

## 大貧民における相手手札推定

西野 順 二<sup>†1</sup> 西野 哲 朗<sup>†1</sup>

展開型の多人数不完全情報ゲームであるカードゲーム大貧民を対象として、相手手札の推定とその利用について検討した。

2010年 UEC コンピュータ大貧民大会で優勝したクライアントプログラム snowl の相手手札推定パラメータを変更して実験し、特定のクライアントの手札残存挙動を推定できること、強さの向上に効果があることを示した。また、強いクライアントの挙動をもとに推定パラメータを獲得した snowl クライアントは、シンプルな比較基準用のルールベース型クライアントである base に特化して推定パラメータを獲得した vsbase より、良い成績をあげることを示した。これらの手札推定と着手決定との関係について、5枚を3人に分配するモデルによって、手札推定が必ずしも必要でない、あるいは重要性のない状況があることを示した。

以上から、実際に推定されている相手手札の正確さそのものではなく、モンテカルロ探索など最終的な着手決定過程も経たときの、シミュレーション確度をあげる効果が重要であることを示した。

### Opponent Hand Estimate on Imperferct Imformation Daihinmin Game

JUNJI NISHINO<sup>†1</sup> and TETSURO NISHINO<sup>†1</sup>

In this paper, we show a characteristics of a model for opponent hand estimation algorithms for the Daihinmin that is a multi player imperfect information extensible game.

To show the capability of opponent hand estimation algorithm, we have had experiments with the snowl that is the 2010 champion on the UECda : Computer Daihinmin Programming competitions. The opponent hand estimation ability of snowl is better than the vsbase client that is made to beat a specific program the 'base' which employs a rule based thinking algorithm. The snowl has universal strength for other type of thinking program.

We show these incompatibility in a mini model of Daihinmin that has 5 cards and 3 players, since we discuss the situation that have less importance of opponent hand estimations than total reasoning process.

### 1. はじめに

本論文は、展開型の多人数不完全情報ゲームにおいて相手手札推定アルゴリズムとその性能について検討し、その推定の効果をカードゲームの大貧民を例として実験的に示すことを目的とする。

多人数不完全情報ゲームは、多人数ゲームと不完全情報ゲームの両方の側面を持ち、人と交わる実生活での社会活動の自然なモデルとなっている。標準型の同時手番多人数ゲームであれば、合理プレイヤーによる最適解として Nash 均衡解を得ることができる。しかし、展開型の多人数ゲームでは、その利得がベクトルであり一対比較ができないことなどから、探索木による合理的な着手決定ができないという二人ゼロ和ゲームと本質的に異なる性質を持つ。また、不完全情報ゲームは、ゲームの局面においていずれかのプレイヤーが知ることのできない情報があり、やはり確定的な探索木を生成して着手決定することが困難である。

最近、展開型のゲームに対しモンテカルロ探索が、大規模で中間評価の難しい囲碁プレイヤーなど探索困難な課題で成果を上げている本研究の対象である大貧民でも、2010年の大会で優勝するなど効果が確かめられている。この効果について、本論文では相手手札の推定をモデルにもとづく推定パラメータによりおこない、モンテカルロ探索による着手決定とあわせ、その効果と性質について、コンピュータ大貧民大会のサーバとクライアントをもちいて実験によって検証する。

### 2. コンピュータ大貧民

電気通信大学では2006年よりコンピュータ大貧民大会を開催し、プレイアルゴリズムを搭載したコンピュータプレイヤーの性能を競っている。これによって、より現実的で強い多人数不完全情報ゲームのアルゴリズム研究が急速に進んでいる。

毎年新開発のプログラムが前年の優勝クライアントより強くなっており、着実なアルゴリズムの適応と進歩が見られる。特に2009年、2010年には、須藤らによるモンテカルロ探索を使用したコンピュータプレイヤー snowl<sup>1)</sup> が優勝し、囲碁将棋に続きモンテカルロ探索の有効性が明らかとなった。

<sup>†1</sup> 電気通信大学  
University of Electro Communications

## 2.1 大貧民

大貧民は、日本国内で著名なトランプを用いたゲームであり、手札をルールにもとづいて順に消費し、手札の無くなった順位を競う。多くの場合3名以上の多人数でおこなわれ、コンピュータ大貧民大会では5人を標準とする。比較的歴史が浅いっぽう広範に行われるため、地域ごとにルールが異なることがある。

本研究では、コンピュータ大貧民大会の標準ルールに則るものとする。

- ジョーカー1枚を含む53枚を5人に対し席順に11枚,11枚,11枚,10枚,10枚と配布する。
- 二度目以降の試合では先の試合の勝敗に応じ勝者敗者間でのカード交換を行う。
- ダイアの3を持つプレイヤーから開始し、順にカードを場に出して行く。
- 自分の手番では、すでに場にあるカードと同じ出し方で、かつ、より強いカードを出すことができる。
- カードの強さは数字で判断し、3が最も弱く、J, Q, K, A, 2の順で2が最も強い。
- カードの出し方は、1枚~4枚の同じ強さのカードの組、もしくは3枚以上の同じマークの連番(階段)がある。
- ジョーカーはスペードの3を除くすべての1枚のカードより強い。
- スペードの3は1枚のジョーカーが場に出たときに限り、ジョーカーに勝つ。
- 直前のカードと同じマークの(組み合わせの)カードを出すとしバリとなる。
- シバリの間には同じマーク以外は出すことができない。
- カードが出せないときはパスができる。いったんパスすると場のカードが無くなるまでパスとなる。
- 全てのプレイヤーがパスをすると場のカードが流れてなくなる。
- 場にカードがなければ何をだしてもよい。
- 8を出すとき場のカードは流れてなくなる(8切り)。
- 4枚組みまたは5枚以上の階段を出すとき革命となり、その試合中はジョーカー以外の強さが全て逆転する。

カードはランダムに配布するため、互いの手札を直接知ることができず、不完全情報ゲームとなっている。

## 2.2 コンピュータ大貧民大会

コンピュータ大貧民大会は電気通信大学で2006年から毎年開催されている<sup>2),3)</sup>。カードの配布から前述のルールに則った試合進行を自動でおこなう標準サーバが用意され、5つの

クライアントプログラムがTCP/IPで接続しオンライン対戦をおこなう。開催時によって異なるが、おおむね1,000から10,000試合をした総得点で勝敗を競う。

開始年の2006年はアプリオリなルールベース型のクライアントが優勝し、その後2年は必勝手優先の探索型が優勝した。2009年、2010年の優勝クライアントはモンテカルロ探索を行っている。

## 3. 相手手札の推定と利用

大貧民は相手の手札を知ることができない不完全情報ゲームである。このため、より合理的な着手決定のためには、なんらかの方法で相手手札に関する情報を得ることは有用であると考えられる。

いっぽうで相手手札を完全に知り得たとしても、多人数ゲームである特性から探索の不完全性があるため、よりよい着手を導出できる保証はない。以下の分析と実験から、正確な推定とより強いプレイヤーは必ずしも一致するとは言えないこともわかった。

以下では大貧民における相手手札推定の枠組みについて説明する。

### 3.1 相手手札の推定

大貧民ゲームのある局面で、4人の相手プレイヤー*i* ( $i=1\sim 4$ )がそれぞれ持つ $n_i$ 枚の手札の集合を $H_i = \{C_1^i, C_2^i, \dots, C_{n_i}^i\}$ と表す。自身の手札の集合を $H_0$ とする。このとき所与の情報は、相手全員のカード全体 $\cup H_i$ と、個々人が持つ枚数 $n_i$ であり、どのような分配になっているかは未知情報である。

分配情報を得るため、過去のゲームプレイの時系列履歴 $\{B_t\}$ を利用することを考える。このとき $B_{t-1}$ は時刻*t*の着手 $B_t$ に対する、場のカードである。各プレイヤーが着手決定戦略関数 $P_i$ をもち、場の情報と過去の履歴、自身の手札から着手を決定しているとすると、

$$B_{t+1} = P_i(H_i, B_t, B_{t-1}, \dots, B_1) \quad (1)$$

となる。ここで $H_i$ に関する逆関数、 $P^{-1}$ が得られるとすれば、

$$H_i = P_i^{-1}(B_{t+1}, B_t, B_{t-1}, \dots, B_1) \quad (2)$$

として、相手手札が求まる。しかし一般には異なる手 $H_i$ を持っていても、同じ着手 $B_{t+1}$ を行うことがあり式2の $P^{-1}$ は一对多で $H_i$ を一意に求めることができない。そもそも戦略 $P_i$ も通常の試合では未知であるので、逆関数を直接求めることは擬似的にも困難な課題である。

### 3.2 snowlの推定モデル

以上で述べたように、決定的一意に相手手札をもとめることはできない。このため、須藤

らの大貧民プレイヤークライアント snowl では、式 1 の正方向の関係にもとづいた確率的な推定を行っている。ある局面で、あるプレイヤーの手  $H_i$  に、残カードの集合のうちどのカード  $C \in \cup H_i$  が含まれる可能性が高いかを、事前の準備試合から抽出した推定パラメータ  $\gamma$  を用いて算出し、その値にもとづく相対確率で  $n_i$  枚のカードを選択する。

須藤らのアルゴリズムを以下に示す。

- (1) 50,000 回程度の事前試合を行いログを収集する。
- (2) 53 枚のカード全てについて、状況に対する残存パラメータを  $\gamma_i$  とする。
- (3) 状況分けは、場に出されたカードの強さ 13 種 + 場のカード無しの 14 種類に対し、出したカード 13 種とパスの 14 種でのべ 196 通りである。
- (4) それぞれの状況におけるカード  $i$  に関する残存パラメータ  $\gamma_i$  の決定は Bladly-Terry<sup>4)</sup> の勝敗モデルにもとづき、他のカード  $j$  と比較して残存する  $i$  を勝ちとし、その確率が次の式を満たすようにもとめる。

$$p_{i \text{ beat } j} = \frac{\gamma_i}{\gamma_i + \gamma_j} \quad (3)$$

- (5) 式 3 を満たす  $\gamma_i$  を求めるため、 $m$  枚のカード同士での残存度合いの勝敗について  $i$  が  $j$  に勝った回数を  $w_{ij}$  としたとき式 4 を最大化するように選ぶ。

$$\prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^m \left( \frac{\gamma_i}{\gamma_i + \gamma_j} \right)^{w_{ij}} \quad (4)$$

このため文献<sup>5)</sup> に示された MM アルゴリズムをもちい、式 5 による繰り返し更新で求める。

$$\gamma_i^{(k+1)} = \frac{\sum_{j \neq i} w_{ij}}{\sum_{j \neq i} \frac{w_{ij} + w_{ji}}{\gamma_i^{(k)} + \gamma_j^{(k)}}} \quad (5)$$

- (6) 事前計算で得た  $\gamma_i$  を元に、 $n_i$  枚の相手手札を導出する。このため、各局面において残存する実際のカード同士の残存競争を式 3 で求める確率にもとづき、1000 回のリーグ戦を試行し上位  $n_i$  枚のグループに残った割合をその手札の採択確率とする。

### 3.3 シンプルな確率モデル

須藤らのアルゴリズムでは、カード単体の残存パラメータを各条件  $S$  で分類した事前試合結果から Bladly-Terry モデルにもとづいてもとめている。これは実際にはある条件における残存の統計的頻度の割合にごく近い意味合いのものである。

そこで、本論文では、シンプルな条件付き頻度の割合として算出し使用できるか確かめた。

$$\gamma_i^S = \frac{N_i^S}{\sum_{i=1}^M N_i^S} \quad (6)$$

ここで  $N_i^S$  は状況  $S$  におけるカード  $i$  の残存頻度であり、分母は同一状況  $S$  における全てのカードの残存数の総和である。実際の使用時には  $\gamma_i^S$  の総和を 1 に正規化する。以下の実験および検討で、このシンプルな確率モデルをもちいたプレイヤーとの比較する。

## 4. 推定の効果

相手手札が完全に分かったとしても、多人数ゲームの特性として、ゲーム木探索を完全に行うことはできず、探索による意思決定は難しい。いっぽう確率的にゲーム木を深き優先で探索するモンテカルロ探索<sup>6)</sup> は、不完全情報性と多人数ゲームの不確定性を持つゲームとの相性はよく、2009 年、2010 年大会でそれぞれ優勝するパフォーマンスをあげている。

2009 年版優勝クライアントではモンテカルロ探索のみを行い、相手手札についてはランダム配分のみをおこなっている。2010 年版優勝クライアント snowl では、モンテカルロ探索の中で、必勝探索を優先的におこなったうえ、カード交換などによる相手手札についての確定的な推定と、前節で示した相手手札推定パラメータをもちいた手札確率をもちいてモンテカルロ探索を行っている。この二つのクライアントで対戦すると大幅に 2010 年版が勝ち越すが、文献<sup>1)</sup> ではその理由は明らかではなかった。以下では、公開されている snowl をもとに相手手札推定パラメータを変更しながら相対的強度の変化について実験を行い検討した。結論としては相手手札の確率的推定の効果に増して、必勝探索と確定的推定の効果であることがわかった。

### 4.1 試合実験による相手手札推定の効果比較

相手モデルの推定の効果について、公開されている 2010 年優勝クライアント snowl と 2009 年優勝クライアント (champ09)、サーバ付属の簡易アルゴリズムによる比較用基準クライアント (base) を用いて実験を行った。

相手手札推定パラメータを使用する 2010 年 snowl については、1)2010 年優勝時本来の推定パラメータ (snowl)、にくわえ新たに、2) 基準クライアントのみの試合で得られた推定パラメータを用いたモデル (vsbase)、3) 比較ダミーとして全てのパラメータを 0.01 で同一としたモデル (dummy001)、の三種類として、のべ 5 種類での組み合わせによる比較実験をおこなった。2010 年優勝時クライアント snowl は、深いモンテカルロ探索を行うプログラムの対戦によって得られた推定パラメータを用いている。これに対して vsbase は基準ク

表 1 実験クライアント  
Table 1 clients

クライアント名	種別	特徴
snowl	snowl 型 (モンテカルロ探索+手札推定)	最強を学習
dummy001	snowl 型	推定パラメータを 0.01 統一. 実質手札推定なし
vsbase	snowl 型	base クライアントを想定して手札推定
base	base 型 (ヒューリスティックルールベース)	出せるものを必ず出す
champ09	モンテカルロ探索型	手札推定なし

クライアントの着手の傾向を学習しているといえる。また、基準クライアント base は、手番で出せる手があれば必ず出し、なければパス、場が空きのときはできるだけ弱いカードから出す、というアルゴリズムで、先読みに類することは一切行わない。各クライアントの関係を表 1 にまとめて示す。

対戦実験は、UEC 大貧民大会公式サーバを用いて 5 つのクライアントを接続して最大 10,000 試合行い、その得点比率を比較した。得点は、各試合ごとに 1 位から 5 位までに 5,4,3,2,1 点が与えられる。公式サーバでは、プレイ順の影響が小さくなるよう席順が自動的にシャッフルされる。

#### 4.2 snowl の特性

表 2 に、2009 年の優勝クライアント 1 体と 2010 年の優勝クライアント 4 体の勝敗を示す。総得点合計を 1.0 としており、全てのクライアントが互角であれば 0.20 ポイントとなる。snowl は平均で 0.218、champ09 は 0.125 でその差は 0.093 と大幅に強くなっていることが分かる。

表 3 に snowl の強さを調べるため、相手手札推定パラメータを全てダミー値 0.01 に変えた dummy001 との対戦を示す。残りは base クライアントとした。ポイントが 0.263 対 0.268 とほぼ拮抗しており、実質的な強さにあまりはっきりした特徴がみられない。snowl と dummy001 の違いは相手手札推定だけであるから、相手手札推定が強さに大きくは影響

表 2 対戦結果 champ09 and snowl  
Table 2 result : canmp09 vs. snowl

クライアント	ポイント
champ09	0.125
snowl	0.216
snowl	0.219
snowl	0.220
snowl	0.218

しないとえよう。このため champ09 と比較したときの snowl の強さは手札推定以外の要素からなると予想できる。実際、snowl では、確率的な相手手札推定の他、必勝手探索とカード交換による確定的な手の推定も関わっている。この機能は dummy001 でも使っており、これらが表 2 に示した前年優勝クライアントに対する snowl の強さの基本的な部分を占めているといえる。このことから逆に、本論文で主題とする、相手手札の推定はあまり重要ではないことが示唆された。

比較として、base クライアントではなく、snowl 対 4 つの dummy001 の対戦結果を表 4 に示す。対戦相手に base クライアントが入らない場合は、snowl の優勢が明らかとなっている。これはもともと snowl に近いモンテカルロ探索を深く行う速度は遅いが強いクライアントの試合結果をもとに、手札推定パラメータが構築されているため、snowl 型の dummy001 の手札推定が上手くできたためではないかと考えられる。多人数ゲームでは、二つの強いプレイヤーがあるとき、他のプレイヤーからどれだけ利得をあげられるかが実質的な強さにつながる。表 4 の結果と表 3 とを比較することで、後者では base クライアントから snowl が dummy001 と比べてあまり利得をあげられなかったと言える。

同様に表 5 では、base よりも snowl に近い champ09 を snowl と dummy001 で取り合っている様子がわかる。dummy001 の方が champ09 への対応が弱い表 2 の他の snowl に比べて得点が低くなっている。

表 3 結果 dummy001, snowl vs. base  
Table 3 result : dummy001, snowl vs. base

クライアント	ポイント
snowl	0.268
dummy001	0.263
base	0.154
base	0.155
base	0.157

表 4 結果 snowl vs. dummy001  
Table 4 result : snowl vs. dummy001

クライアント	ポイント
snowl	0.211
dummy001	0.202
dummy001	0.195
dummy001	0.192
dummy001	0.197

### 4.3 クライアント対応型推定

前節の結果をまとめると、相手手札推定は、その推定パラメータを学習したデータセットのもととなるクライアントタイプに対応する傾向があることがわかった。いっぽうでその傾向自体は必勝手探索などに比べると、効果は比較的小さいことも明らかとなった。

相手クライアントに応じた推定ができることを、snowl 型でない base クライアントに対応した相手手札推定クライアント vsbase を構築して比較実験をおこなった。表 6 に結果を示す。vsbase は base 同士 5 体で 10,000 回試合をおこなった結果から、snowl の推定パラメータを作り搭載したクライアントである。snowl の推定パラメータを全て 0.01 にした dummy001 と比べ、0.271 対 0.259 ポイントと明らかに勝ち越している。このことから、vsbase は base 対応型の推定機能が効果を発揮していることがわかる。

### 4.4 snowl 推定の汎用性

vsbase と dummy001 の比較によって、相手クライアントに対応した、相手手札推定パラメータの効果があることが分かった。snowl と vsbase を base クライアントと合わせた試合比較結果を表 7 に示す。

これまでの結果から予想すると、クライアントに適応した vsbase の方がより利得を得て優勢になる可能性が高いが、vsbase より snowl の方が若干ながら好成績をあげている。snowl が獲得しているのは、snowl と同型のモンテカルロ探索をおこなうクライアントの手

札の残り方のはずである。しかし vsbase より勝っており、vsbase に勝つと同時に base にも勝たなければ得点は多くならない。結局、snowl は特定のクライアントに強く依存して推定をおこなうのではなく、ユニバーサルに強いことがわかった。

表 8 に champ09 も加えるなどしても vsbase より強い点は変わらない様子が現れている。

### 4.5 推定の探索における位置づけ

snowl および推定パラメータを変更したクライアントを用いた実験の挙動から、相手手札推定の性質を検討した。ここでは、相手手札推定と探索アルゴリズムとの関わりについて検討する。

本研究で対象とする大貧民の不完全情報の性質は、ゲーム開始時の 5 人への配り方のランダム配分に依存している。ゲーム木では、1 手目に 5 体のクライアント以外の自然プレイヤーが、確率手番として  $53!/11!11!11!10!10!$  通りのカード配布の一つを選んでみるとみなすことができる。これ以降はどの配り方かは未知ながら確定的に進行するため、ゲーム履歴を見れば、手札の推定があるていど可能となる。

履歴に推定のための情報が残るためには以下の二つの条件が必要である。1) クライアントが着手決定のために自分の全ての手札を参照できる。クライアントが見続けられる手札がなく、配布が各手番ごとに行われるようなゲームであるならば、履歴には推定のための情報は残らない。2) クライアントの着手決定がゲームのルールにもとづいて最低限合理的に行

表 5 結果 champ09, snowl vs. dummy001  
 Table 5 result : champ09, snowl vs. dummy001

クライアント	ポイント
champ09	0.155
snowl	0.216
dummy001	0.207
dummy001	0.205
dummy001	0.214

表 6 結果 dummy001, vsbase vs. base  
 Table 6 result : dummy001, vsbase vs. base

クライアント	ポイント
dummy001	0.259
vsbase	0.271
base	0.157
base	0.153
base	0.157

表 7 結果 snowl vs. vsbase  
 Table 7 result : snowl vs. vsbase

クライアント	ポイント
snowl	0.270
vsbase	0.263
base	0.156
base	0.156
base	0.152

表 8 結果 champ09, vsbase, snowl vs. base  
 Table 8 result : champ09, vsbase, snowl vs. base

クライアント	ポイント
champ09	0.207
vsbase	0.251
snowl	0.257
base	0.142
base	0.140

われる。たとえば、ランダムにパスをするようなクライアントのログには、場のカードと提出されるカードの因果関係が残らない。

このことから、相手手札を推定し参照し着手決定することは、推定した相手の着手決定戦略と、ゲーム自体が持つ性質との、二つの関係でなりたっていると言える。すなわち、必要であるのは正確な推定ではなく、有利な着手決定を導く探索を実現するのに役立つ推定である。

#### 4.6 3人5枚ゲームによる議論

例として A,B,C の三人のプレイヤーによる 5 枚のゲーム状況を考える。カードは強さ (1,2,3,4,5) から A,B,C に対してそれぞれ 2,1,2 枚ずつ配布されており、自分の手札が、表 9 に示した (2,4) のとき、表 10 に示した (2,5) のときを比較する。A の手札は確定しているので残り 2 枚の配布状況がどちらも 3 種類となる。表の左半面は、推定された手の配布で、右半面はその配布を仮定した時の手と得られる順位である。1 位がもっとも良いとする。

A の手札が (2,4) のときは、2 からプレイすると、B が 3 を持っている時以外は 2 位となり、3 を持っている時は最下位になり、B が 3 を持っている時には 4 からプレイしなければならない。つまり、(2,4) のときは、B が 3 を持っているかどうか推定上重要な情報となる。いっぽう A の手札が (2,5) のときは、5 から出せば B,C が即パスをして、2 が出せば 1 位となる。この時は B,C にどのようにカードが配布されているかを推定する必要は全くない。また、表 9 の (2,4) を持っているとき、B のカードを推定して 3 枚のうち 5 ではなく、1 または 3 であることが確実になったとすると、この場合、それぞれのゲーム木探索の結果

表 9 状況 1 : 2 か 4 か

Table 9 situation 1 : play 2 or 4

A	B	C	プレイ 2	プレイ 4
(2,4)	1	(3,5)	2 位	2 位
(2,4)	3	(1,5)	3 位	2 位
(2,4)	5	(1,3)	2 位	3 位

表 10 状況 2 : 2 か 5 か

Table 10 situation 2 : play 2 or 5

A	B	C	プレイ 2	プレイ 5
(2,5)	1	(3,4)	2 位	1 位
(2,5)	3	(1,4)	1 位	1 位
(2,5)	4	(1,3)	2 位	1 位

を見比べれば、4 を出しておけばいいことが分かる。

このように、状況によって相手手札の推定の重要性は、実際に展開されるゲーム木とその形状の類別に依存しており、推定が全く必要無い状況もあることが分かる。

## 5. ま と め

展開型の多人数不完全情報ゲームであるカードゲーム大貧民を対象として、相手手札の推定とその利用について検討した。2010 年コンピュータ大貧民大会で優勝した snowl の相手手札推定パラメータを変更し、特定のクライアントの手札残存挙動を推定でき、強さの向上に効果があることを実験で示した。いっぽうで、「強い」クライアントの挙動をもとに推定パラメータを獲得した snowl は base に特化して推定パラメータを獲得した vsbase より、良い成績をあげることもわかった。以上から、実際に推定されている相手手札の正確さそのものではなく、モンテカルロ探索など最終的な着手決定過程も経たときの、シミュレーション確度をあげる効果が重要であることが示唆された。また、5 枚を 3 人に分配するモデルによって、推定が必ずしも必要でない状況があることを示した。

今後は、単に精密な相手手札推定を求めるだけでなく、実際により強い着手決定をおこなうために必要な「仮想」相手手札推定ができるための枠組みが重要である。この推定を確率手番として分岐する複数の探索木のグループ類別と関連づけることが当面の課題となる。

## 参 考 文 献

- 1) 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講演予稿集, 電気通信大学 (2010).
- 2) 西野哲朗: 第 1 回 UEC コンピュータ大貧民大会 (UECda-2006) の実施報告, 情報処理学会誌, Vol.48, No.8, pp.884-888 (2007).
- 3) 大久保, 小林, 本多, 眞鍋, 青木, 柿下, 小松原, 西野: 第 1 回コンピュータ大貧民大会 (UECda-2006) の報告, 情報処理学会ゲーム情報学研究報告, Vol.GI-17, pp.25-32 (2007).
- 4) Coulom, R.: Computing Elo Ratings of Move Patterns in the Game of Go, *ICGA Journal*, Vol.30, No.4, pp.198-208 (2007).
- 5) Hunter, D.R.: MM algorithms for generalized Bradley-Terry models, *The Annals of Statistics*, Vol.32, No.1, pp.384-406 (2004).
- 6) Auer, P., Bianchi, N.C. and Fischer, P.: Finite-time Analysis of the Multiarmed Bandit Problem, *Machine Learning*, Vol.47, pp.235-256 (2002).