

棋譜解析によるプレイヤーのレーティング推定

濱野航汰^{1,a)} 松原仁^{2,b)}

概要: ゲーム AI が誰よりも強くなることを目的とした研究は多くあるが、それを一般のプレイヤーのために活用するのは難しい。また、プレイヤーが対戦を楽しむためには、その対戦相手の実力が同じくらいであることが重要である。そこで本研究ではオセロを題材とし、同程度の実力を持ったプレイヤーのマッチングや実力の差に応じた適切なハンディキャップの掛け方に貢献することを目的に、オセロプレイヤーのレーティングを推定する式を棋譜を解析することによって定義した。そして、10 人のプレイヤーの棋譜からレーティングを推定し、実際のレーティングと比較することで、この手法の正しさを検証した。その結果、適切にレーティングを推定することはできなかった。今後はレーティングを推定する式の定義方法の改良が課題である。

Rating Estimation of Players by analysing Game Records

KOTA HAMANO^{1,a)} HITOSHI MATSUBARA^{2,b)}

Abstract: There are many studies for the purpose of game AI becoming stronger than anyone else, but it is difficult to utilize it for general players. In addition, it is important that ability of opponent player is about the same as a player so that the player enjoys playing a game. This study assumes Othello subject, we defined expression to estimate rating of Othello players by analyzing game records for purpose of contributing to appropriate handicap depending on difference of ability and matching between players. And we inspected correctness of method by estimating rating from records of Othello of ten players, and comparing it with real rating. As a result, we were not able to estimate rating correctly. The improvement of definition method of calculating formula to estimate Othello player's rating is future problem.

1. はじめに

ゲームにおける人工知能 (AI) の研究は以前から盛んに行われており、特に完全情報ゲームと呼ばれるゲーム群においてはプロレベルの人間との対戦が話題になっている。チェスの分野では、1997 年に IBM 社の Deep Blue が当時の世界チャンピオンであるカスパロフに勝利している [1]。同年には Logistello というオセロの AI が、当時の世界チャンピオンである村上健との対戦で 6 連勝している [2]。日本の完全情報ゲームである将棋においても情報処理学会は 2015 年の時点で AI の実力はトッププロ棋士に追いついて

いるとしてコンピュータ将棋プロジェクトの終了を宣言している。さらに将棋より探索量の多い囲碁においても、Google が開発した AI 「AlphaGo」が 2016 年 3 月 15 日、世界戦優勝経験のある李世ドル九段に 4 勝 1 敗で勝ち越した。これらの事実から、完全情報ゲームの世界で AI はトッププロのレベルにほぼ達していると言える。

AI がトッププロレベルまで強くなるというのはあくまで AI の実力を人々に信用してもらうための手段であり、トッププロレベルにまで強くなった AI の技術を人間のためにどう活用するかが次の目標になる。トッププロに勝つべくして開発された AI は一般のプレイヤーにとって強すぎるため、多くのプレイヤーの対戦相手としてそのまま活用するのは不適切である。プレイヤーの実力に応じて適切な難易度を選択して対戦を行うソフトも存在するが、選択式の難易度設定は選択した難易度とプレイヤーの実力が釣り合

¹ 公立はこだて未来大学大学院
Future University Hakodate

² 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

a) g2117039@fun.ac.jp

b) matsubar@fun.ac.jp

わなく、ちょうどよい難易度が存在しない場合がある。

人間プレイヤー同士の対戦においても、同程度の実力を持つプレイヤー同士が対戦するというのは重要なことであり、そのために段位などのランク付けやレーティングなどで実力を表している。しかし、ランクの査定のやり方によっては同じランク内に属しているプレイヤーでも実力が離れてしまうことがある。勝敗を元に計算する Elo レーティングや WHR(Whole-History Rating) では、正確な実力を表せるようになるために非常に多くの対戦を必要とするという問題がある。また、プレイヤー間に実力差がある場合は、ハンディキャップを付けて対戦するという方法もあるが、「それらのハンデについては科学的に考察されているとは言いがたく、実力差を埋めるのに必ずしも適切とはいえない(今田・橋本, 2012)[3]」とあり、現状使われているハンディキャップはプレイヤー間に実力差があった場合の解決策としては不完全である。

本研究では、プレイヤーの実力をそのプレイヤーの棋譜から推定する。題材とするゲームはオセロとし、オセロプレイヤーのレーティングを棋譜の解析によって正しく推定することを目的とする。これにより、プレイヤーが同程度の実力を持つプレイヤーと対戦するための指標になることや、プレイヤーと適切な強さで対戦を行うソフトへの貢献、実力差に応じた適切なハンディキャップのかけ方への貢献という効果が考えられる。

2. 関連研究 1

プレイヤーのレベルに合わせて AI のレベルを自動調節する研究として、李らの研究がある [4]。李らは、AI が着手を考える時に使う盤面の評価特徴に着目し、着手を考える時にどの評価特徴を使うか・使わないかの組み合わせを用いてプレイヤーの指し手を再現することを試みている。オセロを題材とし、プレイヤーの着手に対してその着手が最善手となるような評価特徴の組み合わせを探索し、その組み合わせを使って AI 自身の最善手も探索して着手していた。この手法でオセロ初級選手の棋譜に何割合わせることができるかを実験した結果、全 60 着手のうち 16 手のみ合わせることができた。その原因として使った評価特徴の数が 3 つでありプレイヤーの考え全てを再現するのが難しかったこと、探索の深さを 2 に固定していたこと、プレイヤーの考えは固定ではなくミスや今回には含まれていない特徴を使っているかもしれないことを挙げている。

上田ら [5] はプレイヤーと同じレベルかつ多様な特徴を持つ複数の AI を生成することで、モチベーションの維持と技量の向上を図っている。プレイヤーの強さの分析は AI が算出した最善手の評価値と実際の着手の評価値の差を使い、40 手目(各プレイヤー 20 着はずつ)までの差の平均値を AI が合わせるべき実力の目標値と定めている。生成された AI は次の着手を考える時に、最善手の評価値と

自分の着手の評価値の差が、この目標値とできるだけ近くなるような手を選ぶことで相手と同じ強さになるように調整している。その後、同じ強さを持ちながら戦術の異なる AI を複数生成するために、遺伝的アルゴリズムを使って同じ強さの個体群を生成し、その中から石数の差、確定石数、着手可能点数などの評価特徴の重みが異なる個体を抽出する。実験としてこの遺伝的アルゴリズムによって生成された戦略の異なる AI を 3 つ用意し、その中から 2 つを抜き出し 1 組とした AI 群 6 組をランダムな順序で用意する。被験者の初級者 10 人は 6 組それぞれの AI 計 12 個が 3 つのうちのどれなのか知らないまま対戦を行い、自分と比較しての強さ着手の不自然さなどをアンケートによって評価した。アンケートの結果によると、強さの評価は 34% がやや自分より強い、30% が自分と同じ程度の強さと評価し、着手の不自然さも 65% がまったく感じないという評価だったが、戦略の多様性については戦略の異なる AI の判別ができていなかった。上田らはその理由として、今回用いた特徴量パラメータが初級者にはやや高度で判別しづらいためであると考察している。

3. 研究手法 1

3.1 使用するソフト

測定用の AI として、なるめる氏(現 xhl 氏)製作の vsOtha Expert リバース ver13.09 を使用した。GNU GPL2 ライセンスでソースコードが公開されている。

3.2 手順

先行研究として挙げた上田ら [5] が AI の合わせる強さとした目標値の計算方法を参考にする。プレイヤーの棋譜から着手の弱さ、すなわち誤謬度を計算する。詳しい手順は以下の通りである。

- (1) 測定用 AI と実力を測定したいプレイヤーで 1 回対局させ、その対局の棋譜を取る
- (2) 1 手ごとに、測定用 AI が考えた最善手 a_t^* とプレイヤーが実際に指した手 a_t の差 $v(a_t^*) - v(a_t)$ を計算
- (3) 40 手目(プレイヤーは 20 着手)までの差の平均

$$\frac{1}{20} \sum_{t=1}^{20} v(a_t^*) - v(a_t)$$

をそのプレイヤーの実力とする。40 手目までを計算に入れたのは上田らの手法に倣ってのことであるが、40 手目までである理由は上田らの研究に明記されていない。この値は着手の誤謬度を表すため、値が小さいほど実力が高いということである

3.3 実装

vsOtha に棋譜からプレイヤーの誤謬度を測る機能を付けることで実装した。具体的には、ある盤面において最善

手の評価値を探す関数を改変し、任意の場所に石を置いた時の評価値も取得できるようにした。これによって AI が考える最善手の評価値と棋譜から読み取ったプレイヤーの着手の評価値を取り、その差を 40 手目まで先手(黒)と後手(白)で別々に分けて集計した。最後にそれぞれを 20 で割り平均を取った。AI 側の色の誤謬度は、AI 自身が考えた手のため 0 になる。

4. 実験 1

4.1 実力を評価する AI

今回実力の評価に使ったのは vsOtha Expert リバース ver13.09 に内蔵されている思考ルーチン「狐」(以下「狐」)である。評価する AI は評価対象よりある程度強い必要があるため、設定で読みの深さを調整した。

4.2 評価対象のプレイヤー

今回は、人間のプレイヤーの代わりに複数のオセロソフトを使用することにした。今回の実験のために使用したプレイヤー役の AI は以下の 5 つである。

- (1) 同じソフト内で外部の思考ルーチンも使用できる、柏木泰幸氏製作の BearRev Professional Edition Version 1.33 に初めから内蔵されている思考ルーチン「ベア」の弱(以下「ベア」)
- (2) Seal Software 製作の Thell Version3.03 のコンピュータ-弱(以下「Thell」)
- (3) STUDIO-K Infinity 製作の K-Reversi Version1.0 のレベル 3、設定の定石欄は最善を選択(以下「K-Reversi」)
- (4) 岩崎 靖氏製作の GeneralReversi1.2.2.0(以下「General」)
- (5) BearRev Professional Edition の外部リバーシルーチン集の中にある思考ルーチン「じゅん」の弱い(以下「じゅん」)

今回の実験に使用した AI の読みの深さの設定は表 1 の通りである。狐はプレイヤー役 AI より強くするために読みの深さの値を大きく調整している。

表 1 各 AI の読みの深さ
Table 1 Search Depth of Each AI

	通常読み(手)	必勝読み(手)	完全読み(手)
狐	6	12	13
ベア	3	12	10
Thell	3	12	10
K-Reversi	3	0	9
General	3	0	10
じゅん	3	12	10

4.3 実験の手順

本手法では、以下の手順で実験を行った。

- (1) 狐とプレイヤー役 AI で 1 回対局し、それぞれの対局の棋譜を取る。なお、それぞれの対局での先攻は狐とする。
- (2) 取った棋譜を使い、実装した機能でプレイヤー役 AI それぞれの実力、すなわち狐よりどれだけ弱いのかを評価する。
- (3) プレイヤー役 AI 全員で総当り戦をしてもらい、それぞれの勝率を計算する。各プレイヤー役 AI は思考にランダム性が無いため、各対戦は 1 回ずつで十分である。
- (4) 狐によって評価したそれぞれのプレイヤー AI の誤謬度から決めるプレイヤー AI の強さの順と、実際に対局をした勝率から決める強さの順を比較する。

5. 実験 1 の結果と考察

5.1 実力の測定結果

まず、各プレイヤー AI が狐と 1 回対戦した棋譜から計算したそれぞれの弱さ(誤謬度)を表 2 に示す。値が大きいほど狐の考える最善手から離れているので弱いということになる。また、石差は文字の通り置かれた石の数の差であり、(黒石)-(白石)で計算している。誤謬度から見ると Thell が最も強く、ベアが最も弱いというのが狐による実力の測定結果となった。対戦終了時点の石差から見ても Thell が一番石を多く取れており、ベアが大差をつけられていることから狐が一番強いのは Thell であった。

表 2 各プレイヤー AI の誤謬度
Table 2 Error Degree of Each Player AI

プレイヤー	誤謬度	石差(40 手目時点)	石差(終局時点)
ベア	1179.9	4	46
Thell	103.4	-2	12
K-Reversi	748.35	-14	30
General	797.7	-20	48
じゅん	684.9	-30	52

5.2 プレイヤー AI の対戦結果

次に、各プレイヤー AI 同士が対戦した結果を表 3 に示す。各プレイヤー AI が先手と後手を 1 回ずつ経験するように組み合わせ対戦させた結果、ベアが 2 勝 0 敗、Thell が 2 勝 2 敗、K-Reversi が 2 勝 2 敗、General が 0 勝 4 敗、じゅんが 2 勝 2 敗となった。勝率で表すとベアが 100%、Thell、K-Reversi、じゅんが 50%、General が 0% という結果となった。

5.3 考察

実験の結果、狐が一番誤謬度の低いプレイヤーとした Thell が 5 つの中で一番ではなく、最も誤謬度の高かったベアが 5 つのプレイヤー役 AI の中で一番強いという予想と異なる結果になった。このような結果になった理由として

表 3 総当たり戦の結果

Table 3 Result of Round-Robin

先手 (黒) vs 後手 (白)	勝者	石差 (終局時点)
ベア vs Thell	ベア	24
Thell vs K-Reversi	Thell	8
K-Reversi vs ベア	ベア	-14
General vs ベア	ベア	-20
General vs Thell	Thell	-26
K-Reversi vs General	K-Reversi	38
ベア vs じゅん	ベア	18
Thell vs じゅん	じゅん	-14
じゅん vs K-Reversi	K-Reversi	-34
じゅん vs General	じゅん	18

まず考えられることは、誤謬度の測定方法が今のままでは不適切であるということである。上田らの研究の誤謬度分布の測定方法に倣い、棋譜から 40 手目までの誤謬度を取りその平均を出していたが、なぜ最後の 60 手目までではなく 40 手目までなのかについては上田らの研究で言及されていない。40 手目までのみ計算に入れるということは、終盤の 20 手を誤謬度の測定には使っていないということであり、プレイヤーの強さの全てを計算できているとは言えない。つまり、序盤や中盤に強いプレイヤーが実力を高く評価され、逆に終盤に強いプレイヤーは弱いと評価されるため本来の実力を正確に測定できているとは言えないのである。「オセロは優勢状態から 1 手で劣勢に陥ることも多く、盤面の評価が変わりやすいため(亀井・柿添, 2014)[6]」、終盤に試合展開が逆転することも十分あり得る。しかし、終盤の試合展開では弱い方のプレイヤーが石を置ける場所が 1 ヶ所しかないというターンが続くこともあり、石を置く場所の選択肢が無い状態ではプレイヤーの思考の誤謬度、すなわち間違いの度合いを測るのは困難であるとも言える。誤謬度の計算に終盤 20 手を入れていないのはこのような理由があると思われるが、それでも終盤の思考部分を考慮していないのは問題があるので、誤謬度の計算方法にはまだ改良の余地があると考えられる。

また、別の理由として、各プレイヤーには戦略の違いによる相性が存在する可能性が考えられる。今回の実験では、プレイヤーの誤謬度を評価したのは狐だけなので、今回の手法においては誤謬度とは狐の考える最善手との差を表しているとも言え換えられる。つまり狐の思考と最も近いプレイヤーが最も強いと判断されるのであり、それが各プレイヤーの絶対的な強さを表しているとは断定できない。今回の実験の場合では、狐に最も弱いと判断されたベアが他の AI に勝利したのは、誤謬度を評価した狐との相性が他の AI に比べて悪かったか、総当たり戦で対戦した AI にベアの戦略は有利であった可能性がある。オセロにおけるプレイヤーの戦略に相性があれば、1 つの思考ルーチンから全てのプレイヤーの実力を測る手法では不十分であると考

えられる。

さらに、もう一つの理由として、この手法ではプレイヤーの実力との結びつきが弱いということが考えられる。今回の手法で実力の測定に関わっているのは狐のみであり、前述の相性の存在する可能性も考慮すると、実力を正確に測定するためには 1 つのソフトだけを用いるのでは不十分である可能性がある。プレイヤーの実力に関係のある要素を手法に取り入れることで、精度が向上するのではないかと考えられる。

6. 関連研究 2

実験 1 の考察で挙げたプレイヤーの実力との結びつきが弱いという点を解決している研究として、山下 [7] の研究がある。山下は将棋の歴代名人の強さを勝敗の結果と棋譜の解析の 2 つの側面から推定している。勝敗の結果を利用する手法として、Elo レーティングと WHR(Whole-History Rating) の 2 つの手法でレーティングを計算した結果では、どちらの手法においてもこの 20 年間羽生が最強のプレイヤーであることを示している。棋譜の解析によるレーティング推定では、プロ、アマの合計 6500 棋譜を将棋ソフト Bonanza6.0 の探索深さを 11 に固定したもので棋譜の 1 手 1 手を探索し、最善手と評価値を記録している。その後、盤面の複雑さや着手の一致率など様々な側面から、将棋倶楽部 24 のレーティング 300, 800, 1300, 1800, 2300, 2400, 2500, 2600, 2700 の棋譜を調べて比較した結果、Bonanza と別の手かつ評価値が下がった場合の平均値である平均悪手が最も棋力を推定できる指標であるとしている。定石や形作りの手を除外するため、また詰めが絡む局面が必要以上に影響するのを避けるため、40 手目以降で評価値の絶対値が 10 未満の時という制限を付けている将棋用の調整をしているという違いはあるが、この手法は AI の最善手とプレイヤーの着手の評価値の差を利用している点で上田ら [5] の手法と同じである。山下はその後平均悪手と将棋倶楽部 24 のレーティングについて最小二乗法により $\text{rating} = -3148 \times \text{平均悪手} + 4620$ の関係が成り立つとしている。この式を用いて加藤のレーティングを換算した結果、勝敗の結果のみから計算した加藤のレーティングと棋譜解析によって計算したレーティングがほぼ一致したことを示している。また、歴代の将棋名人の棋譜を Bonanza と同じく将棋ソフトの GPSFish(2013 年 8 月版) の 2 つで解析した結果、棋譜数は 20 局程度あれば安定した結果が得られるようであると示している。

7. 研究手法 2

研究手法 1 を山下 [7] の研究手法を参考に改変する。

7.1 使用するソフト

解析を行うためのソフトとしてオセロのフリーソフト

ウェアである WZebra を使用した。探索の深さは通常読み 12 手とし、完全読みと必勝読みは設定すると勝敗が決まった手評価値の表示が数値ではなく Win と Lose の 2 つのみが表示されてしまうため 0 手にした。

7.2 棋譜

本手法に使うオセロの棋譜は、WORLD OTHELLO FEDERATION(<https://www.worldothello.org/>) という Web サイトから過去の大会の棋譜、プレイヤー名、大会名が記録されたファイルが年ごとに存在し、ダウンロードして使用している。このファイルを読み込めることも WZebra を使用した理由のひとつである。同サイトにはプレイヤーのレーティングも一定の期間ごとにまとめられて掲載されている。

7.3 手順

本手法の手順は以下の通りである。

- (1) WZebra に棋譜ファイルを読み込ませ、1 局ずつ解析機能で解析をした後再生モードで 1 手ごとに WZebra が考えた最善手の評価値と実際の着手の評価値を記録する。その平均値をプレイヤーの平均悪手度とする。なお、パスは着手そのものが無いため平均悪手度の計算では除外する。
- (2) プレイヤーの平均悪手度とレーティングの関係をグラフで表し、最小二乗法によりレーティングの推定式を定義する。

8. 実験 2

まず、この手法において定石や詰めの絡む局面のための調整が必要かどうかを確かめるため、以下の手順で実験を行った。

8.1 実験手順

- (1) パス以外の除外を行わず、全ての着手を使用して平均悪手度の計算を行う。
- (2) 手順の項で述べた通りにレーティングの推定式を定義する。
- (3) レーティングの推定式の定義に使用した棋譜とは別の棋譜を読み込ませてプレイヤーの平均悪手度を計算し、レーティング推定式によって換算したレーティングと WORLD OTHELLO FEDERATION に掲載されている実際のレーティングを比較する。

8.2 棋譜

レーティングの推定式の定義のために使用した棋譜は WORLD OTHELLO FEDERATION にある 2017 年の棋譜から 34 局、のべ 68 人分の棋譜を使用した。レーティングは 2017 年 12 月 31 日時点のものを使用している。手法

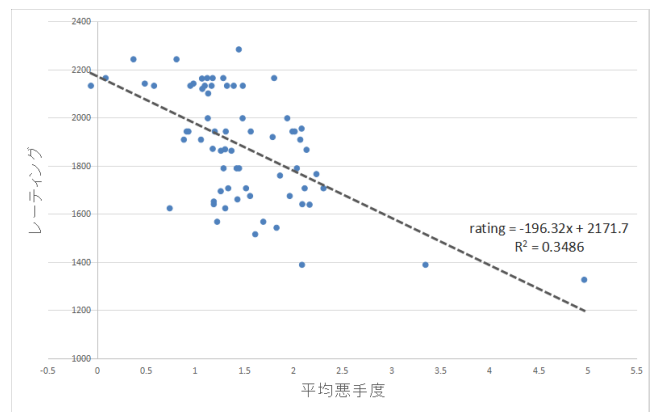


図 1 平均悪手度とレーティングの関係

Fig. 1 Relations of Mean Bad Move Degree and Rating

の評価に使用したのは 2016 年の棋譜から 5 局、のべ 10 人分の棋譜である。レーティングは 2016 年 12 月 31 日時点のものを使用している。

9. 実験 2 の結果と考察

9.1 レーティング推定式の定義

プレイヤーのレーティングと平均悪手度を記録し、最小二乗法で直線を引いたグラフを図 4 に示す。レーティングの推定式は $\text{rating} = -196.32 \times \text{平均悪手度} + 2171.7$ となり、決定係数 $R^2 = 0.3486$ となった。

9.2 評価の結果

定義したレーティング推定式を用いて 10 人のレーティングを推定したものを表 4 に示す。推定したレーティングの値は実際のレーティングに位を合わせるため小数点第 1 位を四捨五入している。レーティング推定式によって換算したレーティングと実際のレーティングには大きなばらつきがある。

表 4 レーティング推定の結果

Table 4 Result of Rating Estimation

プレイヤー	換算レーティング	実際のレーティング	誤差
Caviola Leonardo	1780	1440	+340
Vecchi Maria Serena	1859	1293	+566
Tormene Paolo	1734	1631	+103
Ilacqua Gianluca	1740	1693	+47
Chiarulli Giuseppe	1712	1697	+15
Marconi Francesco	2043	2080	-37
Di Mattei Alessandr	1942	2172	-230
Palladino Domenico	1912	1806	+106
Scognamiglio Paolo	2057	1885	+202
Ortiz George	1956	1808	+148

9.3 考察

実験の結果、レーティングの推定式は決定係数 R^2 から

も分かる通り精度が良いとは言えず、それによって換算したレーティングも実際のレーティングと大きく異なる値を算出した。レーティング推定式の定義に使用したデータの総数が少ないことも関係していると考えられるが、最も大きな要因はやはり平均悪手度の計算にパス以外の全着手を使用していたことであると推察できる。上田ら [5] や山下 [7] の手法においても、ノイズとなる要素を除外するため、計算に使用する手数や評価値に制限を設けている。そのような制限が本研究においても必要であるかを確かめるため今回の実験では制限を設けなかったが、この実験結果からオセロ用に何らかの制限を設ける必要があると考えられる。

10. まとめ

本研究はオセロを題材とし、プレイヤーの実力を正しく推定することを目指した。AI が考えた最善手の評価値とプレイヤーの着手の評価値の差を平均悪手度とし、それを元にプレイヤーのレーティングを推定したが、定義したレーティング推定式の精度が悪く、実際のレーティングとの間に大きな誤差が生まれた。平均悪手度を計算する際に定石などによるノイズの除去を行っていなかったため、オセロ用に平均悪手度の計算方法を改良していくことが今後の研究課題である。

参考文献

- [1] Murray Campbell, A. Joseph Hoane, Feng-hsiung Hsu, Deep Blue, *Artificial Intelligence*, 134(1), pp.57-83(2002).
- [2] M. Buro, The Othello Match of the Year: Takeshi Murakami vs. Logistello, *ICCA Journal* 20(3), pp.189-193(1997).
- [3] 今田智大, 橋本剛, オセロのハンディキャップに関する研究, *ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集*, 6, pp.151-154(2012).
- [4] 李咏謙, グリムベルゲンライエル, 評価特徴によるプレイヤーレベルに合わせるゲーム AI, *ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集*, 6, pp.134-136(2012).
- [5] 上田陽平, 池田心, 遺伝的アルゴリズムによる人間のレベルに適應する多様なオセロ AI の生成, *研究報告ゲーム情報学*, 5, pp.1-8(2012).
- [6] 亀井圭史, 柿添裕樹, 自己組織化写像と強化学習によるゲームエージェント構築 (ニューロコンピューティングの実装及び人間科学のための解析・モデル化, 一般), *電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング*, 113(382), pp.79-84(2014).
- [7] 山下宏, 将棋名人のレーティングと棋譜分析, *ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集*, vol. 2014, pp.9-16(2014).