卒業論文

不完全情報ゲームにおける モンテカルロ法の評価指標に関する研究

東北大学 工学部
情報知能システム総合学科
コンピュータサイエンスコース４年
篠原研究室

海津　純平

2015年３月２日

目次

第 1 章　はじめに **1**
1.1　背景 1
1.2　本論文の内容 2
1.3　構成 2

第 2 章　準備 **3**
2.1　一般的な麻雀のルール 3
2.2　一人麻雀のルール 4

第 3 章　既存手法 **7**
3.1　早上がりを目指す貪欲な手法 7
3.2　モンテカルロ法 7
3.3　小松らの手法 10

第 4 章　提案手法 **12**
4.1　提案手法の概要 12
4.2　報酬値の計算 12

第 5 章　実験 **15**
5.1　実験 15

第 6 章　まとめ **17**

参考文献 **18**

第1章

はじめに

1.1 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．ゲームにはすべての情報がプレイヤに公開されている完全情報ゲームと，プレイヤに公開されていない情報がある不完全情報ゲームがある．チェス，オセロ，将棋といった二人完全情報ゲームでは，人間のトッププレイヤと同等，またはそれ以上の実力をもった人工知能が作成されている [3, 4, 14]．それに対して，ポーカーや麻雀などの多人数不完全情報ゲームは，あまり研究が進んでいない．不確定である情報の推定や複数の他プレイヤの状況を考慮する必要があり，人工知能の設計が複雑になるためである．そのため，人間のトッププレイヤ以上の実力をもった人工知能の作成は難しい [5, 8]．特に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 [9, 11, 13, 16]．

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．一人麻雀では，他プレイヤの状況の考慮や他プレイヤの不確定情報の推定をする必要がないため，人工知能の設計が簡単になる，多人数性を排除してはいるが，一人麻雀の人工知能は多人数の麻雀の人工知能に拡張するための土台となる．一人麻雀において，上がり率や上がり点の高さ，上がりの早さなどを測定をすることで，多人数の麻雀における効率の良い行動選択が，どのくらいできているかを見ることができる．また，多人数の麻雀では最終的に一番多くの点数をもっていたプレイヤの勝利となるため，上がり率は重要である．ゲーム中，自分が最下位のときは上がり点の高さが重要であり，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が重要となる．

一人麻雀を対象とした研究は以前から行われている [11, 13]，そのなかでも，モンテカルロ法 [6] を基にした手法がある [7, 12]．モンテカルロ法とは，ある行動に対してプレイアウトと呼ばれるシミュレーションを行い，その行動を評価する手法である．プレイアウト時の不確定な情報やプレイヤの行動はランダムに決定される．モンテカルロ法は盤面の状態に対する評価を必要としないため，評価関数の設定が難しい不完全情報ゲーム

に対して有効であると考えられる．しかし，一人麻雀においては，そのままモンテカルロ法を適用すると，ほとんどのプレイアウトで報酬が得られず，各行動の良さを評価しにくい. モンテカルロ法を基にした手法の一つである小松らの手法は，この問題を改善している．小松らの手法では，報酬が得られやすい効率的なプレイアウトを行い，一人麻雀において上がり点が高くなる打ち方をする．

しかし，小松らの手法は早く上がること，上がり率を高くすることを考えていない．実際の多人数で行う麻雀では，成績が良いプレイヤほど，平均上がり点が低く上がり率が高いことが統計で明らかになっている [15]．また，多人数であれば自分と他プレイヤの状況を考慮し，上がり点を高くする打ち方や，早く上がる打ち方に変える必要がある．よって，本研究は打ち方を変えることができる手法を提案する．

1.2　本論文の内容

多人数の麻雀においては，ゲーム終了時に最も点数を持っていたプレイヤの勝ちとなる．そのため，ゲーム中自分が最下位のときは上がり点を高くする打ち方にすべきであり，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すべきである．このように，多人数の麻雀では状況に応じた打ち方の変更が重要である．そのため，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．小松らの手法における，プレイアウト時の報酬の値を変更する．提案手法は，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る．また，一人麻雀の実験を行い，提案手法のパラメータを変更することで打ち方が変わるか確かめる．実験において早上がりを目指す貪欲な手法，上がり点を高くすることを目指す小松らの手法を指標とし比較を行う．提案手法は，実際の多人数に重要な打ち方の変更が可能なため，多人数の麻雀に適用しやすい手法であると考えられる．

1.3　構成

第 2 章では，一般的な麻雀と一人麻雀のルールついて説明する．第 3 章では，早上がりを目指す貪欲な手法，小松らの手法を説明する．第 4 章では提案手法を説明する．第 5 章では実験から説明した手法を比較する．第 6 章では，まとめと今後の課題について述べる．

第2章

準備

2.1 一般的な麻雀のルール

一般的な麻雀は図 2.1 に示す 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．牌は**萬子**，**筒子**，**索子**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**がある．

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．山は伏せられているためプレイヤはどの牌を持ってくるかはわからない．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．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，親から順番に各プレイヤが繰り返して局は進行する．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 枚の牌の組み合わせが特定の条件を満たしていればプレイヤは上がり，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．

同種の数牌が 3 連続している組を**順子**，同一の牌が 3 枚の組を**刻子**，同一の牌が 2 枚の組を**雀頭**と呼ぶ．順子，刻子，雀頭の例を図 2.2, 2.3, 2.4 に示す．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み合わせである．図 2.5 に上がりに必要な 14 枚の牌の組み合わせ例を示す．この 14 枚の組み合わせに**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**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み合わ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．上がり点の要素となる**飜数**が，役に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．上がり時の組み合わせから，手牌の構成や上がり時の状況により計算される**符数**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．

2.2　一人麻雀のルール

他プレイヤを設定せず，不確定な情報のみを考慮する麻雀を一人麻雀と呼ぶ．一人麻雀とは以下のようなゲームである．

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．ドラはランダムに 1 枚決める．一人麻雀の役を表 2.1 に，一人麻雀での点数表を 2.2 に示す．役満は 13 飜固定となる．プレイヤは常に親，場風は東とする．

多人数の麻雀では，局 1 回は最初に上がれたプレイヤのみが点数を得ることができ，最終的にはゲーム終了時に最も点数が多いプレイヤの勝ちとなる．つまり，上がり率が高いこと，早く上がること，上がり点が高いことが重要である．一人麻雀においても，これらを目指す必要がある．

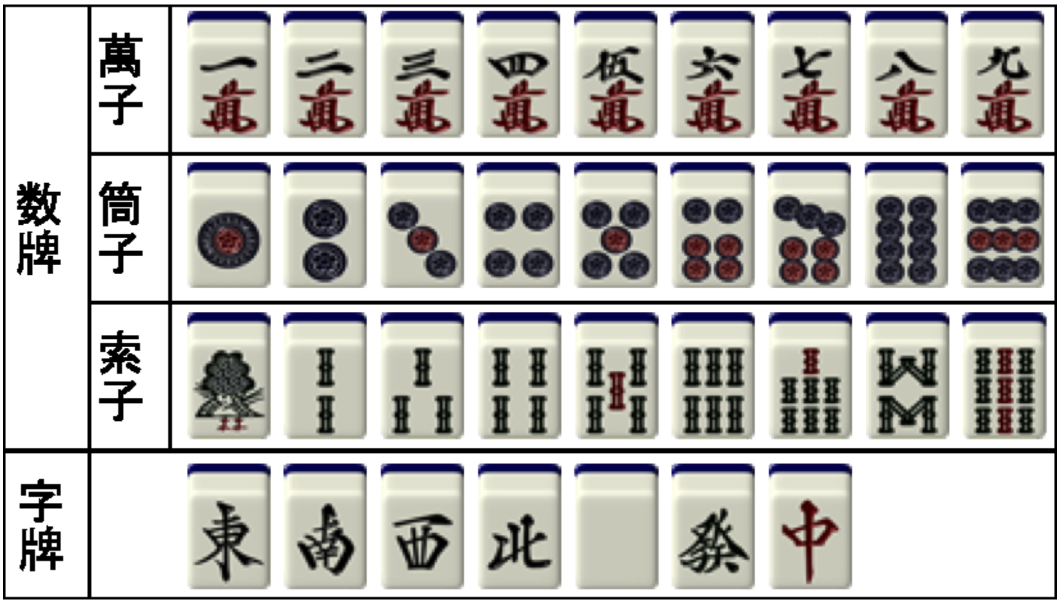

図 2.1: 牌の種類

図 2.2: 順子の例

図 2.3: 刻子の例

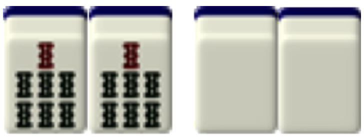

図 2.4: 雀頭の例

図 2.5: 上がりに必要な牌の組み合わせ例

表 2.1: 一人麻雀で採用する役一覧

役数	役名		
1 飜役	門前清自摸和	断幺九	平和
	一盃口	役牌	場風
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	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 2.2: 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					

第3章

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 [10]．役を考えず上がりに必要な組み合わ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 [1]．数牌の組み合わせにおける順子，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 [6] は，ゲームを最後まで行うシミュレーションを繰り返し，行動にシミュレーションの結果による報酬を与える．このシミュレーションを**プレイアウト**と呼ぶ．報酬の合計を価値と呼び，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．一般的なモンテカルロ法を Algorithm 2 に示す．N はプレイアウト回数である．また，一人麻雀におけるモンテカルロ法を Algorithm 3 に示す．しかし，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．そのため，行動の良さをうまく評価できず，良い行動選択を行えない．モンテカルロ法は一人麻雀において効率の悪い手法である．

Algorithm 1: 早上がりを目指す貪欲な手法

Input: 手牌 T

有効牌の枚数を格納する要素数 14 の配列 Y の各要素を 0 にする;
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
    $Y_i \leftarrow$ 手牌の有効牌の残り枚数;
  end
end
$s \leftarrow \arg \max_{1 \leq i \leq 14} Y_i$;
return T_s;

Algorithm 2: モンテカルロ法

Input: 可能な行動 B

価値を格納する配列 V の各要素を 0 にする;
for $i = 1$ **to 可能な行動の個数 do**
  盤面において不確定な情報を仮定する;
  for $j = 1$ **to** N **do**
    i 番目の行動を行う;
    while ゲームが終了していない do
      行動をランダムに決定し，ゲームを進める;
    end
    $V_i \leftarrow V_i +$ ゲームの結果による報酬;
  end
end
$s \leftarrow \arg \max_{i} V_i$;
return B_s;

Algorithm 3: 一人麻雀におけるモンテカルロ法

```
Input: 手牌 T
価値を格納する要素数 14 の配列 V の各要素を 0 にする;
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 残り巡目数 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 ← V_i + 報酬（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 ← arg max_{1≤i≤14} V_i;
return T_s;
```

表 3.1: 貪欲な手法と小松らの手法の比較

	上がり率 (%)	ゲーム全体の平均点数	上がったときの平均点数	平均上がり巡目
貪欲な手法	18.91	739.03	3908.1	14.062
小松らの手法	11.27	904.12	7804.8	14.900

3.3 小松らの手法

小松らの手法 [12] はモンテカルロ法を基にしており，一人麻雀に効率の良いプレイアウトを行っている．以下にプレイアウトの手順を示す．

1. 将来得られる牌を，残り巡目数だけランダムに仮定する．
2. これらの牌と手牌で上がり点が最大となると組み合わせを求める．
3. 求めた組み合わせに含まれない手牌の牌に，上がり点を報酬として与える．

このプレイアウトについて例を用いて説明する．残り巡目が 8 巡のときの手牌と将来得られる牌を仮定した例を図 3.1 に示す．このとき，手牌と仮定した牌で上がり点が最大となる組み合わせは図 3.2 のようになる．この組み合わせは 30 符 5 飜なので上がり点 12000 となる [2]．手牌に含まれていて，求めた組み合わせに含まれない牌の一萬，二萬，三萬，九筒に，求めた組み合わせの上がり点 12000 を報酬として与える．また，疑似コードを Algorithm 4 に示す．この手法は，上がりの組み合わせを直接求めるため，報酬を得られやすい．また，複数の行動に対して報酬を与えるため，一人麻雀においては効率的なプレイアウトとなる．

しかし，この手法では点数を報酬としているため，高得点を目指すだけであり，早く上がることについては考慮していない．表 3.1 において，ゲーム回数 1 万回のときの早上がりを目指す貪欲な手法と小松らの手法（プレイアウト回数 1000 回）を比較する．上がり 1 回の平均点数は小松らの手法が勝っているが，上がり回数と平均上がり巡目は負けている． 1.1 節でも述べたように多人数の麻雀では状況に応じて，上がり点を高くするように目指したり，早く上がることを目指したり，打ち方を変える必要がある．よって，本論文では，一つのパラメータを変更するだけで，柔軟に打ち方を変えることができる手法を提案する．

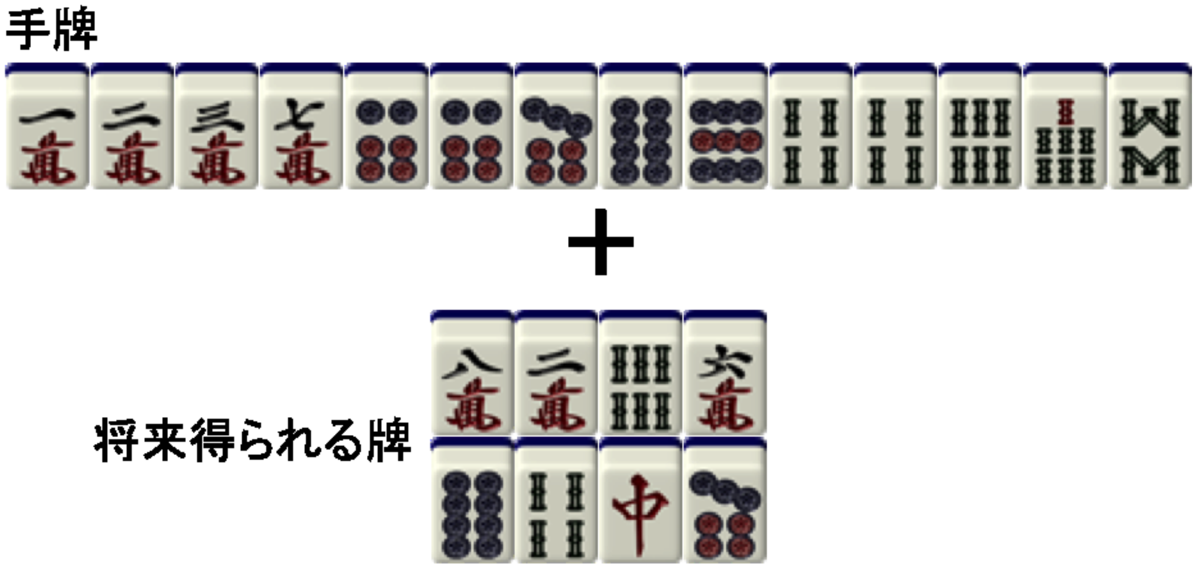

図 3.1: 残り巡目 8 巡のときの手牌と将来得られる牌を仮定した例

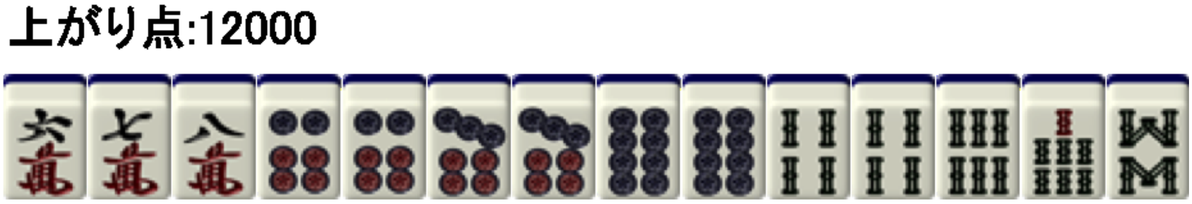

図 3.2: 図 3.1 の牌で上がり点が最大となる組み合わせ

Algorithm 4: 小松らの手法

Input: 手牌 T

価値を格納する要素数 14 の配列 V の各要素を 0 にする;
for $i = 1$ **to** N **do**
　残り巡目数分の牌をランダムに仮定する;
　この牌と手牌で上がり点が最大となる組み合わせを求める;
　for $j = 1$ **to** 14 **do**
　　if j **番目の牌が組み合わせに含まれない** **then**
　　　$V_j \leftarrow V_j +$ 報酬（上がり点）;
　　end
　end
end
$s \leftarrow \arg\max_{1 \leq j \leq 14} V_j$;
return T_s;

第4章

提案手法

4.1 提案手法の概要

小松らの手法を基に，早上がりについても考慮するようにプレイアウトの報酬値を改良する．手牌とランダムに仮定した残り巡目数分の牌から，報酬が最大となる組み合わせを求めることは変わらない．また，求めた組み合わせに含まれない手牌の牌に，報酬を与える部分も同様である．小松らの手法では報酬を上がり点をしていたところを，次節で説明する報酬値とする．

4.2 報酬値の計算

求めた組み合わせの上がり点を P としたとき，小松らの手法の報酬 R_{komatu} は以下のようになる．

$$R_{komatu} = P$$

提案手法では，求めた組み合わせで使われている手牌の牌の使用枚数 U を報酬に用いる．元の手牌の牌の集合を T，求めた組み合わせの牌の集合を T' としたとき，$U = |T \cap T'|$ とする．提案手法は報酬 R を以下のようにする．

$$R = \alpha * (P/48000) + (1 - \alpha) * (U/13) \tag{4.1}$$

α はバランスパラメータである．式 4.1 の第 1 項は，上がり点の最大値である 48000 で正規化している [2]．第 2 項は，求める組み合わせで使われる手牌の牌の使用最大枚数である 13 で正規化している．報酬に P を用いることで上がり点を高くするように捨てる牌を選び，U を用いることで早く上がるように捨てる牌を選ぶようになる．P については小松らの手法から高い上がり点を目指すようになることは確かである．U についてだが，この値が大きいとき，求めた組み合わせと手牌の変化枚数が少ないことになる．早上がりを目指すならば，変化枚数の少ない組み合わせを作るように打つのが良い．組み合わせに含まれていない手牌の牌に，U を報酬として与えることで，その牌が選ばれやすく

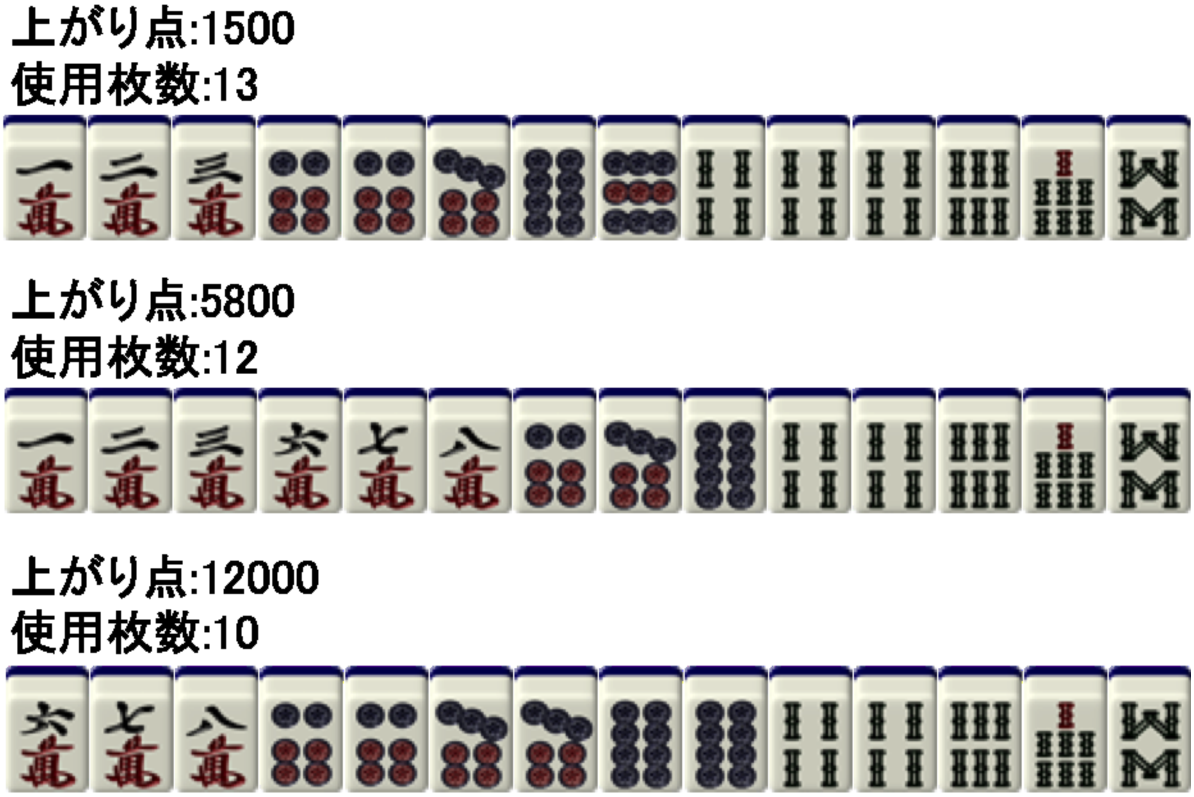

図 4.1: 図 3.1 の牌でできる組み合わせの例

なり，早上がりを目指すようになる．この報酬を使ったプレイアウトについて例を使って説明する．図 3.1 の手牌と仮定した牌でできる組み合わせの例を図 4.1 にいくつか示す．一番上の例が報酬として最大だった場合，組み合わせに含まれない手牌の牌の七萬に報酬として $\alpha * (1500/48000) + (1 - \alpha) * (13/13)$ を与える．また，提案手法の疑似コードを Algorithm 5 に示す．この手法により，α の値を変えることで，高得点を優先するか早上がりを優先するか打ち方を変えることができる．

Algorithm 5: 提案手法

Input: 手牌 T

価値を格納する要素数 14 の配列 V の各要素を 0 にする;

for $i = 1$ **to** N **do**

  残り巡目数分の牌をランダムに仮定する;

  $\alpha * (P/48000) + (1 - \alpha) * (U/13)$ が最大となる組み合わせを求める;

  for $j = 1$ **to** 14 **do**

    if j **番目の牌が組み合わせに含まれない** then

      $V_j \leftarrow V_j + R$;

    end

  end

end

$s \leftarrow \arg\max_{1 \leq j \leq 14} V_j$;

return T_s;

第 5 章

実験

5.1 実験

実験により，提案手法の α を変更することで打ち方が変わるか確かめる．実験環境を以下に示す．

- OS：CentOS 6.2
- CPU：Intel Xeon CPU X5660 @ 2.80GHz
- コア数：12
- メモリ：48GB
- HDD：2TB

1 万回ゲームを行い，早上がりを目指す貪欲な手法，小松らの手法，提案手法を上がり率，ゲーム回数による平均点数，上がり回数による平均点数，平均上がり巡目の面から比較する．山は同じデータセットであり，小松らの手法，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．また，ヒューマンプレイヤとして本論文の著者も，一人麻雀のゲームを 100 回行った．

結果を表 5.1 に示す．提案手法の $\alpha = 1.0$ と小松らの手法は実質的に同様なので同じ結果としている．α の値を変えることにより，平均上がり巡目と上がり回数による平均点数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か，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．α が大きいときは，上がり回数による平均点はヒューマンプレイヤに勝っている．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にすることができた．

表 5.1: 貪欲な手法，小松らの手法，提案手法，ヒューマンプレイヤの比較

	上がり率 (%)	ゲーム全体の平均点数	上がったときの平均点数	平均上がり巡目
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 $\alpha = 0.0$	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
ヒューマンプレイヤ	24.00	1329.0	5537.5	12.88

第6章

まとめ

本論文では，小松らの手法の報酬を変え，一つのパラメータを変更するだけで柔軟に打ち方を変えることができる手法を提案した．一般的な多人数の麻雀のルールを簡略化した一人麻雀による実験で，提案手法が確かに打ち方を変えることができる手法であることを示した．これにより，他プレイヤの状況を考慮しなければならない実際の麻雀に必要な打ち方の変更を実現できた．

今後の課題として，本論文では，一人麻雀を扱ったが，多人数の麻雀への拡張を目指す．素朴な手法などの人工知能を他プレイヤとした対戦や，人工知能の接続を認めている麻雀サーバを用いて人間との対戦を行い，評価を行いたい．また，その場合には，他プレイヤを考慮した際の動作を拡張する必要がある．具体的には，他プレイヤが捨てた牌で上がる，他プレイヤが捨てた牌をもらう鳴き，上がることを諦める降りという行為を，他プレイヤと自分の状況を考慮して行うことが必要である．麻雀は最終的な点数で勝敗が決まるため，拡張としてゲーム全体，他プレイヤ，自分の状況から，その状況に最適な打ち方に自動で変えるということなども考えられる．

参考文献

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

[2] 麻雀の得点計算. Wikipedia. http://ja.wikipedia.org/wiki/麻雀の得点計算.

[3] Michael Buro. Logistello: A strong learning othello program. In *Proceedings of the 19th Annual Conference Gesellschaft für Klassifikation e.V.*, pp. 1–3, 1995.

[4] Murray Campbell, A Joseph Hoane Jr, and Feng-hsiung Hsu. Deep blue. *Artificial intelligence*, Vol. 134, No. 1, pp. 57–83, 2002.

[5] Nick Abou Risk and Duane Szafron. Using counterfactual regret minimization to create competitive multiplayer poker agents. In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 159–166, 2010.

[6] 玉木久夫. 乱択アルゴリズム. 共立出版, 2008.

[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,[ゲーム情報学], Vol. 2014-GI-31, No. 13, pp. 1–4, 2014.

[8] 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. Master's thesis, 東京大学大学院工学系研究科, 2013.

[9] 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.

[10] 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,[ゲーム情報学], Vol. 2014-GI-31, No. 11, pp. 1–6, 2014.

[11] 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.

[12] 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,[ゲーム情報学], Vol. 2012-GI-28, No. 8, pp. 1–8, 2012.

[13] 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.

[14] 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.

[15] とつげき東北［著］福地誠［編］. おしえて！科学する麻雀. 洋泉社, 2009.

[16] 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.

謝辞

はじめに

本論文の執筆にあたり，篠原歩教授には，充実した素晴らしい研究環境と議論の場を与えていただくとともに，大変忙しい中，貴重なご意見とご指導を賜りました．その他にも様々な相談に乗っていただきました．厚く御礼申し上げます.

成澤和志助教には，研究の相談に乗っていただいたり，論文執筆に関して多くのご指導をいただきました．また，ラーメン好きの私のことを様々なラーメン屋に連れて行ってくださいました．厚く御礼申し上げます.

研究室の先輩・同輩には，工学セミナーのときから今回の卒業論文においても，私のことを気にかけていただき，研究，論文，発表資料に関する意見をいただきました．普段の研究生活を充実させていただき，深く感謝申し上げます.

大学生活の４年間を見守っていただき，金銭的に支えていただいた両親にも，この場を借りて感謝申し上げます.

最後に、本論文を執筆するにあたり，支えていただきましたすべての方に心から感謝申し上げます．ありがとうございました.