Vol.2015-GI-33 No.9
2015/3/6

大貧民における出現頻度と提出手役履歴を用いた相手手札推定

柳澤 佑介[1,a)]　松崎 公紀[1,b)]

概要：近年，コンピュータ大貧民においてモンテカルロ法プレイヤが広く用いられ，その改良についてさまざまな研究が行われている．大貧民のモンテカルロ法プレイヤでは，各プレイアウト（シミュレーション）のはじめに，相手手札を仮想的に生成・推定する処理を行う．本研究では，この相手手札の生成・推定を行う方法を 4 つ提案し，対戦実験を通してその効果を評価する．特に相手手札の推定は，既存のプレイヤから得た札譜に加えて，相手プレイヤの提出手役履歴をもとに行う．実験の結果，手札生成および手札推定の手法によりモンテカルロ法プレイヤが強化されることを確認した．しかし，本研究で提案した手札推定では負の効果を持つこともあるという問題点も見られた．

キーワード：大貧民，モンテカルロ法，相手手札推定

1. はじめに

本研究の対象は，多人数不完全情報ゲームの一つである大貧民である．大貧民は，開始時に配られた手札を場に出していき，手札がなくなる順位を競うゲームである．したがって，どのようなカードを出すか，または残すかが重要である．また大貧民では，手札交換により前ゲームの順位が高いほど有利になることが特徴的である．

コンピュータ大貧民大会 UECda [9] において，2009 年以降，モンテカルロ法を用いたクライアントが優勝している．大貧民においてモンテカルロ法やその拡張であるモンテカルロ木探索 [2], [12] を行う場合，まず最初に自プレイヤから見えない見えない相手プレイヤの手札を決め，乱数を用いた仮想的なゲーム（プレイアウト）を行う．これまでに，大貧民における相手手札の推定方法やその効果について，いくつかの研究が行われている [6], [10], [11], [13].

大貧民のゲームの性質上，残り枚数が少ない場合の手札推定が重要であると著者らは考える．例えば，手札の残り枚数が 2 枚であるプレイヤがいるとする．それらのカードが，♢3 と ♣4 の場合と，♢3 と ♣8 の場合と，♢3 と ♣2 の場合とでは，その後の上がりに大きな影響がある [*1]．さらに，残りの 2 枚のカードを複数役として出すことができるかどうかも，戦略上重要な要素である．このように，相手手札決定においてどのカードが分配されるかは，モンテカルロ法のプレイアウト結果に影響する．

そこで本論文では，原則として乱数のみを用いた相手手札生成手法と，相手プレイヤの提出手役履歴を用いた相手手札推定手法について実験・考察する．特に，相手プレイヤの提出手役履歴を用いた手札推定では，既存プレイヤの札譜から得た出現頻度をもとに相手手札を決定する．これらの手札決定手法を単純なモンテカルロ法プレイヤに適用し，それらによってモンテカルロ法プレイヤの強さがどのように変化するかについて対戦により評価した．実験の結果，手札生成および手札推定の手法によりモンテカルロ法プレイヤが強化され，約 3/4 のプレイアウト回数で同等の強さを得た．しかし，推定に用いた札譜のプレイヤとの対戦において，手札推定を行うことで弱くなってしまうという問題も見られた．

本論文の構成を以下に示す．第 2 章では，本論文で使用する大貧民のルールについて説明し，札譜データを入手する既存プレイヤとモンテカルロ法プレイヤについて説明する．第 3 章では，相手手札を決定するためのアルゴリズムを示す．第 4 章では，相手手札決定アルゴリズムがモンテカルロ法プレイヤの強さに与える影響について，対戦実験とその結果を示す．最後に，関連研究を第 5 章で示し，第 6 章で本論文をまとめる．

[1] 高知工科大学情報学群
[a)] 150372s@ugs.kochi-tech.ac.jp
[b)] matsuzaki.kiminori@kochi-tech.ac.jp

[*1] 大貧民のルールについては第 2 章を参照のこと．最初の例ではほぼ勝ちがなく，2 つ目の例では場に 3 から 7 の単体役が出ていれば勝ち，3 つ目の例では場に単体役が出ればほぼ勝ちとなる．

2. 準備

2.1 大貧民

大貧民（大富豪とも呼ばれる）は，多人数で行うトランプゲームである．最初に配られる手札からルールに沿って1枚または複数枚のカードを役として場に出していき，手札がなくなる順位を競う．本研究では，コンピュータ大貧民大会 UECda の標準ルール 2010 年版 [9] に従う．以下に，本論文に関係する重要なルールを示す．

人数 ゲームは5つのプレイヤで行う．

ランク カードは3が一番弱く，数字が大きくなるほど強くなる．A は K より強く，2 は A より強い．

カードの出し方 カードの出し方には単体役，複数役，階段役の3種類がある．場と同じ種類・枚数の役で，より強いランクの役を出せる．

複数役 同じランクのカードを2枚以上で出す役を複数役と呼ぶ．

階段役 同じスートでランクが連続するカードを3枚以上で出す役を階段役と呼ぶ．

ジョーカー ジョーカーは後述するスペ3切りを除き，最強のカードとして扱われる．複数役と階段役では，任意のカードの代わりと出来る．

パス 自分の手番では，役を出すかパスをすることを選択する．パスをした場合，場が流れるまで自分の手番は来ない．

場の流れ 全てのプレイヤがパスをすると場が流れる．場が流れると，最後に場に役を出したプレイヤが次に任意の役を出す権利を持つ．

革命 4枚以上の複数役か，5枚以上の階段役が出されたとき，革命が起こる．革命が起こると，カードの強さが逆転する．革命は，ゲームが終了するか再び革命が起こるまで続く．

スペ3切り 場にジョーカーが単体役で出されている場合，「♠3」を単体役で出すことが出来る．その後，場は流れる．

8切り 役に8のランクが含まれると8切りが起こり，場が流れる．

上がり 手札が無くなると上がりとなる．上がりの際も任意の手役を出せる．

得点 各ゲームで最初に上がったプレイヤから順に，5，4，3，2，1点を得る．

手札交換 前ゲームの順位によって，次ゲームの手札配布後に，以下のように，手札交換を行う．
- 1位は5位に好きなカードを2枚渡す
- 2位は4位に好きなカードを1枚渡す
- 4位は2位に最も強いカードを渡す
- 5位は1位に強いカードから順に2枚渡す

本研究では，UECda で公開されている標準 C サーバを用いて対戦を行う．各プレイヤの組み合わせについて，ゲーム数は 10000 とした．なお，3ゲーム毎にプレイヤの席順が変更され，100 ゲーム毎に手札交換のない初期状態でゲームが始まる．

2.2 既存プレイヤ

学習に用いる札譜データを取得するために，以下の2プレイヤを用いる．また，評価実験においてもこれらのプレイヤを利用する．これらのプレイヤは UECda ウェブサイトで公開されている [*2]．

paoonR2 2012 年度 UECda の，無差別級部門（モンテカルロ法や学習を用いるプレイヤからなる）で優勝したプレイヤである．

kishimen 2013 年度 UECda の，ライト級部門（ルールベース，もしくはそれと同程度の計算量で手を出すプレイヤからなる）で優勝したプレイヤである．

2.3 モンテカルロ法プレイヤ

本研究で用いるモンテカルロ法プレイヤは，単純なプレイアウトによって提出手役や交換手札を選定する．提出手役の選択を行うアルゴリズムを図1に，プレイアウトのアルゴリズムを図2にそれぞれ示す．

自分の手番では，まず合法手を列挙する．この合法手には，場が新しくなければパスを含む．合法手が1つしかない場合，または，出せばすぐに勝てるような合法手がある場合には，その手を選択する．そうでなければ，一定回数のプレイアウトを行い，このプレイアウトで得られた得点の平均が最も高い手を提出手役とする．各プレイアウトの最初では，合法手の中で UCB1 値 [1] が最大となるものを提出手役とする．ここで，手 j の UCB1 値は，その手で得られた得点の平均 $\overline{X_j}$，全ての手で行われたプレイアウト回数の合計 n，手 j に対するプレイアウト回数 n_j，バランスパラメータ c を用いて

$$\overline{X_j} + c\sqrt{\frac{2\log n}{n_j}}$$

で与えられる．バランスパラメータ c は，1ゲームの得点の最大と最小の差から4とした．

各プレイアウトは次の手順で行う．まずプレイアウトの始めに，自分以外のプレイヤに対して第3章で示す方法で場に出ていないカードを分配する．次に，自分の手札がなくなるまで，着手選択と仮想ゲームの進行を繰り返す．ここで，プレイアウトの内部では，パス以外の合法手の中からランダムに着手を選択する．

各ゲームの始めの手札交換においても，モンテカルロ法

[*2] http://uecda.nishino-lab.jp/2014/download.php

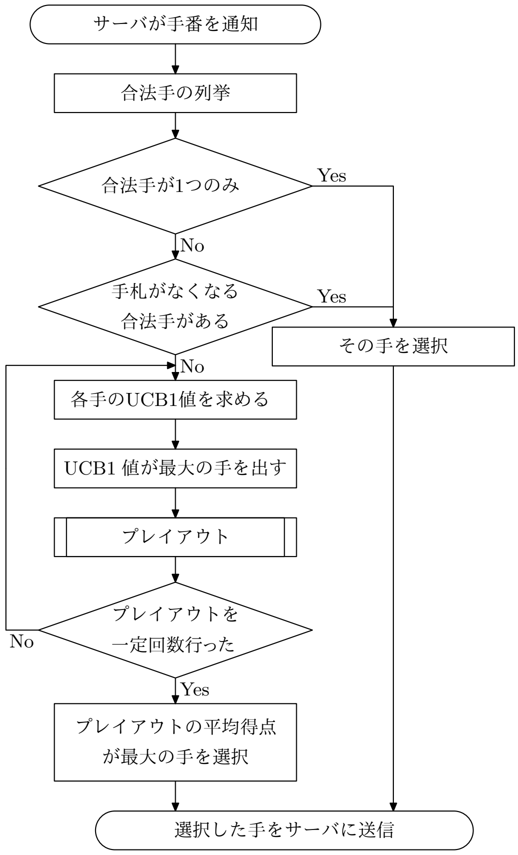

図 1 モンテカルロ法における提出手役の選択を行うアルゴリズム

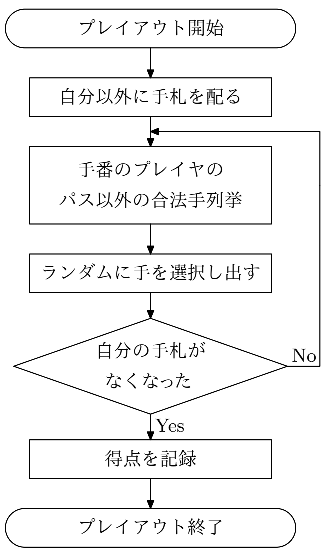

図 2 モンテカルロ法におけるプレイアウトのアルゴリズム

を用いて渡すカードを選択する．それぞれのカードについて，それを交換したと仮定してプレイアウトを行い，得られた平均得点が最も高くなるカードを相手に渡すカードとする．

3. 相手手札の生成手法

本研究では，相手手札の生成手法として，原則として乱数のみを用いた手札生成手法を 3 つ，相手手札の提出手役履歴を用いる手札推定手法を 1 つ用いる．

大貧民のある盤面において以下の情報を知ることができるものとする [*3]．

- 相手プレイヤのカード枚数
- 相手プレイヤの持つカード集合の和集合 [*4]
- 前ゲームにおける順位

以下では説明のため，相手プレイヤに 1，2，3，4 の番号を付け，プレイヤ p のカード枚数を n_p と書く．また，$N = n_1 + n_2 + n_3 + n_4$ とする．相手プレイヤの持つカード集合の和集合を，**候補カード集合**と呼ぶ．

3.1 提出履歴を用いない手札生成

3.1.1 ランダム

最も簡単な相手手札の生成手法は，相手プレイヤの持つカード枚数の条件を満たすように，候補カード集合をランダムに配るというものである．

手法 1（Rand） 候補カード集合をシャッフルし，プレイヤ 1，2，3，4 へそれぞれ n_1，n_2，n_3，n_4 枚ずつ配る．□

このとき，候補カード集合に含まれるカードがプレイヤ p に配られる確率はすべて等しく，n_p/N である．

3.1.2 枚数考慮ランダム

一般に大貧民では弱いカードから場に提出する．したがって，プレイヤの持つカードの枚数が少なくなったとき，より強いカードが多く残っていると考える．そこで，枚数の少ないプレイヤには，強いカードが多く含まれ，弱いカードが少なくなるようにカードを配りたい．

そのような残り枚数を考慮したカードの分配方法を以下に定める．

手法 2（Rand/D） 候補カード集合に含まれるカードについて，強いカードから順に以下の手順で分配する．

> その時点でカード枚数の条件を満たしていないプレイヤが k 人いるとき，それらのプレイヤへカードが配られる確率を $1/k$ とする．

カード枚数の条件を満たしたプレイヤに対しては，それ以上カードを配らない．□

この方法では，最も強いカードがプレイヤへ分配される確率は，プレイヤ間で等しい．一方，弱いカードが分配される確率は，カードの枚数が少ないプレイヤには小さく，カードの枚数が多いプレイヤには大きくなる．

3.1.3 優遇有り枚数考慮ランダム

大貧民の特徴の一つに，手札交換がある．大貧民は配られたカードの良さが勝ちやすさに影響するゲームであるが，

[*3] UECda では，サーバから送られる情報をもとに，ゲーム開始からのプレイをすべて記録してこれらの情報を得ることができる．
[*4] 大貧民ではすべてのカードを用いるので，それまでに場に出されていないカードの集合から自分の持つカードを引くことで求めることができる．

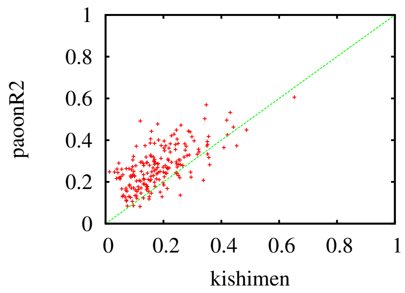

図 3　ランク 3〜7 の平均出現確率の比較

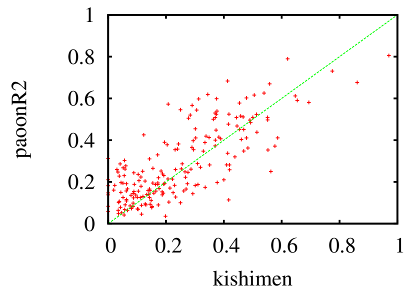

図 4　ランク 8 の出現確率の比較

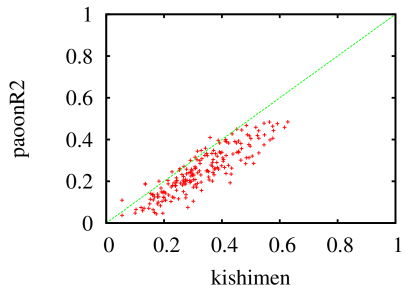

図 5　ランク 9〜Q の平均出現確率の比較

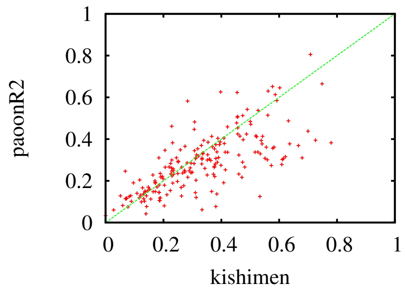

図 6　ランク K〜2 の平均出現確率の比較

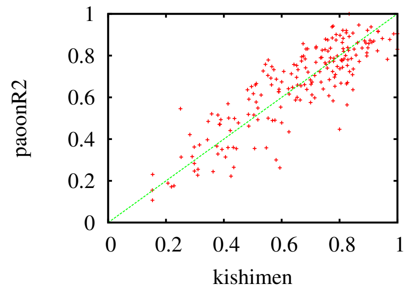

図 7　複数役の出現確率の比較

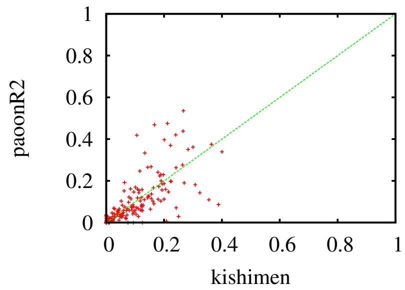

図 8　階段役の出現確率の比較

手札交換によって，前ゲームにおいて上位のプレイヤがより有利になる．そこで，前のゲームの順位を考慮して，上位のプレイヤに対してより強いカードが配られやすくなるようにする．

そのような優遇を行うカードの分配方法を以下に定める．

手法 3（Rand/DR）　まず，候補カード集合に含まれるカードのうち，強いカードから最大 6 枚を以下の手順で分配する．

> 前のゲームにおいて 1 位（大富豪）であったプレイヤには 3 枚，前のゲームにおいて 2 位（富豪）であったプレイヤには 2 枚，前のゲームにおいて 3 位（平民）であったプレイヤには 1 枚を，その 6 枚のカードから等確率で分配する．

これらのプレイヤがすでに勝ち抜けていた場合，または指定の枚数より少ないカードを持つ場合には，配る枚数をその分減らす．その後，残ったカードを Rand/D と同じ方法で分配する．　□

この方法では，強いカードから（最大）6 枚は，前のゲームで下位となったプレイヤには分配されない．下位となったプレイヤに偶然良いカードが複数配られていた場合には，この手法は誤った手札を生成する可能性がある．

3.2　提出履歴を用いた手札推定

事前に集めた札譜データをもとに，そのゲームの中でプレイヤが提出した手役の履歴から残っている手札を推定することを試みる．

3.2.1　収集する学習データとその性質

本研究では，プレイヤの提出手役履歴を以下の観点で分類する（$4 \times 2^6 = 256$ 通り）．ただし，分類の閾値 θ は，残り手札枚数 n_p から $\theta = \lceil (10 - n_p)/4 \rceil$ によって計算される値とする．

- 残り手札枚数 ($n_p = 2, 3, 4, 5$)
- それまでに出した 3〜7 の枚数 (θ 未満／θ 以上)
- それまでに出した 8 の枚数 (0／1 以上)
- それまでに出した 9〜Q の枚数 (θ 未満／θ 以上)
- それまでに出した K〜2 の枚数 (θ 未満／θ 以上)
- それまでに複数役を出したか (真／偽)
- それまでに階段役を出したか (真／偽)

ここで，残り手札枚数が 1 枚のときを集計から除外したのは，連続して役を出すことで勝ちが確定するような場面において残り 1 枚のカードに大きな意味がないと考えたからである．

これらの分類に対し，プレイヤの手札に含まれる以下の 15 項目の出現確率を，札譜データから求める．

- ランクごとのカードの出現（13 項目）[*5]
- 複数役を出せるカード集合の出現（1 項目）
- 階段役を出せるカード集合の出現（1 項目）

既存プレイヤ paoonR2 と kishimen を用いて，学習データを収集した．それぞれ 5 つのプレイヤからなる対戦を 10000 ゲーム行い，その札譜から上記の分類に入るデータを集計した．その結果，paoonR2 については 115967 盤面（10 盤面以上該当した分類数は 210），kishimen については

[*5] 出現確率が少ないため，ジョーカーは含めない．

表 1　既存プレイヤ 4 つに対する対戦実験結果．括弧内は，Rand の得点に対する差分を表す．

	手札生成			手札推定		
	Rand	Rand/D	Rand/DR	HE/kishimen	HE/paoonR2	HE/all
vs kishimen × 4	27969	28731 (+762)	27741 (−228)	27638 (−331)	28430 (+461)	27883 (−86)
vs paoonR2 × 4	22421	22771 (+350)	22414 (−7)	22656 (+235)	22374 (−47)	22572 (+151)
vs MC × 4	29989	30508 (+519)	30240 (+251)	30279 (+290)	29691 (−298)	30589 (+600)

124700 盤面（10 盤面以上該当した分類数は 202）を得た．

これらのデータについて，二つのプレイヤ間で出現確率の相関をプロットしたものを図 3〜8 に示す．それぞれの図のグラフの横軸は kishimen の札譜における出現確率，縦軸は paoonR2 の札譜における出現確率である．これらのグラフにおいて，以下の点が着目に値する．

- 一般にそのカードを持つことが有利となる 8 や K〜2 のカードについて，その平均出現確率は比較的広く分布している．
- 複数役として出せるカードを手札に持つ確率が大きい．加重平均をとると，paoonR2 の札譜では 0.62，kishimen の札譜では 0.58 であった．
- 全体として見るとプレイヤ間で大きな差は認められないが，3〜7 のカードの出現確率は paoonR2 の方が大きく，一方，9〜Q のカードの出現確率は kishimen の方が大きい．

3.2.2　学習データを用いた手札の生成方法

前節で示した学習データを用いることで，相手プレイヤのそのゲームにおける提出手役の履歴から，相手の持つ手札を以下のように推定する．

手法 4（HE）　2〜5 枚の手札を持つプレイヤに対して，手札の少ない順に以下の方法でカードを分配する．

(1) そのゲームの記録から，相手プレイヤの提出手役履歴がどの分類に属するかを判定する．
(2) 乱数を生成し，分類における複数役の出現確率より小さければ候補カード集合から 2 枚役を取り出し，そのプレイヤに分配する．2 枚役を選ぶ際には，ランクの出現確率に比例するようにする．
(3) 残り枚数が 3 枚以上であれば，もう一つ乱数を生成する．それが，分類における階段役の出現確率より小さければ候補カード集合から階段の 3 枚役を取り出し，そのプレイヤに分配する．同様に，階段役もランクの出現確率に比例するよう選ぶ．
(4) 以上の処理でそのプレイヤの手札枚数に満たない場合には，ランクの出現確率に比例するよう候補カード集合からカードを選び，そのプレイヤの手札に加える．

これらの手順を行った後，残りの手札枚数 1 枚，または，6 枚以上のプレイヤに対して，Rand/D と同じ方法で候補カード集合からカードを配る．□

以降，paoonR2 の札譜，kishimen の札譜，およびそれらを合算した札譜から学習したデータを用いる手札推定手法をそれぞれ HE/paoonR2，HE/kishimen，HE/all と表記する．

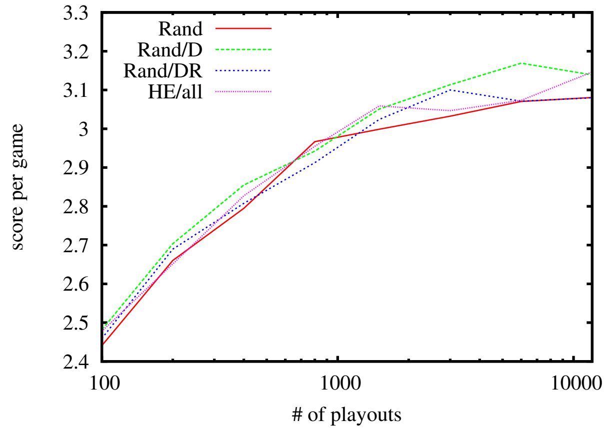

図 9　モンテカルロ法プレイヤとの対戦結果

4.　評価実験

本章では，第 3 章の相手手札生成手法を用いることで，モンテカルロ法プレイヤの強さがどの程度変化するかを評価する．

まず，単純なランダム生成（Rand）を用いたモンテカルロ法プレイヤ 4 つに対して，相手手札生成手法とプレイアウト回数を変えたプレイヤ 1 つを対戦させた．比較対象である前者のプレイアウト回数は 1500 で固定とした．これに対して，後者は相手手札生成手法として Rand，Rand/D，Rand/DR，HE/all の 4 つを用い，さらにプレイアウト回数を 100〜12000 回まで変化させた．10000 ゲームを行ったときの対象プレイヤの 1 ゲームあたりの得点を，図 9 に示す．

この結果より，少しではあるが，単純な Rand よりも Rand/D や HE/all を用いたモンテカルロ法プレイヤの法がより多くの得点を得ている．また，Rand/D もしくは HE/all を用いた場合には，1100 回程度のプレイアウトによって 1500 回のプレイアウトを行う Rand と同程度の得点を得ている．

次に，相手手札推定に用いる学習データと対戦相手との関係について調べるため，既存プレイヤ paoonR2 または kishimen 4 つに対して対戦を行った．モンテカルロ法プレイヤのプレイアウト回数はいずれも 1500 とした．その結果を表 1 に示す．

この実験の結果では，Rand/D による手札生成がより高

い得点を得ている．一方，手札推定では，kishimen による札譜データにより推定したものが kishimen に対してより低い得点となり，また，paoonR2 による札譜データにより推定したものが paoonR2 に対してより低い得点となっている．後者の結果は，著者らの予想に反するものであった．このような結果となった理由として，相手手札の推定の一致率が十分に高くなかったのではないかと考える．

5. 関連研究

大貧民は（多人数）不完全情報ゲームの一つである．不完全情報ゲームでは，情報の不完全性への対処や相手のモデル化など，完全情報ゲームにない難しさがある [5].

大貧民においては，相手手札の推定および相手モデル化の両面で研究が行われている．相手手札推定に関して，そのアイデアは須藤らによる snowl [6] において示された．その後，西野らにより，手札推定の方法の改良や，大貧民における手札推定の効果について議論されている [10], [11]. また，地曳ら [7] は，相手手札について知りうる情報が変化したときに，モンテカルロ法やモンテカルロ木探索のプレイアウトがどのように変化するかを実験により示した．

相手モデル化によりモンテカルロ法のプレイアウト中のプレイスタイルを実際のそれに近づけるという研究についても多くの研究がある．例えば，伊藤ら [3] はナイーブベイズを，地曳ら [8] は 3 層ニューラルネットワークを，岡ら [4] は 3 層ニューラルネットワークと平均化パーセプトロンをそれぞれ用いて，相手プレイヤのモデル化を行い，その効果について議論している．

ただし，西野らが指摘している通り，相手手札推定や相手モデル化による推定においては，その推定器の計算コストが問題となりうる [11]．本研究で提案した相手手札生成や相手手札推定は比較的低コストであるが，今後情報量を増やす際には，計算コスト増大によるデメリットについても気を配る必要がある．

他の不完全情報ゲームにおける相手手札推定に関する研究として，我妻ら [14] による麻雀に対する捨牌の危険度推定がある．

6. まとめ

本研究では，大貧民のゲームの性質に着目して相手手札を仮想的に生成する手法と，相手プレイヤの提出手役履歴を用いて相手手札を推定する手法とを提案し，その評価実験を行った．後者の手札推定では既存プレイヤの札譜データをもとに，手札に含まれるランクごとのカードや複数役・階段役が含まれる確率を制御する方法をとった．

実験の結果，手札生成および手札推定の手法により，プレイアウト回数を約 3/4 に削減しても強さを維持できた．一方で，推定に用いた札譜のプレイヤとの対戦において，手札推定を行うことで弱くなってしまうという問題も見られた．本論文で提案した手法で推定した手札と実際の手札との一致率が低いことがその原因だと考える．

今後の課題は，学習に用いる札譜データの分類や特徴量を再検討し，さらに確率に基づく手札推定を改良することにより，実際の手札との一致率を向上させることである．また，手札推定によって与えた相手手札の特徴や性質を，モンテカルロ法のプレイアウトに連動させることも必要であると考えている．

謝辞 本研究の実験は，高知工科大学高度計算研究プロジェクト（IACP）の PC クラスタを用いて実施した．

参考文献

[1] P. Auer, N. Cesa-Bianchi and P. Fischer. Finite-time Analysis of the Multi-armed Bandit Problem. *Machine Learning*, Vol. 47, pp. 235–256 (2002).
[2] L. Kocsis and C. Szepesvári. Bandit Based Monte-Carlo Planning, *17th European Conference on Machine Learning (ECML 2006)*, Lecture Notes in Computer Science 4212, pp. 282–293 (2006).
[3] 伊藤 祥平, 但馬 康宏, 菊井 玄一郎. コンピュータ大貧民における高速な相手モデル作成と精度向上. 数理モデル化と問題解決研究会報告, Vol. 2013-MPS-96, No. 4 (2013).
[4] 岡 和人, 松崎 公紀. 札譜データの学習を用いた大貧民モンテカルロプレイヤの強化. 第 *56* 回プログラミング・シンポジウム予稿集, pp. 13–24 (2015).
[5] 作田 誠. 不完全情報ゲームの研究. オペレーションズ・リサーチ：経営の科学, Vol. 52, No. 1, pp. 27–34 (2007).
[6] 須藤 郁弥, 成澤 和志, 篠原 歩. UEC コンピュータ大貧民大会向けクライアント「snowl」の開発. 第 2 回 UEC コンピュータ大貧民シンポジウム (2011).
[7] 地曳 隆将, 松崎 公紀. 大貧民において不完全情報性がモンテカルロ法によるプレイヤに与える影響の調査. 情報処理学会研究報告. *GI, [*ゲーム情報学*]*, Vol. 2012-GI-28, No. 6 (2012).
[8] 地曳 隆将, 松崎 公紀, 大貧民における棋譜データからの提出手役評価関数の学習. 情報処理学会研究報告, Vol. 2014-GI-31, No. 15 (2014).
[9] 電気通信大学. UEC コンピュータ大貧民大会, `http://uecda.nishino-lab.jp/2014/` (2014).
[10] 西野 順二, 西野 哲朗. 大貧民における相手手札推定. 研究報告数理モデル化と問題解決 *(MPS)*, Vol. 2011-MPS-85, No. 9 (2011).
[11] 西野 順二, 西野 哲朗. 多人数不完全情報ゲームのモンテカルロ木探索における推定の効果. 研究報告数理モデル化と問題解決 *(MPS)*, Vol. 2011-MPS-86, No. 31 (2011).
[12] 松原 仁 (編), 美添 一樹, 山下 宏 (著). コンピュータ囲碁—モンテカルロ法の理論と実践. 共立出版 (2012).
[13] 吉原大夢, 大久保誠也. コンピュータ大貧民における手札推定の有効性について. 情報処理学会研究報告, Vol. 2013-GI-30, No. 4 (2013).
[14] 我妻 敦, 原田 将旗, 森田 一, 古宮 嘉那子, 小谷 善行. SVR を用いた麻雀における捨て牌の危険度の推定. 情報処理学会研究報告, Vol. 2014-GI-31, No. 12 (2014).