデータとした。表 3 には学習データにおける testAI と対局データの牌選択の一致数、一致率、選択順位までに一致する確率を、表 4 にはテストデータにおけるそれらを示す。

ここで、これらの表の選択順位は、提案手法において、

表 2 入力データ

Table 2 Input data.

|                      |
|----------------------|
| 数牌の 6 枚ごとの組合せ        |
| リーチまでの必要枚数           |
| 2~8 の数牌の所持枚数         |
| 萬子における数牌の所持している牌の組合せ |
| 筒子における数牌の所持している牌の組合せ |
| 索子における数牌の所持している牌の組合せ |
| ドラの所持枚数              |

表 3 学習データにおける牌選択一致率

Table 3 Concordance rate of tile selections in learning.

| 選択順位 | 一致数     | 一致率    | 選択順位までに一致する確率 |
|------|---------|--------|---------------|
| 1    | 127,761 | 63.90% | 63.90%        |
| 2    | 44,417  | 22.21% | 86.11%        |
| 3    | 14,999  | 7.50%  | 93.61%        |
| 4    | 6,247   | 3.12%  | 96.73%        |
| 5    | 2,883   | 1.44%  | 98.18%        |

実際のプレイヤーが打った牌の testAI による評価が何番目に位置していたかを表している。牌譜の一致率としてみた場合、選択される牌は 60% を超える一致率を持つことが分かった。また、実際のプレイヤーの選択牌が選択順位の上位 3 位までに含まれている確率をみると 90% 超える精度を持っている。また、未知のテストデータであっても、学習データとほぼ同じ精度のため、得られた学習器は十分な性能を持つといえる。

### 6.3 各麻雀 AI の特性

各麻雀 AI の特性を確認するため、以下の条件で対局を行い、その結果を表 5 に示す。

- CHE, 提案手法 (CHE 鳴き), testAI のうち 1 体と、引いた牌を捨てるプレイヤー 3 体の計 4 体
- 提案手法 (CHE 鳴き) の付加牌の枚数は  $N = 6$  以上としても牌の評価分布が変化しなかったため  $N = 5$  とした。
- 提案手法 (CHE 鳴き) はテンパイした際にリーチする
- それぞれの麻雀 AI ごとに 400 試合
- 麻雀の東風戦 (東 1 局～東 4 局, すべてのプレイヤーの持ち点が 30,000 未満の場合延長戦)
- 山から牌を引いた回数をそのプレイヤーのターン数とする。
- 席順は 1 試合ごとに無作為に設定
- 鳴き時のあがり役として「タンヤオ」あり
- 裏ドラ, 赤ドラ, 一発, ハイテイなし

表 5 の赤字部分は各項目において最も良い結果を表している。表 5 の結果から CHE は, testAI に比べて「あがり (役構築) が遅い代わりにあがり点が高い」ことが分かる。また, 提案手法 (CHE 鳴き) は, あがり (役構築) が最も

表 4 テストデータにおける牌選択一致率

Table 4 Concordance rate of tile selections in test.

| 選択順位 | 一致数     | 一致率    | 選択順位までに一致する確率 |
|------|---------|--------|---------------|
| 1    | 759,157 | 63.47% | 63.47%        |
| 2    | 266,544 | 22.29% | 85.76%        |
| 3    | 90,640  | 7.58%  | 93.34%        |
| 4    | 38,485  | 3.22%  | 96.56%        |
| 5    | 17,953  | 1.50%  | 98.06%        |

表 5 麻雀 AI のテスト

Table 5 Test experiment of mahjong AIs.

|           | CHE           | CHE 鳴き       | testAI       |
|-----------|---------------|--------------|--------------|
| テンパイ率     | 67.0%         | 68.3%        | <b>70.0%</b> |
| あがり率      | 45.4%         | 46.2%        | <b>47.3%</b> |
| 平均あがり点    | <b>4811.6</b> | 4353.6       | 4187.9       |
| 平均テンパイターン | 10.68         | <b>10.30</b> | 10.64        |
| 平均あがりターン  | 12.80         | <b>12.50</b> | 12.81        |
| 鳴き使用局の割合  | -             | 21.8%        | -            |

早いことが分かった。

## 7. 比較実験と結果, 考察

役を考慮しない鳴きを行った場合, あがった際の点数が期待できないだけでなく, 他者のあがり牌を捨てる可能性も高くなることから, 鳴きを導入しない場合に比べて点数が低下することが予想される。したがって, CHE に鳴きを導入した提案手法 (CHE 鳴き) の有効性の確認は, CHE に対する優位性を検証することで可能だと考え, CHE との対戦における平均順位差を調べることにした。

麻雀 AI どうしの対局を行うことになるが, 対局に同一の麻雀 AI が 2 体以上入った場合成績が平均化されてしまうため, 成績を比べるときに差が表れにくくなり, 有効性の確認がしにくくなることが予想される。そこで, 本研究では CHE と提案手法 (CHE 鳴き) の差を確かめるため, それぞれの AI を 1 体ずつとして対象の AI の順位が平均化されないようにし, これら以外に testAI 2 体で対局する。testAI に関しては, CHE・提案手法 (CHE 鳴き) の両者からみても「比較対象の AI と testAI 2 体」という構図になるため適切であると考えられる。

提案手法 (CHE 鳴き) と CHE の性能比較を 6.3 節の条件のうち対戦するプレイヤーと試合数を以下のように変更して行った。

- CHE, 提案手法 (CHE 鳴き), testAI 2 体の 4 体で対局
- 試合数 2,000

このときの結果を表 6 に示す。

表 6 の赤字部分は各項目において最も良い結果を表している。表 6 より提案手法 (CHE 鳴き) は, CHE に鳴きを導入することによって, 平均あがり点を除くすべての項目の成績が向上していることが分かる。麻雀における対局では, 先にテンパイを行える方が非常に有利となる [16]。また, 表 6 より, testAI は CHE に比べてあがり (役構築) が早い代わりに点数が低く, CHE は testAI に比べてあがり (役構築) が遅い代わりに点数が高いということが分かる。そのため CHE にあがり (役構築) 速度があがる「鳴き」を導入した提案手法 (CHE 鳴き) は, CHE のあがり (役構築) が遅いという弱点が克服され, その結果順位に

表 6 麻雀 AI の比較

Table 6 Comparison experiment of mahjong AIs.

|           | CHE           | CHE 鳴き       | testAI 1 | testAI 2 |
|-----------|---------------|--------------|----------|----------|
| テンパイ率     | 41.5%         | <b>44.4%</b> | 43.9%    | 43.6%    |
| あがり率      | 21.5%         | <b>24.8%</b> | 23.4%    | 22.4%    |
| 平均あがり点    | <b>4304.0</b> | 3827.3       | 3894.1   | 3769.9   |
| 平均テンパイターン | 9.05          | <b>8.53</b>  | 8.94     | 9.03     |
| 平均あがりターン  | 11.28         | <b>10.90</b> | 11.41    | 11.37    |
| 平均順位      | 2.526         | <b>2.409</b> | 2.528    | 2.538    |
| 鳴き使用局割合   | -             | 33.40%       | -        | -        |

関して1番良い結果を出せたのだと考えられる。また、棄却域を両側2.5%としたときの順位の標準偏差より求めた信頼区間と表6の順位差を比較した結果、有意水準5%で、CHEと鳴きを導入した提案手法(CHE鳴き)の平均順位差に有意な差があることを確認したため[16]、本研究の方法による役を考慮した鳴きの導入は有効であるといえる。

## 8. おわりに

本研究では、CHEに鳴きを導入し、その有効性を確認した。ところが、本研究では、麻雀の戦略でよく用いられる「降り」について考慮されていない。これに関しては、降りる人数と攻める人数の比ごとのナッシュ均衡を考慮する必要があるなど、さらなる研究が必要となる。また、実際の麻雀では、「相手との点差」と「ゲームの進行度」を考慮し、行動や牌選択を変えることがある。そのため、今後、「相手との点差」、「ゲームの進行度」、「降り」の3点を考慮した麻雀AIの構築を目指す。

## 参考文献

- [1] Buro, M.: Logistello - A strong learning othello program, *19th Annual Conference Gesellschaft für Klassikatione V*, p.13 (1995).
- [2] Campbell, M., Hoane Jr, A.J. and Hsu, F.-H.: Deep blue, *Artificial Intelligence*, Vol.134, No.1, pp.57–83 (2002).
- [3] 田中哲朗, 金子知適: 4大規模クラスタシステムでの実行: GPS将棋の試み (〈ミニ特集〉コンピュータ将棋の不遜な挑戦), *情報処理*, Vol.51, No.8, pp.1008–1015 (2010).
- [4] Risk, N.A. and Szafron, D.: Using counterfactual regret minimization to create competitive multiplayer poker agents, *Proc. 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: Volume 1, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp.159–166 (2010).
- [5] 古居敬大, 浦 晃, 三輪 誠, 鶴岡慶雅, 近山 隆: 相手の抽象化による多人数ポーカーの戦略の決定, *ゲームプログラミングワークショップ2012論文集*, pp.211–218 (2012).
- [6] Michael, B., Neil, B., Michael, J. and Oskari, T.: *Heads-up limit hold'em poker is solved Science*, Vol.347, No.6218, pp.145–149 (2015).
- [7] Matej, M., Martin, S., Neil, B., Viliam, L., Dustin, M., Nolan, B., Trevor, D., Kevin, W., Michael, J. and Michael, B.: DeepStack: Expert-level artificial intelligence in heads-up no-limit poker, *Science*, Vol.356, No.6337, pp.508–513 (online), DOI: 10.1126/science.aam6960 (2017).
- [8] Noam, B. and Tuomas, S.: SuperhumanAIfor heads-up no-limit poker: Libratus beats top professionals, *Science*, Vol.359, No.6374, pp.418–424 (2018).
- [9] Noam, B. and Tuomas, S.: SuperhumanAIfor multi-player poker, *Science*, Vol.365, No.6456, pp.885–890 (2019).
- [10] 北川竜平, 三輪 誠, 近山 隆: 麻雀の牌譜からの打ち手評価関数の学習, *ゲームプログラミングワークショップ2007論文集*, pp.76–83 (2007).
- [11] 三木理斗, 近山 隆: 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).
- [12] 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, No.11, pp.2410–2420 (2014).

- [13] 水上直紀, 中張遼太郎, 浦 晃, 三輪 誠, 鶴岡慶雅, 近山隆: 降りるべき局面の認識による1人麻雀プレイヤの4人麻雀への適用, *ゲームプログラミングワークショップ2013論文集*, pp.1–7 (2013).
- [14] 水上直紀, 鶴岡慶雅: 自動対戦棋譜の教師あり学習による翻数予測に基づく麻雀プレイヤ, *情報処理学会論文誌*, Vol.60, No.7, pp.1325–1336 (2019).
- [15] 原田将旗, 古宮嘉那子, 小谷善行: 麻雀における手牌と残り牌からの上がり探索による着手決定アルゴリズム CHE, *研究報告ゲーム情報学 (GI)*, Vol.2014-GI-31, No.13, pp.1–4 (2014).
- [16] とつげき東北: 科学する麻雀, 講談社現代新書 (2004).



青木 幸聖

2019年東京都市大学知識工学部経営システム工学科卒業。麻雀AIの研究に従事。



穴田 一 (正会員)

東京都市大学大学院総合理工学研究科情報専攻講師, 物理学会, 電子情報通信学会, 数理生物学会, 人工知能学会各会員, 複雑系の研究に従事。