

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の再評価と考察

中山 友里歌^{1,a)} 植田 桂広^{2,b)} 鴨川 翔太¹ 松崎 公紀^{1,c)}

概要: 不完全情報ゲームにおいて、見えない情報を推定することは重要だと考えられている。不完全情報ゲームのひとつである大貧民における手札推定の研究は、吉原、大久保「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」(2013, 情報処理学会研究報告)に遡る。その論文では「手札推定が強さに与える影響は±1%程度である」と、手札推定はあまり有効でないと考察されている。(大久保の Web ページに置かれたその発表スライドでは、その実験結果が疑わしいこと、推定確率と得点に線形な関係が見られることが示されている。)本研究は、上記論文をより細粒度に追試するものである。具体的には、改造サーバから得た相手手札をもとに正しく推定するカードの選択方法として4つの方法を定義し、対戦実験により手札推定の効果を評価した。その結果、プレイヤー間で均等にカードを推定するよりも、全体の中で特徴的なカードの持ち主を推定することが有効であること、強いカードよりも弱いカードを推定することが有効なことなどの知見を得た。

1. はじめに

ゲーム情報学において、囲碁や将棋を始めとした二人零和完全情報ゲームの研究が盛んに行われてきた。一方近年では麻雀や大貧民などの不完全情報ゲームにも注目が集まっている [9]。不完全情報ゲームでは、ゲーム局面に関する情報を全て知ることはできない。たとえば、大貧民などのカードゲームでは、相手手札を見ることはできない。人間プレイヤーはそれら相手手札を推定しながらゲームを行うことが多く、見えない情報を推定することは、より合理的な着手をするために有益であると考えられる。

大貧民のコンピュータプレイヤーの強さを競う UEC コンピュータ大貧民大会 (UECda) が、2006 年より毎年電気通信大学で開催されている [1]。大会において優秀な成績を収めた大貧民 AI の多くはモンテカルロ法を用いている。モンテカルロ法の実装にあたって、プレイアウトを行う前に未知の相手手札を何らかの方法で決定する必要がある。実際の相手手札に近いカードを割り当てることができれば、プレイアウトの結果がより良くなることが期待される。

2010 年の UECda における優勝クライアント snowl [6] では、相手手札推定の機能が実装されている。吉原と大久保 [3] は、snowl の相手手札推定の効果を実験的に評価した。具体的には、改造サーバから相手手札の情報を入手し、(1) 0%, (2) 弱いほうから 50%, (3) 強いほうから 50%, (4) 100% のカードを正しく推定するよう改変した snowl を用いて対戦実験を行った。その結果より、「手札推定が強さに与える影響は±1%程度である」と、手札推定はあまり有効でないと考察した。しかし、大久保の Web ページに置かれた発表スライド [4] において、原稿の結果に疑わしい部分があることが述べられており、発表時における実験結果では「確率と得点に線形な関係」があると考察されている。この考察は5つの条件で行われた実験結果から導かれており、その妥当性に疑念が残る。

そこで本研究では、既存論文 [3] をより細粒度に追試する。正しく推定する相手手札の選択方法に関する既存論文の説明には曖昧性があるため、本研究において4つの方法をより厳密に定義し評価を行う。実験の結果得られた知見のうち重要なものを以下に示す。

- プレイヤー間で均等に (手札枚数に比例配分するように) カードを推定するよりも、未知のカード全体の中で特徴的なカードの持ち主を推定するほうが有効である。
- 未知のカード全体の中で特徴的なカードの持ち主を推定する方法では、正しく推定するカードの割合とプレイヤーの得点の間におよそ線形な関係がある。

¹ 高知工科大学情報学群
School of Information, Kochi University of Technology
² 高知工科大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kochi University of Technology
a) 230351g@ugs.kochi-tech.ac.jp
b) 255098k@gs.kochi-tech.ac.jp
c) matsuzaki.kiminori@kochi-tech.ac.jp

- 一般に、強いカードよりも弱いカードを推定することが有効である。

本論文の構成は以下のとおりである。第2節では、本研究で用いる大貧民のルール（UECdaルール）とベースラインとして用いるクライアント snowl のアルゴリズムについて説明する。第3節では、評価実験とその結果を示す。評価実験は、ランダムな手札推定におけるカード順序の影響の評価、および、相手手札の推定アルゴリズム4つと推定割合に対するプレイヤーの強さの評価からなる。第4節では、本研究で得られた手札推定に関する知見と、これまでに行われた他の研究結果との関連について議論する。最後に、第5節で本論文をまとめる。

2. コンピュータ大貧民とベースラインプレイヤー snowl

2.1 コンピュータ大貧民のルール

大貧民はトランプを用いたカードゲームの一つであり、プレイヤーは手札をルールに則って順に消費し、手札がなくなった順位を競う。大貧民には様々なローカルルールがあることが知られている。本研究では、UEC コンピュータ大貧民大会（UECda）[1] で用いられている UEC 標準ルールを用いる。UEC 標準ルールのうち重要なルールを以下に示す。

ゲームの流れ ゲームは5プレイヤーで行われる。スペード、ハート、ダイヤ、クラブのそれぞれ A~K とジョーカーの計 53 枚のカードを用いる。

階級 全ての手札を出し終えた順番に順位が決まり、それに応じて次ゲームでのプレイヤーの階級が決まる。階級は上位から順に大富豪、富豪、平民、貧民、大貧民であり、順に 5 点、4 点、3 点、2 点、1 点の得点を得る。

手札配布 各ゲームの最初に、各プレイヤーに 10 枚もしくは 11 枚のカードが配られる。

手札交換 手札配布後、直前のゲームで決まった階級に応じて手札の交換を行う。大富豪は大貧民から 2 枚、富豪は貧民から 1 枚、手札の中で最強のカードをもらう。その後、大富豪は大貧民へ 2 枚、富豪は貧民へ 1 枚任意に選択したカードを渡す。

カード役 カード 1 枚のみを使用する役を単体役、同ランクのカードを複数使用する役を複数役、同マークで連続したランクのカードを 3 枚以上使用する役が階段役である。

カードの提出 ゲームはダイヤの 3 を持っているプレイヤーから開始する。順番が回ってきたプレイヤーはカードを出すか、パスするかを選択する。場にカードがない場合は、好きな役のカードを出すことができる。場にカードがある場合は、場のカードと同じ役、同じ枚数で、より強いカードを出す。

8 切り 8 を含んだ役を出した場合、場が流れる（場にカー

ドのない状態となる）。

スペードの 3 ジョーカーの単体役が提出されている場合、スペードの 3 を出すことができる。その場合は場が流れる。

ジョーカー 単体役もしくは複数役において全てのカードの代用にすることができる。単体役として出した場合は、2 より強い単体役となる。

革命 4 枚以上の複数役もしくは 5 枚以上の階段役が出された場合、ジョーカー以外のカードの強さが逆転する。革命中に革命が起きた場合はカードの強さが元に戻る。

しばり 場と同じマークが出された場合、場が流れるまで同じマークのカードしか出すことができない。

席順変更 各ゲームの開始時に、プレイヤーが着席する順序がランダムに決定される*1。

2.2 snowl

snowl は須藤郁弥らによって開発されたプログラムで、2010 年の UECda における優勝クライアントである [3]。snowl の着手選択は、以下の手順で行われる。(1) まず必勝手の探索を行い、必勝手が存在するならば優先的に選択する。(2) 必勝手が存在しない場合、モンテカルロ法により着手決定を行う。モンテカルロ法の各シミュレーションでは、相手手札推定により相手手札を決定し、その後プレイアウトを行う。

相手手札推定を実現するため、ある局面に関して、残りカードの集合のうち特定のプレイヤーの手に対して含まれるカードの確率を含む重みテーブルを算出する。その重みテーブルの確率に従って、手札の分配を行う。snowl では、この手札分配は一定のカード順序で行われる。重みテーブルは、それぞれのプレイヤーとカードごとに対応するものを用意し、以下で説明する計算によって得られた確率を記録する。ゲーム開始時には重みテーブルのすべてのカードに対し均等な値を割り当てられているが、ゲーム中における各プレイヤーの行動及び場の状況に応じて重みが更新されていく。重みテーブルの値の算出には、予め 50000 試合程度のデータから得られたデータから、各カードについてそれぞれの状況に対して BRADLEY-TERRY モデルを用いて計算したカードの強さを示すパラメータを利用する。その際、場のカードの強さに対して提出されたカードの強さ、および、残り手札枚数により場合分けが行われる。

モンテカルロ法におけるプレイアウト対象の手は、全合法手に対して UCBI-TUNED により決定される。プレイアウトでは、全プレイヤーが Policy Gradient Simulation Balancing により得られた評価関数をもとに着手する。

*1 発表資料 [4] によると、先行研究では席順変更を用いていない。したがって、先行研究の結果は、固定された席順の影響を受けている可能性がある。

3. 評価実験

snowl では手札推定を行う際に一定の順序で未知のカードを分配している。まず、このカード分配の順序がプレイヤーの強さに影響を与えるかどうかを検証する。

次に、他のプレイヤーの全ての手札情報を改造版サーバから得るようにした改造版 snowl を用いて、相手手札の一部を正しく推定できるようにしたプレイヤーの強さを評価する。本研究では、正しく推定するカードを決定する方法として $2 \times 2 = 4$ 通りの方法を試した。

- 未知のカード全体のうち強い（または弱い）カードを選択する*2。
- 正しく推定するカード枚数を残り手札枚数で比例配分し、各プレイヤーの手札のうち強い（または弱い）カードを選択する。

3.1 手札推定の推定順序の影響

snowl における手札推定は、プレイヤーごとに各カードの保持確率を計算した上で、一定のカード順*3で1枚ずつ未知のカードを分配するよう実装されている。あるプレイヤーの持つカード枚数までカードが分配された後は、そのプレイヤーには分配されない。

カードの保持確率はプレイヤーごとに正規化されているものの、1枚ずつカードを分配することから、カード順が分配されるカードの分布に影響を及ぼすことが考えられる。（たとえば、あるプレイヤーの手札枚数が非常に少ないとき、そのプレイヤーはカード順の早いカードをより高い確率で持つことがありえそうである。）そこで、手札推定において分配の際のカード順がプレイヤーの強さに影響するかを実験により調べる。

ここでは、カードを分配する順序として以下のものを考える。ただし、いずれの場合も JOKER と S2 は例外的に最初に分配する（これらは手札交換で移動するので、前ゲームで貧民または大貧民であったプレイヤーは JOKER を持つことはなく、前ゲームで大貧民であったプレイヤーは S2 を持つことはない）。

Suit-A スートの順（スペード、ハート、ダイヤ、クラブ）。各スート内ではランクの昇順。（snowl におけるカード順と同じ）

Suit-D スートの順（スペード、ハート、ダイヤ、クラブ）。各スート内ではランクの降順。

Rank-A ランクの昇順。各ランク内では、スートの順（ス

表 1 手札推定の推定順序の影響に関する実験結果

Table 1 Experiment results for effects of card orders in hand estimation

(a) 1000 ゲームの得点の平均と標準偏差 (SD) および正解率の平均

| 評価プレイヤー | 得点 | | 正解率の平均 |
|---------|---------------|--|---------|
| | 平均±SD | | |
| Suit-A | 3006.0 ± 77.3 | | 35.50 % |
| Suit-D | 3002.5 ± 90.5 | | 35.73 % |
| Rank-A | 2989.5 ± 92.2 | | 34.92 % |
| Rank-D | 2990.6 ± 90.3 | | 36.12 % |
| Random | 3024.3 ± 87.6 | | 35.62 % |

(b) 各階級を得た割合

| 評価プレイヤー | 大貧民 | 貧民 | 平民 | 富豪 | 大富豪 |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Suit-A | 19.80 % | 19.90 % | 20.19 % | 20.13 % | 19.98 % |
| Suit-D | 20.02 % | 19.92 % | 19.89 % | 20.14 % | 20.03 % |
| Rank-A | 20.20 % | 20.18 % | 19.95 % | 19.79 % | 19.88 % |
| Rank-D | 20.02 % | 20.44 % | 19.78 % | 19.98 % | 19.78 % |
| Random | 19.25 % | 19.86 % | 20.30 % | 20.36 % | 20.22 % |

ペード、ハート、ダイヤ、クラブ)。

Rank-D ランクの降順。各ランク内では、スートの順（スペード、ハート、ダイヤ、クラブ）。

Random 毎回、カード順を乱数でシャッフルする。

カードを分配する順序のみを変えた snowl プレイヤーを評価プレイヤーとし、評価プレイヤー1つ、snowl 3つ、snowl から手札推定機能を除いた snowLrand 1つの組合せで、1000ゲームからなる対戦を100回ずつ行った。（先行研究 [3] と同様であるが、本研究では席順変更があることと、実験回数を10から100に増やした点が異なる。）表 1 (a) に、それぞれの対戦における評価対象プレイヤーの得点の平均値と標準偏差、正解率の平均を示す。ここで正解率は、プレイアウトを行った全局面に対する、（手札交換などから既知のカードを含む）相手手札の全ての枚数の総和に対する、推定結果のうちランクとスートの両方が正しいカードの枚数の総和の比とした。また、表 1 (b) に、それぞれの対戦において、評価プレイヤーが得た階級の割合を示す。

実験の結果より以下のことが分かる。

100セットの得点の平均から、Random によるプレイヤーが最も強く、Suit-A と Suit-D が続き、Rank-A と Rank-D が最も弱いという結果が見てとれる。Random と Suit-A の得点差は 18.3 点とそれほど大きくはない。t 検定の結果 $p = 0.060$ となり、有意水準 0.05 の下で有意差は認められなかった。一方、Random と Rank-A、または、Random と Rank-D の間では、それぞれ $p = 0.003$ または $p = 0.004$ となり有意差がある。正解率の平均については Rank-D が最も高くなっていることから、単純に正解率が高ければプレイヤーが強いとは言えず、どのようなカードを正解しているかが重要であることが示唆される。

評価プレイヤーが得た階級の割合については、顕著な傾向は見られなかった。ただし、Random において大貧民の割

*2 論文 [3] では、正しく推定するカードの決定方法がこのいずれであるかが明確には示されていない。発表スライド [4] 内の記述から、先行研究ではカード全体から決定する方法をとっていると解釈される。

*3 貧民と大貧民に配らない JOKER が最初に、大貧民に配らない S2 が次に分配される。残りのカードは、スート S, H, D, C の順に、それぞれ弱いカードから分配される。

合が小さいこと (-0.75%) と, Rand-D の貧民の割合が大きいこと (+0.44%) から評価プレイヤーの挙動について解析できる手掛かりが得られる可能性はある。

3.2 他プレイヤーの手札の一部を正しく分配できた場合のプレイヤーの強さ

先行研究の追試として, 他プレイヤーの手札の一部を正しく推定できた場合のプレイヤーの強さを評価する。以降の実験では, クライアント 0 に対して追加で全プレイヤーのカード情報を送るようにした改造版サーバと, 手札推定部分を書き換えた改造版 snowl を利用する。改造版 snowl の手札推定においては, サーバから送られた全プレイヤーのカード情報をもとに, 相手プレイヤーの手札の一部が正しく推定されるようにする。

先行研究と同様に, 正しく推定するカードの枚数を, 未知の相手手札の枚数に固定割合 (以下, 基本正解率 p と呼ぶ) を掛けて決定する。ここで, 正しく推定するカードを特定する方法として, 以下の 4 通りの方法を考える。

All-W 相手手札全体のうち, 弱いカードを正しく推定する。

All-S 相手手札全体のうち, 強いカードを正しく推定する。

Each-W 手札の枚数で比例配分した枚数分だけ, 各プレイヤーの手札のうち弱いカードを正しく推定する。

Each-S 手札の枚数で比例配分した枚数分だけ, 各プレイヤーの手札のうち強いカードを正しく推定する。

All-W の手札推定アルゴリズムは以下のとおりである。基本正解率を p とする。

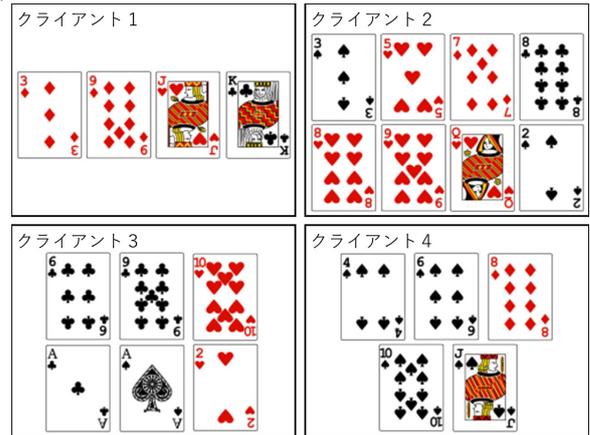
- (1) 手札交換で渡したカードとダイヤ 3 は, 所持しているプレイヤーが確実に分かる。そこで, それらのカードがまだ出されていないならば, 手札交換の相手または最初にプレイしたプレイヤーの手札とする。
- (2) すでに出されたカード, 自分の手札, (1) のカードを除くカードを未決定カードとし, 未決定カードの枚数を m とする。
- (3) 未決定カードのうち, 弱いカードから順に $d = \lfloor mp \rfloor$ 枚のカードを, サーバから得た他プレイヤーの手札情報をもとに正しく分配する。
- (4) 残るカードを, snowl の手札推定と同様に重み付き確率で 1 枚ずつ分配する。ただし, この分配においてカード順はランダムとする (Random)。

All-W による手札推定の具体例を図 1 に示す。All-S の手札推定アルゴリズムは, (3) において弱いカードではなく強いカードから選択する以外は, All-W の手札推定アルゴリズムと同じである。

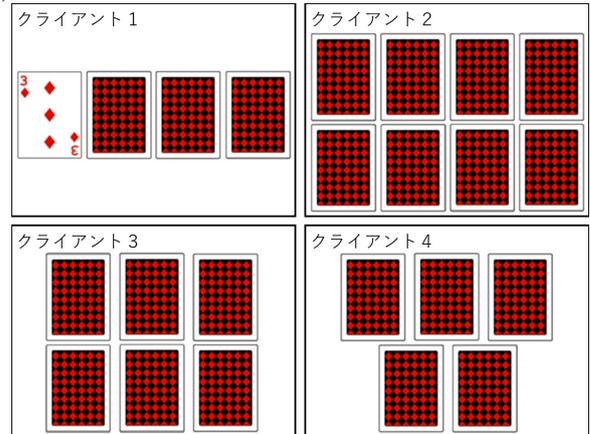
Each-S の手札推定アルゴリズムは以下のとおりである。基本正解率を p とする。

- (1) 手札交換で渡したカードとダイヤ 3 は, 所持しているプレイヤーが確実に分かる。そこで, それらのカードが

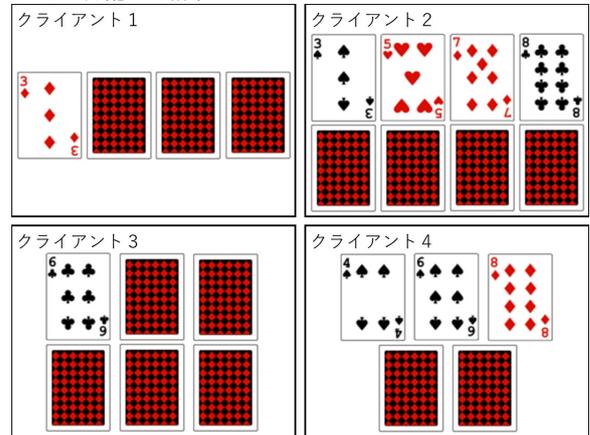
(a) サーバから得た真の相手手札



(b) 確実に分かるカードを分配した結果



(c) 基本正解率 $p = 40\%$ において, 全体から弱いカード 8 枚のカードを正しく分配した結果



(d) 残りのカードは, (重み付き) ランダムに分配する。(結果は省略)

図 1 All-W による手札推定の例

Fig. 1 Example of hand estimation by All-W

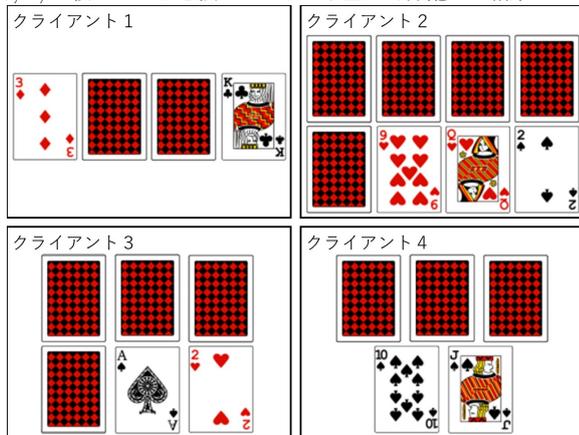
まだ出されていないならば, 手札交換の相手または最初にプレイしたプレイヤーの手札とする。

- (2) すでに出されたカード, 自分の手札, (1) のカードを除くカードを未決定カードとし, 未決定カードの枚数を m とする。

- (3) 比例配分法 (クォータ式) により, 未決定の相手手札の枚数におよそ比例するように分配するカード枚数 d_1, d_2, d_3, d_4 を決定する (ただし, $d_1 + d_2 + d_3 + d_4 =$

(a) サーバから得た真の相手手札と (b) 確実に分かるカードを分配した結果は図 1 と同じ。

(c) 基本正解率 $p = 40\%$ において, クライアント 1~4 にそれぞれ 1, 3, 2, 2 枚のカードを強いカードから正しく分配した結果



(d) 残りのカードは, (重み付き) ランダムに分配する. (結果は省略)

図 2 Each-S による手札推定の例

Fig. 2 Example of hand estimation by Each-S

[mp]).

- (4) 各プレイヤー i について, サーバから得た手札情報をもとに, そのプレイヤーが持つ強いカードから順に m_i 枚のカードを正しく分配する.
- (5) 残るカードを, snowl の手札推定と同様に重み付き確率で 1 枚ずつ分配する. ただし, この分配においてカード順はランダムとする (Random).

Each-S による手札推定の具体例を図 2 に示す. Each-W の手札推定アルゴリズムは, (4) において強いカードではなく弱いカードから選択する以外は, Each-S の手札推定アルゴリズムと同じである.

All-W の手順 (3) および Each-S の手順 (4) において配られるカードは確実に正しい. さらに, snowl の手札推定の正解率がおよそ 35% であることから, All-W の手順 (4) および Each-S の手順 (5) で配られるカードのうちおよそ 35% のカードも正しい. したがって, 基本正解率が p であるとき, 最終的な正解率はおよそ $p + (1-p) \times 0.35 = 0.35 + 0.65p$ となる. このことは実験結果 (表 2) からも確認できる.

4 つの方法で手札推定を行う評価プレイヤーについて, 評価プレイヤー 1 つ, snowl プレイヤ 3 つ, snowl から手札推定機能を除いた snowlrand プレイヤ 1 つの組合せで 1000 ゲームからなる対戦を 100 回ずつ行った. 基本正解率は 0% から 100% まで 5% 刻みで設定した. それぞれの場合について, 得点の平均と標準偏差, 正解率の平均を表 2 にまとめる. また, 評価プレイヤーが大貧民, 平民, 大富豪の各階級を得た割合を表 3 に示す. 基本正解率を横軸として得点の平均をプロットしたものを図 3 に, 最終的な正解率を横軸として得点の平均をプロットしたものを図 4 に示す.

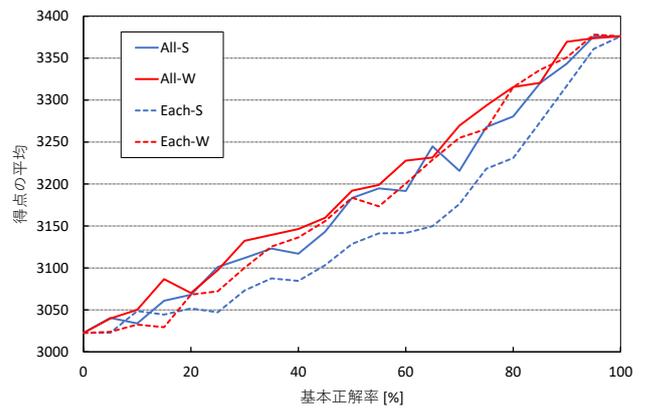


図 3 基本正解率に対する評価プレイヤーの得点の平均

Fig. 3 Average of scores over 1000 games with respect to base accuracy ratio

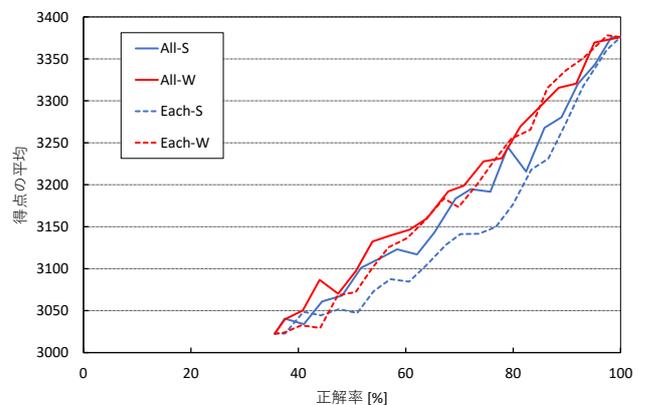


図 4 正解率に対する評価プレイヤーの得点の平均

Fig. 4 Average of scores over 1000 games with respect to accuracy ratio

実験の結果より, 以下のことが分かる.

ほぼすべての基本正解率において, 得点の平均が最も高いのは All-W であった. All-S と Each-W の得点の平均は, All-W より少し小さいが, 有意差は認められない. それに対して, Each-S は, 基本正解率 $25\% \leq p \leq 90\%$ において, 残り 3 つに比べて有意水準 5% の下で有意に小さい. これらのことから, 以下のことが言える.

- プレイヤ間で均等に (手札枚数に比例配分するように) カードを推定するよりも, 未知のカード全体の中で特徴的なカードの持ち主を推定するほうが有効である.
- 強いカードよりも弱いカードを推定することが有効である.

またグラフの形から, All-W では, 基本正解率 (または正解率) と得点との間におよそ線形の関係が成り立つことが見てとれる. All-W に関するこれらの結果は, 先行研究の発表スライド [4] の結果とおよそ一致している.

一方, 正解率について見ると, 4 つの評価プレイヤー間でほとんど差は見られない. したがって, 上記の得点の差は正解率によるものではなく, 正しく推定するカードの種類

表 2 4つの方法で手札推定を行う評価プレイヤーの1000ゲームの得点の平均と標準偏差 (SD) および正解率の平均

Table 2 Average and standard deviation of scores over 1000 games and the average of accuracy of hand estimation for four players

| プレイヤー | All-W | | All-S | | Each-W | | Each-S | |
|-------|-------------|------------|-------------|------------|-------------|------------|--------------|------------|
| | 得点 平均±SD | 正解率 の平均 | 得点 平均±SD | 正解率 の平均 | 得点 平均±SD | 正解率 の平均 | 得点 平均±SD | 正解率 の平均 |
| 0 | 3022.6±85.6 | 35.61% | | | | | | |
| 5 | 3039.7±88.2 | 37.50% | 3040.6±87.7 | 37.47% | 3023.8±89.8 | 37.36% | 3022.8±100.4 | 37.55% |
| 10 | 3050.2±85.5 | 40.82% | 3033.9±81.5 | 41.04% | 3032.5±95.2 | 40.53% | 3048.7±90.6 | 40.95% |
| 15 | 3086.7±80.9 | 43.97% | 3060.9±89.1 | 44.43% | 3029.4±86.5 | 44.06% | 3044.4±79.6 | 44.19% |
| 20 | 3070.1±87.4 | 47.41% | 3068.0±87.4 | 48.16% | 3068.2±87.1 | 47.33% | 3051.8±86.4 | 47.61% |
| 25 | 3097.3±84.3 | 50.73% | 3101.1±91.1 | 51.69% | 3072.2±87.8 | 50.68% | 3047.2±89.2 | 50.96% |
| 30 | 3132.4±67.9 | 53.80% | 3111.8±79.1 | 55.03% | 3100.3±75.1 | 53.70% | 3073.2±81.1 | 54.01% |
| 35 | 3139.4±79.8 | 57.06% | 3123.1±94.9 | 58.39% | 3125.5±82.3 | 56.80% | 3087.5±86.3 | 57.16% |
| 40 | 3146.4±78.2 | 60.67% | 3117.0±90.9 | 62.10% | 3136.4±96.9 | 60.23% | 3084.5±89.7 | 60.63% |
| 45 | 3159.8±80.1 | 63.93% | 3143.3±89.1 | 65.34% | 3155.7±92.9 | 63.31% | 3103.4±86.2 | 63.71% |
| 50 | 3192.1±83.0 | 67.91% | 3183.4±96.5 | 69.27% | 3183.7±80.5 | 67.14% | 3128.6±92.8 | 67.51% |
| 55 | 3198.9±87.3 | 70.83% | 3194.9±77.7 | 72.11% | 3173.5±85.4 | 69.84% | 3141.3±81.6 | 70.18% |
| 60 | 3227.9±92.2 | 74.49% | 3191.7±98.2 | 75.75% | 3200.6±81.3 | 73.31% | 3141.7±90.6 | 73.63% |
| 65 | 3231.5±85.5 | 77.87% | 3244.9±93.4 | 79.00% | 3229.0±83.4 | 76.49% | 3149.7±90.2 | 76.78% |
| 70 | 3269.7±84.3 | 81.36% | 3215.7±83.8 | 82.41% | 3255.0±89.3 | 79.66% | 3176.1±84.9 | 79.92% |
| 75 | 3293.5±80.2 | 85.08% | 3267.9±94.2 | 85.84% | 3265.6±87.6 | 83.21% | 3218.2±89.2 | 83.39% |
| 80 | 3315.5±88.1 | 88.48% | 3280.5±80.8 | 89.01% | 3315.4±83.8 | 86.39% | 3231.0±79.8 | 86.53% |
| 85 | 3320.6±86.7 | 91.76% | 3320.4±94.5 | 92.07% | 3336.1±91.7 | 89.77% | 3273.8±87.1 | 89.83% |
| 90 | 3369.5±78.5 | 95.14% | 3343.5±86.5 | 95.23% | 3350.9±93.1 | 93.04% | 3317.1±94.5 | 93.01% |
| 95 | 3373.8±92.5 | 98.34% | 3375.8±74.2 | 98.28% | 3378.1±87.3 | 97.57% | 3361.0±76.0 | 97.47% |
| 100 | 3376.0±66.1 | 100.00% | | | | | | |

表 3 4つの方法で手札推定を行う評価プレイヤーが得た階級の割合の平均

Table 3 Average ratios of ranks over 1000 games for four players

| プレイヤー | All-W | | | All-S | | | Each-W | | | Each-S | | |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 大貧民 | 平民 | 大富豪 |
| 0 | 19.53% | 19.85% | 20.48% | | | | | | | | | |
| 5 | 19.27% | 19.84% | 20.91% | 18.94% | 20.05% | 20.54% | 19.34% | 20.18% | 20.42% | 19.41% | 20.10% | 20.32% |
| 10 | 18.89% | 20.14% | 20.88% | 19.47% | 19.90% | 20.69% | 19.40% | 20.22% | 20.56% | 18.96% | 19.99% | 20.93% |
| 15 | 17.99% | 20.27% | 21.59% | 18.83% | 19.62% | 21.45% | 19.39% | 20.16% | 20.46% | 19.09% | 20.11% | 20.89% |
| 20 | 18.24% | 20.29% | 21.03% | 18.76% | 19.98% | 21.59% | 18.54% | 20.12% | 21.29% | 19.12% | 19.78% | 21.04% |
| 25 | 18.01% | 20.09% | 21.77% | 18.20% | 19.83% | 22.21% | 18.66% | 20.01% | 21.48% | 18.84% | 20.23% | 20.65% |
| 30 | 17.31% | 20.25% | 22.39% | 17.84% | 20.01% | 22.45% | 18.12% | 19.94% | 21.99% | 18.41% | 20.04% | 21.12% |
| 35 | 17.04% | 20.10% | 22.61% | 17.53% | 19.63% | 22.66% | 17.76% | 19.61% | 22.68% | 18.19% | 20.04% | 21.73% |
| 40 | 17.12% | 20.14% | 22.83% | 17.70% | 20.03% | 22.52% | 17.51% | 19.83% | 22.84% | 18.39% | 20.20% | 21.67% |
| 45 | 16.74% | 19.97% | 23.00% | 17.37% | 19.96% | 23.21% | 17.12% | 19.90% | 23.27% | 18.18% | 20.10% | 22.36% |
| 50 | 16.11% | 20.18% | 23.68% | 16.72% | 19.69% | 24.16% | 16.55% | 19.84% | 23.74% | 17.71% | 19.84% | 22.66% |
| 55 | 16.10% | 20.07% | 23.87% | 16.68% | 19.41% | 24.46% | 16.74% | 19.83% | 23.66% | 17.58% | 19.63% | 23.16% |
| 60 | 15.59% | 19.83% | 24.64% | 16.95% | 19.32% | 24.44% | 16.40% | 19.77% | 24.32% | 17.51% | 19.85% | 23.06% |
| 65 | 15.83% | 19.49% | 24.89% | 15.95% | 19.38% | 25.76% | 15.85% | 19.60% | 24.97% | 17.33% | 19.86% | 23.43% |
| 70 | 15.11% | 19.74% | 25.63% | 16.30% | 19.60% | 24.92% | 15.46% | 19.55% | 25.59% | 16.67% | 19.92% | 23.61% |
| 75 | 14.62% | 19.56% | 26.15% | 15.27% | 19.54% | 25.93% | 15.38% | 19.74% | 25.86% | 15.96% | 19.81% | 24.68% |
| 80 | 14.40% | 19.54% | 26.86% | 15.32% | 19.14% | 26.39% | 14.54% | 19.20% | 27.11% | 15.98% | 19.59% | 25.06% |
| 85 | 14.40% | 19.46% | 27.05% | 14.56% | 19.07% | 27.37% | 14.41% | 19.02% | 27.70% | 15.17% | 19.55% | 25.98% |
| 90 | 13.62% | 19.22% | 28.30% | 14.30% | 18.95% | 27.91% | 14.17% | 18.90% | 28.27% | 14.45% | 19.20% | 26.98% |
| 95 | 13.95% | 18.77% | 28.68% | 13.76% | 19.02% | 28.77% | 13.51% | 18.96% | 28.52% | 13.90% | 19.03% | 28.13% |
| 100 | 13.94% | 19.04% | 28.31% | | | | | | | | | |

によるものだと言える。また、各評価プレイヤーが得た階級の割合についても、Each-S において大貧民となる割合が大きい傾向はあるが、それ以外に顕著な傾向を見ることはできなかった。

4. 議論

大貧民における相手手札推定の有効性については、直接の先行研究 [3] 以外にもいくつかの研究がある。

西野と西野 [8] は、2010 年 UECda 優勝クライアント snowl を元に、相手手札推定パラメータを変更して実験を行っている。そこでは、より強いプレイヤーから推定パラメータを獲得することで成績が向上することが示されている。一方で、手札推定が必ずしも必要のない状況があることも議論している。続く研究 [7] では、モンテカルロ木探索における相手手札推定の効果について定性的な分析を行い、大貧民の状態数と合法手の関係から、状態の確率的な推定があまり重要でないと述べている。これらは、大貧民における手札推定の有効性に対して懐疑的な立場を示している。

対して、大貧民における手札推定の有効性を認める立場の論文も複数ある。平嶋と鈴木 [11] は、本研究と同様の相手手札の情報を得られるプレイヤーを、異なる強さのプレイヤーと対戦させて評価している。その結果、推定率が 70% 以上のとき、対戦相手の強さにかかわらず総得点に有意差があることを確認している。地曳と松崎 [10] は、大貧民における次の一手問題を作り、序盤・中盤・終盤において、どのようなカードを正しく推定できることが重要かを評価している。その結果、序盤・中盤と終盤とでは、強さに影響するカードが異なりうることを発見した。第 3 著者の卒業論文 [2] では、正しく推定するカードにランク 8 のカードを含めない場合の結果や、未知のカードに対する割合ではなく固定枚数分を正しく推定するようにした場合のプレイヤーの強さについて評価している。

本研究の結果より、著者らは大貧民における手札推定は有効であると考え。ただし、本研究の結果は、snowl のモンテカルロ法に依存している可能性もあるため、複数の探索手法においても同様の結果が得られるかを確認する必要はある。

snowl で実装された相手手札推定手法以外に、これまでにいくつかの相手手札推定手法が提案されている。柳澤と松崎 [12] は、終盤における相手手札推定が重要であると考え、それまでの提出手札履歴に基づく手札推定手法を提案している。提出手札の履歴に基づくさらに高度な手法として、LSTM を用いた手法が神田と伊藤 [5] により提案され、より優れた結果を得ている。

5. まとめ

本研究では、大貧民における相手手札推定の有効性に関

する吉原と大久保 [3] の実験をより細粒度な条件で追試を行った。実験では、改造版サーバから相手手札を得て一部を正しく推定する改造版 snowl と通常の snowl とを対戦させ、得点・一致率・階級の割合の観点で比較した。

実験の結果、(1) 未知のカード全体の中で特徴的なカードの持ち主を推定するほうが有効であること、強いカードよりも弱いカードを推定することが有効であることなどが確認された。一方、今回実験に用いたプレイヤーの間で正解率はほぼ同じであったことから、正解率が同じでも正しく推定するカードによってプレイヤー強さへの影響が変わることが示唆される。

第 4 節で述べたように、本研究の結果は、snowl のモンテカルロ法に依存している可能性もある。したがって、複数の探索手法においても同様の結果が得られるかを確認する必要があり、それは重要な今後の課題である。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 20K12124 の助成を受けている。本研究の実験の一部は、高知工科大学の IACP クラスタを用いて行われた。

参考文献

- [1] UECda-2021: <http://www.tnlab.inf.uec.ac.jp/daihinmin/2021/> (2021).
- [2] 鴨川翔太: 大貧民における相手手札推定に関する研究, 高知工科大学情報学群卒業論文 (2022).
- [3] 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. GI, [ゲーム情報学], Vol. 30, No. 4, pp. 1–6 (2013).
- [4] 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 (発表資料), <https://flute.u-shizuoka-ken.ac.jp/~s-okubo/txt/fig/gi30.pdf> (2013).
- [5] 神田直樹, 伊藤毅志: コンピュータ大貧民における LSTM を用いた手札推定, 情報処理学会研究報告. GI, [ゲーム情報学], Vol. 39, No. 8, pp. 1–8 (2018).
- [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 (2010).
- [7] 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, 情報処理学会研究報告. MPS, [数理モデル化と問題解決], Vol. 86, No. 31, pp. 1–4 (2011).
- [8] 西野順二, 西野哲郎: 大貧民における相手手札推定, 情報処理学会研究報告. MPS, [数理モデル化と問題解決], Vol. 85, No. 9, pp. 1–6 (2011).
- [9] 西野哲朗: 特集 ゲーム情報学 3. 不完全情報ゲーム, 情報処理, Vol. 53, No. 2, pp. 112–117 (2012).
- [10] 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ー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. 28, No. 6, pp. 1–8 (2012).
- [11] 平嶋遼馬, 鈴木徹也: コンピュータ大貧民でのモンテカルロ法における相手手札推定率と勝率との関係, 第 76 回全国大会講演論文集, pp. 607–608 (2014).
- [12] 柳澤佑介, 松崎公紀: 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, 情報処理学会研究報告. GI, [ゲーム情報学], Vol. 33, No. 9, pp. 1–6 (2015).