一人麻雀における打ち方を考慮した評価指標に関する研究

海津　純平[1]　成澤　和志[1]　篠原　歩[1]

概要：多人数不完全情報ゲームの一つである麻雀は，他プレイヤとの状況に応じて戦略を変更することが重要である．例えば，自分が大きく点差をつけられ順位が低いときは得点の高い役を狙う戦略が，自分がトップのときはゲームを早く終了させるための戦略が有効な戦略とされる．本論文では，プレイヤの戦略として捨てる牌の選択だけに着目するため，他プレイヤを排除した一人麻雀を考え，一人麻雀に対して一つのパラメータを変更することで打ち方を変えることができる手法を提案する．提案する手法は，小松らが提案したモンテカルロ法を改良した手法を基にしており，プレイアウトにおける報酬として，上がり点を高くするための評価指標と早上がりをするための評価指標の二つを組合せたものを用いている．また，計算機実験によって，計算時間および，上がり率，平均点数，上がった時の平均点数，平均上がり巡目に対する評価を行う．

A Study on the Evaluation Metrics for Flexible Strategy in Single-player Mahjong

Jumpei Kaizu[1]　Kazuyuki Narisawa[1]　Ayumi Shinohara[1]

Abstract: For mahjong players, selecting a suitable strategy depending on the situation is important to win the game. In general, a player at the lowest place should select a strategy that can obtain higher scores, while a player at the first place should select another strategy to win faster than the other players. This paper proposes a new method for single-player mahjong, that can change the strategy by changing the value of one parameter. It is based on the Monte-Carlo method proposed by Komatsu et al, and it uses two metrics as a reward in playouts, one for getting higher scores, and the other for winning faster. We compare our method with others by performing computational experiments.

1. 背景

近年，様々なゲームに対して人工知能の研究が行われている．多人数不完全情報ゲームのひとつである麻雀は，不確定である情報や，考慮しなければならない要素が多いため，人間のトッププレイヤ以上の実力をもった人工知能は我々の知る限り作成されていない [1], [2], [3], [4].

本論文では，麻雀の多人数性を排除した，一人麻雀を研究の対象とする．一人麻雀を対象とした研究の既存手法として，小松らが提案した，モンテカルロ法 [5] を基にした手法がある．小松らの手法 [6] では，一人麻雀に対して本来不向きなモンテカルロ法に対して，効率的なプレイアウトを行うことで性能を向上させている．また，原田らの手法 [7] では，小松らの手法のプレイアウトを時間制にすることで，状況に応じた適切なプレイアウト回数としている．しかし，どちらの手法も一人麻雀において，上がり点が高くなることを重視した打ち方をしているため，上がるスピードが遅くなったり，上がれないことも多くなるという問題がある．

多人数の麻雀においては，自分の手牌状況だけでなく，他プレイヤの動きや自分の順位，点差，何局目かなど様々な状況を考慮した打ち方の戦略を選ぶ必要がある．例えば，大きく点差をつけられて自分が最下位のときは上がり点を高くする打ち方にしたり，自分がトップのときはゲームを早く終了させるために早上がりをする打ち方にしたりするなど，状況に応じて戦略を変えることが必要となる．

[1] 東北大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

表 1　一人麻雀で採用する役一覧

飜数	役名		
1 飜役	門前清自摸和	断幺九	平和
	一盃口	役牌	
2 飜役	三色同順	一気通貫	混全帯幺九
	七対子	三暗刻	三色同刻
	小三元		
3 飜役	混一色	純全帯幺九	二盃口
6 飜役	清一色		
役満 (13 飜)	国士無双	四暗刻	大三元
	字一色	大四喜	緑一色
	清老頭	九蓮宝燈	

表 2　一人麻雀での点数表

	20 符	25 符	30 符	40 符	50 符	60 符
1 飜	-	-	1500	2000	2400	2900
2 飜	2000	2400	2900	3900	4800	5800
3 飜	3900	4800	5800	7700	9600	11600
4 飜	7700	9600	11600			
5 飜	12000					
6,7 飜	18000					
8,9,10 飜	24000					
11,12 飜	36000					
13 飜～	48000					

本論文では，一つのパラメータを変更することで打ち方を変えることができる手法を提案する．提案手法は，小松らの手法を基にしたものであり，上がり点を高くするための評価指標と早上がりをするための評価指標の二つを報酬として用いている．また，計算機実験によって提案手法のパラメータを変更することで，打ち方がどう変わるかを確かめる．さらに，早上がりを目指す貪欲な手法 [8]，および一般的なモンテカルロ法，上がり点を高くすることを目指す小松らの手法との比較を行う．

2. ルール

一般的な麻雀は，**萬子** (まんず)，**筒子** (ぴんず)，**索子** (そうず) と呼ばれる 1 から 9 の数字のいずれかが書かれた**数牌**と，文字が書かれた**字牌**からなる 34 種類の牌がそれぞれ 4 枚，計 136 枚の牌を用いて 4 人で行うゲームである．ゲームは，**局**と呼ばれる単位に分割されている．局を特定の回数繰り返すことでゲームが終了する．それぞれの局で，プレイヤの 1 人が**親**という役割を担当し，その他のプレイヤが**子**という役割になる．局の始まりには，**山**と呼ばれる伏せられた牌の集合から，各プレイヤは 13 枚の牌を取る．プレイヤが所持する牌を**手牌**と呼び，他プレイヤには公開されない．

局が始まるとプレイヤは親から順番に，山から 1 枚の牌を取り 14 枚になった手牌の中から 1 枚の牌を場に捨てる行為を繰り返してゲームを進行する．手牌が 13 枚のとき，山から取った牌または他プレイヤが捨てた牌を加えた 14 枚の牌の組合せが特定の条件を満たしていればプレイヤは**上がり** [*1]，点数を得ることができる．局は，山の残り牌数が特定数になるか，プレイヤの一人が上がったときに終了する．ゲームが終わったときの得点数で勝敗を競う．

手牌において，同種の数牌が 3 連続している組を**順子** (しゅんつ)，同一の牌が 3 枚の組を**刻子** (こうつ)，同一の牌が 2 枚の組を**雀頭** (じゃんとう) と呼ぶ．順子と刻子を合わせて 4 つ，雀頭を 1 つの 14 枚の牌が上がりに必要な組合せである．この 14 枚の組合せに**役**と呼ばれる特定のパターンがあるときが上がり条件となる．役の例として**場風** (ばかぜ) という役がある．この役は局ごとに定義される場風の牌の刻子が組合せに含まれているとき成立する．場風は東，南，西，北の 4 種類である．役には，上がり点の要素となる**飜数** (はんすう) が割り当てられている．役は複数存在し，役の種類により飜数が異なる．上がり時の組合せから，手牌の構成や上がり時の状況により計算される**符数** (ふすう) と呼ばれる値と，役による飜数を求め，その符数と飜数に応じて得られる上がり点が変動する．また，上がったプレイヤの役割が前述した親か子かによって，上がり点が変動する．また，局の開始時に 1 種類の牌が**ドラ**として指定され，この牌が上がったときの手牌に含まれているときにも，上がり点が変動する．麻雀では，手牌から上がりまでに最低限置き換えなければならない牌数を**向聴数** (しゃんてんすう)，手牌に入れたとき向聴数が下がる牌を**有効牌**と呼ぶ．

*1　本来，和了 (ほーら) と言うがこの論文では単に上がるという表現を用いる．

2.1　一人麻雀のルール

他プレイヤを設定せず，不確定情報のみを考慮した以下のルールで行う麻雀を**一人麻雀**と呼ぶ．

(1) プレイヤは山から 13 枚の牌を取り，手牌とする．
(2) プレイヤは山から 1 枚の牌を取り，手牌に加える．
(3) 手牌が上がる条件を満たすならば，プレイヤは上がり点を得て，ゲームを終了する．
(4) 手牌から牌を 1 枚捨てる．
(5) 捨てた牌の枚数が 18 枚ならゲームを終了する．そうでないならば，(2) に戻る．

(2) から (4) までの流れの単位を巡とする．一人麻雀において，使用する牌の数や上がり条件は一般的な四人で行う麻雀と同じであるが，ルールの性質上，鳴くことができないため表 1 に示す役だけを考えることにする．役満は 13 飜固定とする．山の特定の位置の牌 1 枚をドラとする．また，プレイヤは常に親，自風・場風は東とし，点数の計算には表 2 を用いる．

Algorithm 1: 早上がりを目指す貪欲な手法

Input: 手牌 $T = \{t_1, t_2, \cdots, t_{14}\}$
Output: 捨てる牌 t_s
for $i = 1$ **to** 14 **do**
　$V_i \leftarrow 0$;　/* V は有効牌の枚数を格納する配列 */
end
for $i = 1$ **to** 14 **do**
　手牌から i 番目の牌を抜く;
　if 手牌の向聴数が変わらない then
　　$V_i \leftarrow$ 手牌の有効牌の残り枚数;
　end
end
$s \leftarrow \arg\max_{1 \leq i \leq 14} V_i$;
output t_s;

Algorithm 2: 一人麻雀におけるモンテカルロ法

Input: 手牌 $T = \{t_1, t_2, \cdots, t_{14}\}$，プレイアウト回数 N，残り巡目 K
Output: 捨てる牌 t_s
for $i = 1$ **to** 14 **do**
　$V_i \leftarrow 0$;　/* V は価値を格納する配列 */
end
for $i = 1$ **to** 14 **do**
　for $j = 1$ **to** N **do**
　　i 番目の牌を捨てる;
　　for $k = 1$ **to** K **do**
　　　ランダムに 1 枚の牌を手牌に加える;
　　　if 手牌が上がり条件を満たしている then
　　　　$V_i \leftarrow V_i +$ 報酬;　/* 報酬は上がり点*/
　　　　break;
　　　end
　　　ランダムに 1 枚の牌を手牌から捨てる;
　　end
　end
end
$s \leftarrow \arg\max_{1 \leq i \leq 14} V_i$;
output t_s;

3. 既存手法

3.1 早上がりを目指す貪欲な手法

早く上がることに対する指標として，早上がりを目指す貪欲な手法がある [8]．役を考えず上がりに必要な組合せに貪欲に近づけるように牌を切り，手牌の向聴数を効率良く下げていく．手法の概要としては，手牌の向聴数が変わらない牌の中から有効牌の残り枚数が最も多くなるような牌を捨てるというものである．この手法を Algorithm 1 に示す．手牌の s 番目の牌 T_s を捨てることになる．牌の向聴数はハッシュテーブルを用いて計算している [9]．数牌の組合せにおける順子，刻子の数と順子候補，刻子候補の数をハッシュテーブルに持っておき，その値を用いて向聴数を求めている．

3.2 モンテカルロ法

モンテカルロ法 [5] では，ゲームを最後まで行うシミュレーションを繰り返し，シミュレーションの結果による**報酬**を行動に与える．このシミュレーションを**プレイアウト**と呼ぶ．また，報酬の合計を**価値**と呼ぶ．プレイアウトを複数回繰り返し，最も価値が高い行動を選択する．プレイアウト時の不確定情報や，プレイヤの行動はランダムに決める．

モンテカルロ法を一人麻雀に適用したものを Algorithm 2 に示す．モンテカルロ法を一人麻雀に適用すると，プレイアウト中の行動選択をランダムに行うため，ほとんどのプレイアウトで報酬を得られないことを小松らは実験的に示している [6]．行動の良さをうまく評価できず，良い行動選択を行うことができないため，単純なモンテカルロ法は一人麻雀に対して効率の悪い手法であると言える．

Algorithm 3: 小松らの手法のフレームワーク

Input: 手牌 $T = \{t_1, t_2, \cdots, t_{14}\}$，プレイアウト回数 N，残り巡目 K
Output: 捨てる牌 t_s
1 **for** $i = 1$ **to** 14 **do**
2 　$V_i \leftarrow 0$;　/* V は有効牌の枚数を格納する配列 */
3 **end**
4 **for** $i = 1$ **to** N **do**
5 　K 枚の牌をランダムに選ぶ ;
6 　手牌 T と K 枚の牌の中から報酬 R が最大となる組合せ T' を求める;
7 　**for** $j = 1$ **to** 14 **do**
8 　　**if 牌** t_j **が組合せ** T' **に含まれない then**
9 　　　$V_j \leftarrow V_j + R$;
10 　　**end**
11 　**end**
12 **end**
13 $s \leftarrow \arg\max_{1 \leq j \leq 14} V_j$;
14 **output** t_s;

3.3 小松らの手法

前節で述べたように，単純なモンテカルロ法では，上がりの可能性が非常に低いことから，良い行動選択を行うことが難しい．そこで，小松らは麻雀の上がり可能性を考慮した手法として，Algorithm 3 に示すようなモンテカルロ法を応用した手法を提案した．

Algorithm 3 では，5, 6 行目に示すように，手牌 14 枚 [*2]

[*2] ここでは，もともと持っている 13 牌ととってきた牌を合わせた 14 枚を手牌と呼ぶ．

表 3 小松らの手法で 10000 回のプレイアウトにおける報酬 P が最大となる組合せの詳細

残り巡目 K	最大得点となる組合せが複数ある回数	最大得点となる組合せの種類数の平均	最大得点となる組合せでの交換回数	
			最大値の平均	最小値の平均
17	7101	19.0	8.8	6.6
16	6584	16.6	8.6	6.5
15	6538	17.4	7.8	5.6
14	5404	14.6	7.6	5.5
13	4208	13.1	7.3	5.4
12	3612	10.2	7.0	5.3
11	2597	7.9	6.8	5.3
10	1837	4.9	6.0	4.8
9	2031	5.4	5.2	3.9
8	1081	4.6	4.9	3.8
7	665	4.0	4.6	3.6
6	282	3.5	4.2	3.4
5	119	3.2	3.9	3.4
4	36	2.3	3.5	3.2
3	6	2.0	3.0	3.0
2	27	2.0	2.0	2.0
1	0	-	-	-

とランダムに仮定した残り巡目数 K 枚分の牌の中から，報酬 R が最大となる組合せを求める．その後，手牌の中で，求めた組合せに含まれていない牌 T_j に報酬を与える．これらの操作をプレイアウトと呼ぶ．プレイアウトを N 回繰り返したのち，最も報酬が高い牌を，捨てる牌として選択する．

手牌を $T = \{t_1, t_2, \cdots, t_{14}\}$ とする．残り K 巡でとってくるであろう牌を $T' = \{t'_1, t'_2, \cdots, t'_K\}$ とする．また，14 枚の牌の集合 S によって得られる点数を $P(S)$ とする．このとき，小松らの手法では，報酬として以下の値を用いている．

$$R_{komatsu} = \max_{S \subseteq T \cup T'} P(S)$$

つまり，小松らの手法では，得られる点数が最も高くなるような牌の組合せを求め，その得点を報酬としている．

しかし，報酬として $R_{komatsu}$ を計算する場合，$P(S)$ が最大となるような組合せ S が複数ある場合がある．ところが，小松らの手法ではその中でどの組合せを選択するかについては考慮されていない．表 3 は，小松らの手法で 10000 回のプレイアウトにおいて，得点が最大となるような組合せが複数ある場合の回数および，そのときの種類数に関する予備実験の結果である．この結果からもわかるように，多くのプレイアウトにおいて，特に早上がりを目的とする残り巡目が多い場合に，得点が最大となる組合せが複数存在していることがわかる．また，組合せが複数ある場合，組合せによって上がるまでに必要な牌の交換回数が異なっていることがわかる．つまり，組合せの選び方によっては同じ点数を得たとしても，上がるまでに多くの巡目が必要になってしまうことになる．

4. 提案手法

小松らの手法は，上がりの可能性を考慮したモンテカルロ法であるが，高得点を得ることだけを目的としており，早く上がることを考慮していない．ここでは，小松らの手法を基に，早上がりについても考慮できるような手法を提案する．

4.1 牌の交換回数

早上がりとは，言い換えれば現在の手牌から上がりの形になるまでの牌の交換回数が少ないことである．そこで，牌の交換回数に関連した評価指標として，以下の式を定義する．

$$U(T, S) = |T \cap S|$$

ここで，T と S はそれぞれ 14 枚の牌からなる牌の集合であり，$T = \{t_1, t_2, \cdots, t_{14}\}$，$S = \{s_1, s_2, \cdots, s_{14}\}$ である．

プレイアウトにおいて，T を現在の手牌，S を求めた上がり形の牌とすることで，U は手牌の中で上がるために交換の必要がない牌の枚数となる．$U = 14$ となるならば，すでに上がりとなるため，捨て牌を選ぶ必要がなくなる．そのため，U の最大値は 13 とする．U の値が大きいということは，プレイアウトで求めた目指す手牌と，元の手牌で変化した枚数が少ない，つまり，少ない交換回数で上がることができる可能性が高いということである．ただし，実際には上がるまでに適切な牌を，適切な順番で取ってくる必要があるため，$14 - U$ が実際の交換回数となるとは限らない．

表 4 ゲーム回数 100 回における 1 回の捨て牌選択の計算時間 (秒) の平均の比較
（プレイアウト回数は 1000 回）

残り巡目 K	貪欲な手法	モンテカルロ法	P のみ（小松らの手法）	U のみ	提案手法 $\alpha = 0.5$
17	0.00032	0.27589	0.11343	0.09934	0.12034
16	0.00034	0.25882	0.09449	0.08379	0.10170
15	0.00034	0.24190	0.07623	0.06845	0.08258
14	0.00032	0.22525	0.06009	0.05412	0.06429
13	0.00033	0.20935	0.04771	0.04403	0.05210
12	0.00030	0.19363	0.03806	0.03495	0.04172
11	0.00027	0.17849	0.03028	0.02870	0.03345
10	0.00025	0.16327	0.02437	0.02277	0.02627
9	0.00023	0.14810	0.01911	0.01802	0.02047
8	0.00025	0.13257	0.01578	0.01480	0.01664
7	0.00022	0.11731	0.01256	0.01211	0.01343
6	0.00023	0.10216	0.01065	0.01010	0.01091
5	0.00022	0.08682	0.00909	0.00863	0.00921
4	0.00018	0.07144	0.00783	0.00749	0.00788
3	0.00016	0.05465	0.00661	0.00631	0.00668
2	0.00017	0.03801	0.00584	0.00550	0.00585
1	0.00016	0.01974	0.00523	0.00489	0.00514
0	0.00015	0.00034	0.00468	0.00421	0.00442

4.2 早上がりを考慮した報酬

ここでは，4.1 節で提案した交換回数に関する評価指標を基にすることで，早上がりを考慮したプレイアウトの報酬を提案する．提案する報酬は，単に早上がりだけを目指すのではなく，小松らの手法同様に高い点数を得られることをユーザが選択できるようにする．そこで，以下のような報酬を定義する．

$$R = \max_{S \subseteq T \cup T'} \left(\alpha \frac{P(S)}{48000} + (1-\alpha) \frac{U(T,S)}{13} \right)$$

ここで，$0 \leq \alpha \leq 1$ はバランスパラメータである．式の第 1 項は上がり点の最大値 48000 で，第 2 項では U に対して手牌の交換が不必要な枚数の最大値 13 で，それぞれ正規化している．

また，上がった時の得点である $P(S)$ は，表 2 からもわかるように，1500 点から 48000 点の間を指数的に増加する離散値である．そのため，増加率を考慮した正規化として以下のような形も考える．

$$R' = \max_{S \subseteq T \cup T'} \left(\alpha \frac{\log P(S) - \log 1000}{\log 48000 - \log 1000} + (1-\alpha) \frac{U(T,S)}{13} \right)$$

最小値は 1500 点であるが $\log 1000$ を使用しているのは，点数を得ているにもかかわらず 0 にならないようにするためである．

小松らの手法と同様に，$P(S)$ が高いほど，高い点数を得ることができる．また，これらの 2 つの値を，パラメータ α を用いて調整することで，得点または早上がりを優先した打ち方を選択することができる．

5. 実験

ここでは，計算機を用いた比較実験により提案手法を評価する．まず，計算時間を測定することで，提案手法が実用に耐えうるかどうかを調べる．次に，提案手法の α を変更することで打ち方がどのように変わるかを調べることで性能を評価する．評価は，上がり率，および平均点数，上がった時の平均点数，平均上がり巡目について行う．比較する手法は，早上がりを目指す貪欲な手法および，モンテカルロ法，小松らの手法とする．

5.1 計算時間

各巡目において，牌を一枚取ってきて捨てる牌を決めるまでの計算時間を比較する．比較する手法は，早上がりを目指す貪欲な手法，モンテカルロ法，小松らの手法，また，小松らの手法の報酬が P のみであるため，報酬が U のみの手法，そして提案手法（$\alpha = 0.5$）である．

結果を表 4 に示す．早上がりを目指す貪欲な手法は，ハッシュテーブルを用いているため高速である．モンテカルロ法は牌一つずつに対してプレイアウトを行うため，遅くなっている．提案手法は，P と U のどちらも計算を行うため，小松らの手法と報酬 U のみの手法より遅い．しかし，麻雀のオンラインゲーム（天鳳 [10]，真・雀龍門 [11] など）において，捨てる牌を決めるまでの制限時間は 5 秒であるため，提案手法は十分実用的な手法だと言える．

表 5 10000 回のゲームに対する貪欲な手法，小松らの手法，提案手法による結果の比較（プレイアウト回数は 1000 回）

		上がり率 (%)	ゲーム全体の平均点数	上がった時の点数の平均	上がり巡目の平均
貪欲な手法		**18.91**	739.0	3908.1	14.06
モンテカルロ法		7.02	352.1	5015.8	14.50
提案手法 R	$\alpha = 0.0$	17.51	693.0	3957.6	14.02
	$\alpha = 0.1$	16.99	828.6	4877.0	**13.95**
	$\alpha = 0.2$	17.31	865.3	4998.8	14.02
	$\alpha = 0.3$	16.88	863.0	5112.3	14.09
	$\alpha = 0.4$	16.34	851.3	5210.0	14.14
	$\alpha = 0.5$	15.71	849.8	5409.5	14.21
	$\alpha = 0.6$	15.66	904.5	5775.7	14.36
	$\alpha = 0.7$	14.69	904.8	6159.6	14.39
	$\alpha = 0.8$	14.00	911.4	6510.1	14.58
	$\alpha = 0.9$	13.16	**931.5**	7078.2	14.68
	$\alpha = 1.0$ (小松らの手法)	11.27	904.1	**8022.4**	14.90
提案手法 $R'' = U$		16.91	685.8	4055.4	14.00
提案手法 R'	$\alpha = 0.0$	17.52	687.5	3924.0	14.02
	$\alpha = 0.1$	17.36	867.9	4999.4	14.04
	$\alpha = 0.2$	16.69	846.9	5074.4	14.03
	$\alpha = 0.3$	16.37	863.6	5275.7	14.14
	$\alpha = 0.4$	15.78	897.7	5688.6	14.29
	$\alpha = 0.5$	15.11	895.9	5928.9	14.46
	$\alpha = 0.6$	15.02	922.4	6141.3	14.44
	$\alpha = 0.7$	14.36	889.1	6191.7	14.56
	$\alpha = 0.8$	14.14	897.7	6348.8	14.64
	$\alpha = 0.9$	13.71	912.6	6656.5	14.62
	$\alpha = 1.0$ (小松らの手法)	12.47	871.8	6990.8	14.88

5.2 性能評価

ここでは，提案手法と既存手法を比較する．また，参考のために報酬として，手牌の状況 U を単独で使用とした以下の報酬も比較対象とする．

$$R'' = \max_{S \subseteq T \cup T'} U(T, S)$$

1 回のゲームでは各手法に対して同じ山を用いて行う．ゲームは 10000 回行い，平均結果を求める．小松らの手法，および提案手法のプレイアウトは 1000 回とする．提案手法の α は 0 から 1 まで 0.1 刻みで行う．

結果を表 5 に示す．提案手法の $\alpha = 1.0$ と小松らの手法は実質的に同じなので同じ結果としている．α の値を変えることにより，上がり巡目の平均および，上がった場合の点数の平均が変化していることがわかる．α が小さいときは早上がりを目指すようになっているため，上がり率も小松らの手法に比べ良くなっている．

また，高得点と早上がりのバランスがとれているため，α によってはゲーム回数による平均点が小松らの手法を上回っている．一般的な麻雀においては最終的に最も点数を持っているプレイヤの勝ちなので優位な結果と言える．上がり率は貪欲な手法には負けるが，α の値を変えることで，一般的な麻雀に必要な打ち方を変えることができる手法であると言える．

5.3 ヒューマンプレイヤとの比較

ここでは，既存手法と提案手法，ヒューマンプレイヤを比較する．比較がしやすいように，ヒューマンプレイヤとして上級者と初心者の二人を比較対象とする．上級者は，第一著者である．初心者は，ルールを知っている程度の研究室の男子学生とする．1 回のゲームでは各手法に対して同じ山を用いて行う．ゲームは 100 回行い，平均結果を求める．

結果を表 6 に示す．表中の太字は，ヒューマンプレイヤ以外の手法で最も優れたものである．提案手法は上がり率，上がり巡目の平均ではヒューマンプレイヤを下回る．しかしながら，上がった時の平均点数では，α が大きいとき，ヒューマンプレイヤを上回る結果に，また，ゲーム全体の平均点数では，初心者ヒューマンプレイヤを上回る結果となった．

表 6　100 回のゲームに対する貪欲な手法，小松らの手法，提案手法，人間による結果の比較

		上がり率 (%)	ゲーム全体の平均点数	上がった時の点数の平均	上がり巡目の平均
貪欲な手法		**23**	770	3348	14.57
モンテカルロ法		7	257	3671	16.43
提案手法 R	$\alpha = 0.0$	19	1012	5326	15.16
	$\alpha = 0.1$	16	947	5919	14.88
	$\alpha = 0.2$	13	850	6538	14.54
	$\alpha = 0.3$	16	1267	7919	15.38
	$\alpha = 0.4$	15	1057	7047	15.40
	$\alpha = 0.5$	17	1068	6282	15.12
	$\alpha = 0.6$	16	1255	7844	**14.50**
	$\alpha = 0.7$	16	**1304**	8150	15.00
	$\alpha = 0.8$	10	844	8440	15.40
	$\alpha = 0.9$	13	1153	9608	16.33
	$\alpha = 1.0$ (小松らの手法)	9	1018	**11311**	15.89
提案手法 $R'' = U$		17	938	5518	15.18
ヒューマンプレイヤ (初心者)		20	680	3400	14.50
ヒューマンプレイヤ (上級者)		25	1484	5936	14.16

6. まとめと今後の課題

本論文では，一つのパラメータを変更するだけで，高得点を目指す打ち方と早上がりを目指す打ち方を柔軟に変えることができる手法を提案した．また，計算機実験により，既存の手法よりも優れた結果を得ることができた．

多人数麻雀では，他プレイヤが捨てた牌で上がることや，鳴き，降りなどの行為を，他プレイヤと自分の状況を考慮して牌を捨てる必要である．今後の課題として，これらの状況を考慮し，打ち方のパラメータを自動的に調整する手法を開発する必要がある．

参考文献

[1] 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.

[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. Master's thesis, 東京大学大学院工学系研究科, 2010.

[3] 根本佳典, 古宮嘉那子, 小谷善行. CRF を用いた麻雀の不完全情報推定. ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集, Vol. 6, pp. 155–158, 2012.

[4] 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.

[5] 玉木久夫. 乱択アルゴリズム. 共立出版, 2008.

[6] 小松智希, 成澤和志, 篠原歩. 役を構成するゲームに対する効率的な行動決定アルゴリズムの提案. 情報処理学会研究報告. GI, Vol. 2012-GI-28, No. 8, pp. 1–8, 2012.

[7] 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. 情報処理学会研究報告. GI, Vol. 2014-GI-31, No. 13, pp. 1–4, 2014.

[8] 佐藤諒, 西村夏夫, 保木邦仁. 有効牌を数えて牌効率をあげる面前全ツッパ麻雀 AI の性能評価. 情報処理学会研究報告. GI, Vol. 2014-GI-31, No. 11, pp. 1–6, 2014.

[9] あらの（一人）麻雀研究所. http://mahjong.ara3.net/etc/shanten/shanten8.

[10] 天鳳. http://tenhou.net.

[11] 真・雀龍門. http://www.ncsoft.jp/janryumon.