

少ない棋譜からの将棋プレイヤー棋力推定手法の提案

馬場匠[†] 伊藤毅志[†]

概要: 本研究では、なるべく少ない棋譜から将棋プレイヤーの棋力を推定する手法を提案する。先行研究の将棋 AI を用いた棋力推定手法では 20 局程度の対戦を必要としていた。これは、分析対象とする局面の条件に「序盤や終盤の除外」などの制約があるため、1 局あたりの分析局面数が少なくなることが原因である。本研究では、どのような局面が棋力推定に有効に働くのかを詳細に調べた。その結果、接戦の局面ほど棋力推定に適していることが判明した。そこで、接待将棋 AI を用いて接戦の局面を多く作ることで、少ない対局数から棋力推定をする手法を提案した。この手法により、3～4 局程度の対戦でかなり正確に棋力推定ができることを確認した。

キーワード: ゲーム AI, 将棋, 棋力推定, 接待将棋 AI

Shogi Player's Rating Estimation Method using Fewer Game Records

TAKUMI BABA[†] TAKESHI ITO[†]

Abstract: In this research, we propose a method to estimate Shogi players' rating from fewer game records. In the related study of estimating players' rating using Shogi AI, about 20 game records were required. This is due to the fact that there are constraints such as "exclusion of opening game and end game" in the condition of the positions to be analyzed, so that the number of analysis positions per a game is very small. In this research, we investigated in detail what kind of position works effectively for rating estimation. As the result, we found that positions in close game are more suitable for rating estimation. Therefore, we proposed a method to estimate players' rating from a small number of games by creating many close game positions using an entertainment shogi AI. By using this method, we confirmed that we can estimate players' rating fairly accurately with 3 or 4 games.

Keywords: game AI, shogi, rating estimation, entertainment shogi AI

1. はじめに

本研究の対象とする将棋において、インターネットの普及により、オンライン上で見知らぬプレイヤーと手軽に対戦することが可能となった。このようなオンライン対戦のコミュニティにおいては、それぞれ独自の強さの指標を持っており、この指標によって棋力の近いもの同士でマッチングを実現する仕組みが組み込まれている。しかし新規プレイヤーにとっては、妥当な棋力指標が得られるまでは実力のかけ離れたプレイヤーとの多くの対戦が強いられる。また、既存プレイヤーにとっても、棋力の離れている新規プレイヤーとの対局を強いられる恐れがある。

実際、本研究で対象とするオンライン将棋道場「将棋クエスト」においてはレーティングと呼ばれる強さの指標を用いて棋力が計算されており、比較的早く棋力を安定化させる工夫を行っているが、レーティングが安定するまでに 50 局もの対局が必要であるとされている[1]。これはプレイヤーにとって大きな負担となる。このような状況の下、なるべく少ない棋譜から棋力を推定する手法が求められている。

将棋より早く人間のトップを超えたとされるバックギ

ャモンの分野では、AI を用いた棋力推定や学習支援が行われており、実用的なレベルに至っている[2]。将棋や囲碁の分野でも AI を用いることで従来の手法よりも少ない棋譜から比較的正確な棋力の推定ができるのではないかと考えられる。

本論文では、より少ない対局からプレイヤーの棋力を推定することを目的とする。1 局の棋譜からなるべく多くの分析対象とする局面を抽出するために、1 局の中で棋力推定により寄与する手を効率よく抽出する方法が求められる。先行研究から序盤や最終盤の手を排除する手法が用いられていることから、中盤以降で局面が大差にならない部分が棋力推定に有効である可能性が示唆される。

本研究ではまず、指し手の評価値の大きさと棋力推定に関わる指標の関係を調べ、僅差の手ほど棋力推定に寄与していることを確認する。そして、接戦を演じるために、仲道らが提案したプレイヤーの棋力に動的に合わせる対局システム[3]を用いた AI との対戦を行うことで、少ない棋譜で良い精度を上げる手法を提案し、その手法の効果を検証する。

[†] 電気通信大学
The University of Electro-Communications

2. 関連研究

2.1 チェスにおける棋力推定

チェスにおける棋力推定の研究として Guid らの研究がある[4]. Guid らはワールドチェスチャンピオンシップの歴代チャンピオン同士の棋力を比較した. 棋譜はワールドチェスチャンピオンシップの棋譜を用いた. 棋力を比較するために, 平均損失(MeanLoss)を定義した. 平均損失は以下の式で定義された.

$$(\text{平均損失}) = \frac{\sum |(\text{最善手の評価値}) - (\text{実際の着手の評価値})|}{(\text{分析対象となる総局面数})}$$

この平均損失が小さいほど, ミスの少ない強いプレイヤーであるという考えのもと棋力の評価を行った. AI は CRAFTY が用いられた. 探索の深さを 12 に固定し, 終盤は 13 に固定した. また, 両者の駒の数の合計が 15 未満のとき, エンドゲームの思考を開始した.

また, 分析局面の条件は以下のように設定された.

- (1) 12 手目以降
- (2) 着手前の評価値が-2 から 2(ポーンの評価値が 1)

(1)は序盤において, プレイヤの着手は「棋力」ではなく「好み」により, 分かれるため導入された. また(2)は, 例えば勝っている局面において, プレイヤは最善手よりも, リスクの少ない手を選ぶ傾向にあるため導入された.

分析の結果, 第3回世界チャンピオンのカパブランカが最も優れたプレイヤーであると判定された. しかし, 一般的には第13回世界チャンピオンのカスパロフが歴代最強ではないかと言われている. この分析の結果, カパブランカが最も優れたプレイヤーとなった理由として, カパブランカはシンプルな局面に進める傾向にあるため, ミスが少ないのではないかと考察されている.

この研究においては, 歴代世界チャンピオン同士での相対的な比較を行ったのみであり, 絶対的な評価指標と平均損失の関係は明らかにされていない.

2.2 将棋における棋力推定

将棋における棋力推定の研究として山下の研究がある[5]. 歴代名人の強さを棋譜から比較した. ここでは平均損失を以下のように定義した.

$$(\text{平均損失}) = \frac{\sum ((\text{着手前の評価値}) - (\text{着手後の評価値}))}{(\text{分析対象となる総局面数})}$$

山下は平均損失に加え, AI と着手が一致した「一致率」, 着手の評価値が AI の着手の評価値を上回った「好手率」, 着手の評価値が AI の着手の評価値を下回った「悪手率」に

場合分けし, 分析した.

ここでは, 分析局面の条件を以下のように設定した.

- (1) 40 手目以降
- (2) 着手前の評価値が-10 から 10(歩の評価値が 0.87)

この分析局面の条件は, Guid を参考に決められているが, 40 手制限や評価値制限の妥当性について科学的な検証はなされていない. 本研究では, これらの値の妥当性についても検証する. また, 手法としては, 2.1, 2.2 の「平均損失」によりプレイヤーの強さを評価するという点は本研究でも継承する. しかし, 山下の研究においては棋力推定に 20 局分もの棋譜を必要としており, 本研究では, 如何にこの試合数を少なくできるかについて議論していく.

3. 予備実験

本章では, オンライン将棋道場「将棋クエスト」[6]のコミュニティにおける任意の棋譜を用いて, レーティングと平均損失の関係を明らかにする. さらに「対象プレイヤーの指し手前の局面の評価値の絶対値の上限」(以下, 「評価値の閾値」とする)と棋力推定に必要な分析局面数の関係を示し, 実際に評価値の閾値と必要な分析局面数を決定する. また, 棋力推定に必要な分析局面を生成するとき, 一般的な対局に必要な対局数と, 接待将棋 AI と対局したときの必要な対局数を算出する.

3.1 ではレーティングと平均損失の相関を求める. 3.2 では平均損失とレーティングの関係から棋力推定を行うための式を求める. 3.3 では特定のプレイヤーに対し, レーティングの推定を行い, 推定に必要な分析局面数を求める. 3.4 では将棋クエスト上での対局において, 1局あたり分析局面が何局面取れるか調査する. さらに, 3.5 では提案手法で用いる接待将棋 AI との対局において, 1局あたり分析局面が何局面程度取れるかについて概算する.

3.1 レーティングと平均損失の相関

3.1.1 目的

将棋クエストにおけるプレイヤーのレーティングと平均損失の関係を示す. また, 山下の研究における評価値の閾値の妥当性について検証する. これにより, 本実験に用いる評価値の閾値と分析局面数を決定する.

山下の定義する悪手率, 好手率, 一致率を考慮することなく, 平均損失のみでプレイヤーのレーティングを推定できることを示す.

3.1.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のプレイヤーの棋譜を対象にした. 分析には技巧のバージョン 2.0.2 を用いた[7]. 探索の深さは 10 に固定した. 分析対象とする局面は山下の条件を参考に, 40 手目以降とした. さらに以下の 2 条件を追加した.

- (1) 着手後の評価値が Mate 以外
- (2) 対局者のどちらも Bot ではない。

(1)は着手後の評価値が Mate となった場合、平均損失に大きく影響を与え、妥当な値が取れないため、分析局面から除外した。

本研究において平均損失は山下の手法に倣い、以下の式で計算するものとする。

$$(\text{平均損失}) = \frac{\sum((\text{着手前の評価値}) - (\text{着手後の評価値}))}{(\text{分析対象となる総局面数})}$$

評価値の閾値を 100 刻みに 100 から 1000 まで条件を変え、分析局面数を 10 刻みに 10 から 100 まで変えた。レーティングは十分な分析局面を用意できた 1100 から 1999 までのプレイヤーを対象とし、レーティングを 100 刻みにグループ分けした。それぞれのグループで指定局面数の分析局面を用意し、レーティングの損失の平均を算出した。この時のレーティングと平均損失の相関係数を計算した。

3.1.3 結果

評価値の閾値を縦軸に、分析局面数を横軸に取った。この時の、プレイヤーのレーティングと平均損失の相関係数は以下ようになった。高い相関係数は赤で、低い相関係数は緑で色付けた。

表 1 レーティングと平均損失の相関係数

		分析局面数									
		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
評価値の閾値	100	0.3987	0.7449	0.6877	0.6892	0.6382	0.6732	0.6637	0.7216	0.6753	0.7292
	200	0.4067	0.6150	0.7317	0.7759	0.7671	0.8354	0.7580	0.7637	0.8617	0.9016
	300	0.4151	0.5658	0.7474	0.7356	0.6930	0.7112	0.8000	0.9171	0.7872	0.8832
	400	0.6379	0.5098	0.5855	0.7756	0.8281	0.7770	0.8649	0.7630	0.8970	0.8810
	500	0.4352	0.6805	0.5946	0.6406	0.6339	0.5139	0.6036	0.7307	0.8446	0.7014
	600	0.2434	0.6054	0.8420	0.5236	0.6586	0.7224	0.7012	0.6351	0.6263	0.7149
	700	0.3973	0.5825	0.7424	0.4776	0.7582	0.6143	0.7847	0.8279	0.7276	0.8839
	800	0.5848	0.5621	0.6317	0.6238	0.6135	0.7785	0.7614	0.5972	0.8142	0.7258
	900	0.5890	0.6683	0.5050	0.6914	0.5962	0.5954	0.8330	0.7140	0.6147	0.8119
	1000	0.6097	0.6327	0.6190	0.6019	0.5953	0.7557	0.7608	0.8115	0.8350	0.7360

3.1.4 考察

将棋クエストにおいて、レーティングと平均損失に相関があることが示された。このことから、平均損失のみでプレイヤーのレーティングを推定することが可能であることが示唆された。

より少ない局面数から高い相関を得るために、評価値の閾値と分析局面数の関係を表 1 から眺めると、一般に評価値の閾値が小さいときに、高い相関係数が得られる傾向が見られる。閾値が 600 で 30 局面数のときに特異的に高い数値が得られているが、少ない局面で安定して高い相関が得られているのは、閾値を 200 程度として分析局面数を 40-60 程度にしたときに比較的高い相関が見られている。そこで、本研究では評価値の絶対値の閾値を 200 に設定するこ

とにした。

3.2 レーティングと平均損失の関係

3.2.1 目的

将棋クエストにおいてもレーティングと平均損失に相関があることが示された。そこで、実際にレーティングを平均損失の式で表す。

将棋クエストにおけるレーティングと平均損失のグラフから近似直線を求める。平均損失から近似直線を用いて、レーティングを算出できるようにする。

3.2.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のプレイヤーの棋譜を対象にした。31398 局分の棋譜を用いた。分析には技巧のバージョン 2.0.2 を用いた。探索の深さは 10 に固定した。分析対象とする局面は山下の条件を参考に、40 手目以降とし、3.2.1 で用いた 2 条件 (Mate の局面ではなく、Bot との対局でもない) も追加した。

レーティングが 1100 から 1999 までのプレイヤーを対象とし、レーティングを 100 刻みにグループ分けした。それぞれのグループにおける分析局面全てを用いて、平均損失を算出した。

3.2.3 結果

それぞれのレーティング群における平均損失の関係は図 1 のように示された。実線は実際のデータ点を通るグラフであり、破線は近似直線である。

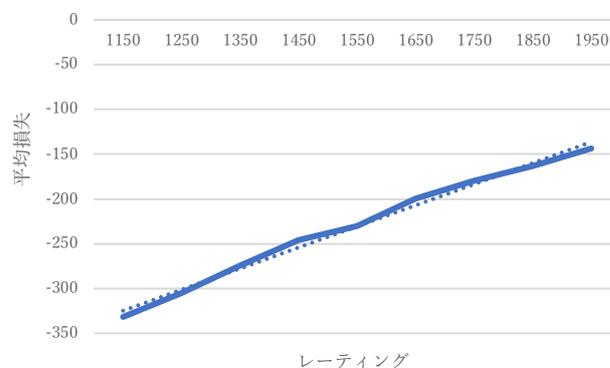


図 1 将棋クエストにおけるレーティングと平均損失

相関係数は 0.9959 となった。近似直線から平均損失からレーティングを求める式は以下の式 (1) となった。

$$(\text{レーティング}) = (\text{平均損失}) \times 4.2464 + 2529 \quad (1)$$

3.2.4 考察

将棋クエストにおいて、レーティング 1100 から 1999 のプレイヤーにおいて、レーティングは、概ね平均損失と 1 次関数の関係で求められることが示唆された。

平均損失が 0 の場合、将棋クエストにおけるレーティングは 2529 に相当する。つまり、分析で用いている技巧のバ

バージョン 2.0.2 を深さ 10 で探索させると、将棋クエストのレーティング 2529 のプレイヤーに相当する棋力であるという計算になる。

3.3 分析局面数による推定レーティングの誤差の推移

3.3.1 目的

分析局面数による、推定レーティングの誤差の遷移を確認する。これから将棋クエストにおけるレーティングの推定に必要な分析局面数を決定する。

3.3.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のプレイヤーの棋譜を対象にした。分析には技巧のバージョン 2.0.2 を用いた。探索の深さは 10 に固定した。分析対象とする局面は山下の条件を参考に、40 手目以降とし、3.2.1 で用いた 2 条件 (Mate の局面ではなく、Bot との対局でもない) も追加した。

特定のプレイヤーについて、分析局面数による推定レーティングの誤差の遷移を算出した。

3.3.3 結果

分析局面数による推定レーティングの誤差の遷移は以下の図のようになった。

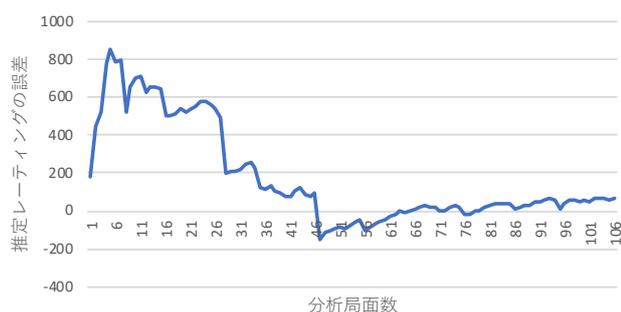


図 2 分析局面数と推定レーティングの誤差

分析局面数が 50 程度になると、誤差が収束している様子が観察される。また、その時の誤差は±100 以内に収まっている。

3.3.4 考察

以上のことから、将棋クエストにおいて、この手法を用いて±100 以内の誤差でレーティングの推定を行うためには、分析局面は 50 局面ほど必要であること示唆される。

3.4 プレイヤ同士の対局における 1 局あたりの分析局面数

3.4.1 目的

将棋クエストの 10 分切れ負けにおけるレーティングの推定に必要な分析局面数を調べる。1 局分の棋譜にどの程度の分析局面が含まれるのか検証する。さらにレーティングの推定には、将棋クエストの棋譜が何局必要であるのか検証する。

3.4.2 方法

将棋クエストにおける任意の棋譜を対象にした。4000 局分の棋譜を用いた。分析には技巧のバージョン 2.0.2 を用いた。探索の深さは 10 に固定した。分析対象とする局面は山下の条件を参考に、40 手目以降とし、3.2.1 で用いた 2 条件 (Mate の局面ではなく、Bot との対局でもない) も追加した。

評価値の閾値を 100 刻みに 100 から 1000 まで条件を変えた。この時、1 局あたり平均で分析局面がいくらか含まれるのか算出した。

3.4.3 結果

1 局あたりに含まれる分析局面数は以下のようになった。

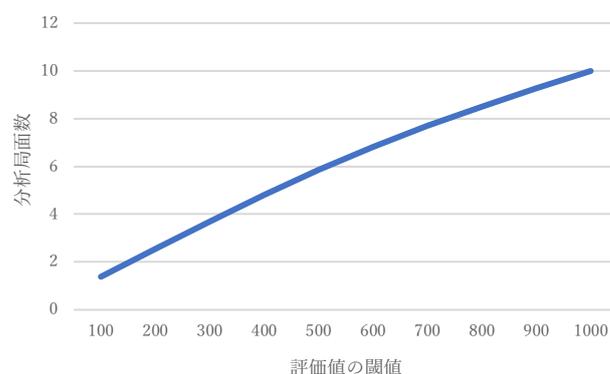


図 3 1 局あたりに含まれる分析局面数

分析局面数は評価値の閾値に比例した。この結果から、評価値の閾値を 200 とした時、1 局あたりに含まれる分析局面数は約 2.5 局面であることもわかった。

3.4.4 考察

評価値の閾値を 200 とし、分析局面を 50 局面用意するためには、将棋クエストの棋譜を 20 局分用意する必要がある。AI を用いることで 50 局から 20 局に対局数を減らすことができたが、まだ十分に少ない対局数であるとは言えない。そこで本研究では、より少ない対局から棋力推定する手法を提案し、検証する。

3.5 接待将棋 AI との対局における 1 局あたりの分析局面数

3.5.1 目的

プレイヤー同士での対局でレーティングの推定を行うには、20 局程度の対局が必要であることが分かった。

そこで仲道らが提案した接待将棋 AI との対局により [3], 意図的に評価値の閾値が 200 以下となる分析局面を増やす手法について考える。この AI との対局によって、どの程度の対局数でレーティングの推定が可能となるかを検証する。

3.5.2 方法

仲道らは動的に棋力を調整する手法として、接待将棋 AI を提案した。接待将棋 AI は評価値に以下の計算式を適用することで実現される。

$$V_0(M) = \begin{cases} -V(M), & V(M) \geq 0 \\ V(M), & V(M) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)によって、評価値が0に近いほど評価値が高くなる。これにより、接戦が演出され、1局から評価値の閾値が200以下の分析局面数が増加することが期待される。本研究では棋譜分析に用いた将棋AI「技巧」のバージョン2.0.2を用いて仲道が提案する接待将棋AIを実装する。探索の深さは上限を100とした。さらに評価値に関わらず、投了しないように実装した。AIの指し手に変化を持たせるために、定跡を用いないAI_1と、最長で20手まで定跡を用いるAI_2の2種類のAIを用意した。

これを用いて、将棋クエストのレーティングが1873である一人のプレイヤーと対戦を行った。持ち時間は将棋クエストと同じ10分切負けとした。AI_1とAI_2とそれぞれ先後1局ずつ、合計4局対局した。

分析には技巧のバージョン2.0.2を用いた。探索の深さは10に固定した。分析対象とする局面は山下の条件を参考に、40手目以降とした。また着手後の評価値がMateの場合は分析局面から除外した。3.1から評価値の閾値は200とした。さらに切れ負けの対局において、持ち時間が少なくなると焦りから指し手が悪くなると考えられるため、持ち時間が1分を切っている手は分析局面から除外した。

3.5.3 結果

それぞれの接待将棋AIとの対局における分析局面数は4局合計で78局面となった。

3.5.4 考察

レーティングの推定には50局面必要であるため、約3局で推定が可能であると考えられる。ただし、今回の実験では被験者は1名で、対局数も4局と少ないので、推定に必要な対局数がたまたま少なかった可能性がある。そこで本実験では、4局の対局からレーティングの推定を行うこととする。

4. 提案手法と実験の準備

本章では、提案手法とその検証実験の流れ、棋譜の分析方法について述べる。

4.1では、3章の結果を踏まえて本研究で用いる接待将棋AIとそれを使ってどのように棋力推定を行うのか、その手順について述べる。4.2では本実験の流れについて述べる。

4.3では、実験から生成した棋譜の分析手法について述べる。

4.1 提案手法

3章の結果から、接待将棋AIとの対戦によって、評価値の閾値を200以下とする局面が3~4局程度で50局面程度得られることが確認された。そこで、本研究では以下の手順で棋力推定を行う手法を提案する。

- ① 接待将棋AIと4局対戦
- ② 評価AIを用いて評価値200以内の局面の抽出

- ③ 抽出した局面から平均損失を計算
- ④ 式(1)からレーティングを算出

4.2 実験の準備

4.2.1 事前対局

本研究は、将棋クエスト上での実際の被験者のレーティングを基準に、レーティングの推定精度を評価する。そのため、将棋クエストのアカウントを持っていない被験者については、レーティングが収束するまで将棋クエストで10分切れ負けをプレイさせた。レーティングが安定するには50局程度必要とされているため、50局を目安とした。

また、しばらく将棋クエストでの対局がない被験者についても、将棋クエストをプレイさせ、レーティングの値を安定させた。

4.2.2 実験環境

接待将棋AIは以下の条件で動作させた。

- ノートパソコン

MacBook (プロセッサ 1.3GHz Intel Core i5, メモリ 8GB 1867 MHz LPDDR3)

- 対局用 GUI

MacBook上で動作する「将棋ぶらうざQ」[8]というGUIを用いた。実際の対局時の画面を図4に示す。



図4 将棋ぶらうざQの対局画面

4.2.3 実験参加者

本実験は、将棋のある程度のプレイ経験のある10名に協力を依頼した。幅広いレーティングにおいて棋力推定が可能であることを検証するため、将棋級位者から段位者まで幅広い棋力の被験者を集めた。

それぞれの被験者の将棋クエストにおける10分切れ負けのレーティングを表2に示す。

表2 被験者の実際のレーティング

被験者	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
レーティング	1455	856	1267	1398	2157	1973	2134	1850	2199	1844

被験者9については、対局に制限がかかった。将棋クエ

ストはソフト指しの防止として「10分切れ負け、1手30秒、5分切れ負けの各モードでのレーティングが2200点以上になると、2分切れ負けでのレーティング要件を満たさないとプレイできなくなります。」とされている[1]。そのため、被験者9のレーティングは、表2よりも高い値であることが推察される。

5. 本実験

5.1 目的

本実験では、将棋クエストの実際の棋力と4.1で示した提案手法で行う棋力推定の結果を比較して、その精度を検証する。

5.2 実験手順

実験は以下の手順で行った。

1. 対局における注意事項の説明する
2. GUIの操作に慣れさせるため練習対局をさせる
3. 先手番でAI_1と対局させる
4. 後手番でAI_1と対局させる
5. 先手番でAI_2と対局させる
6. 後手番でAI_2と対局させる

各対局の間では、申し出があれば休憩を設けた。この4局によって得られた分析局面を用いて棋力推定を行う。

さらに、分析局面の条件を追加することで、より高い推定精度を得られるかを調べた。5.3では残り時間の考慮や序盤40手の除外した場合の推定精度を検証する。5.4においては序盤の分析局面から除外する手数の制限を変えて、推定精度の評価を行った。

5.3 残り時間と序盤40手による除外の効果の検証

5.3.1 目的

提案システムを用いて、実際にレーティングの推定を行う。また、被験者の持ち時間が1分を切っている着手について分析局面とするべきか、序盤40手は分析局面とするべきかどうか評価する。

5.3.2 方法

接待将棋AIとの4局の対局の棋譜から、平均損失を算出する。分析局面の条件として、評価値の閾値を200とした。平均損失からレーティング算出し、実際のレーティングと比較する。推定精度の評価には平均二乗誤差平方根を用いる。

持ち時間の残りが1分を切っている着手について分析局面とするべきか、序盤40手の着手を分析局面とするべきかどうか、それぞれの推定結果から平均二乗誤差平方根を算出して評価する。序盤40手を分析局面とする場合、AIの定跡から外れたところから評価の対象とする。

A,Bは序盤40手を分析局面から除外した結果であり、C,DはAIの定跡から外れたところから分析局面とした結果である。また、A,Cは持ち時間が1分を切った着手も分析局面とするもの、B,Dは持ち時間が1分を切った着手を

分析局面から除外した結果である。

5.3.3 結果

それぞれの条件下における推定結果と平均二乗誤差平方根は以下の表となった。

表3 各手法の平均二乗誤差平方根

手法	A	B	C	D
平均二乗誤差平方根	187	168	277	305

序盤40手と残りの持ち時間1分未満の着手を分析局面から除外した手法Bのとき、**平均二乗誤差平方根は168**となり、最も推定精度が高い結果となった。

5.3.4 考察

持ち時間1分未満の着手を分析局面から除外した結果が良いことから、切れ負けの対局において、持ち時間が少なくなると、着手に影響が出ていることが分かる。

また、序盤40手を除外することで推定精度が上がって原因として、Guidが言及していた、「序盤は実力よりも好みに左右される」[4]が原因と考えられる。

推定レーティングは序盤40手を除外するA,Bよりも序盤40手を除外しないC,Dが高い値となっている。これは、序盤において大きなミスをしづらいため、序盤の分析局面数が増え、平均損失の値が大きくなっていると考えられる。また、持ち時間1分以下の着手も分析局面とするA,Cよりも持ち時間1分以下の着手を分析局面から除外するB,Dの方が、推定レーティングが高い値となった。これは、終盤の持ち時間が少ない局面においては、早指しを行うことにより、評価値の低い着手が選ばれるためであると考えられる。

5.4 序盤の除外手数による推定精度

5.4.1 目的

山下は序盤40手について、分析局面から除外した。序盤を除外する必要があるのか、この値の妥当性について検証する。

5.4.2 方法

接待将棋AIとの4局の対局の棋譜から、平均損失を算出する。なお、評価値の閾値は200、持ち時間の残りが1分未満の局面は排除する条件のもとで実験を行った。

序盤の除外する手数を0から80手まで4手刻みで変化させて、それぞれの場合における推定精度を評価した。ただし、解析した技巧における定跡部分は分析局面から除外した。

平均損失からレーティング算出し、実際のレーティングと比較する。推定精度の評価には平均二乗誤差平方根を用いた。

5.4.3 結果

序盤の指定手数を分析局面から除外したときの、それぞれの推定レーティングの平均二乗誤差平方根は以下の結果

となった。

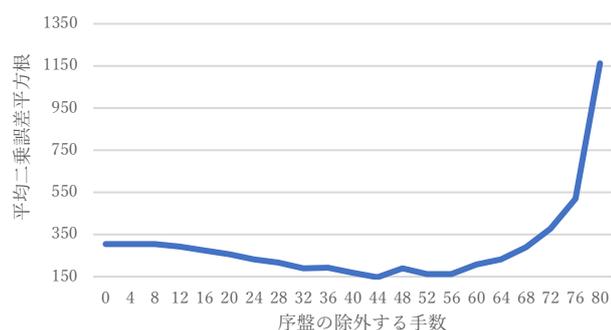


図 5 序盤の指定手数を除外したときの推定レーティングの平均二乗誤差平方根

除外する手数を 44 としたとき、**推定レーティングの平均二乗誤差平方根は最小値の 146 となった。**ただし、この結果は平均損失とレーティングの式を算出したときの、条件が「序盤 40 手を除外」となっているため、除外する手数が 40 手程度のときに、高い推定精度が出ている可能性も考えられる。この場合、推定レーティングが一律で線形変換されていると推測される。そこで、実際のレーティングと推定レーティングの相関係数を算出した。

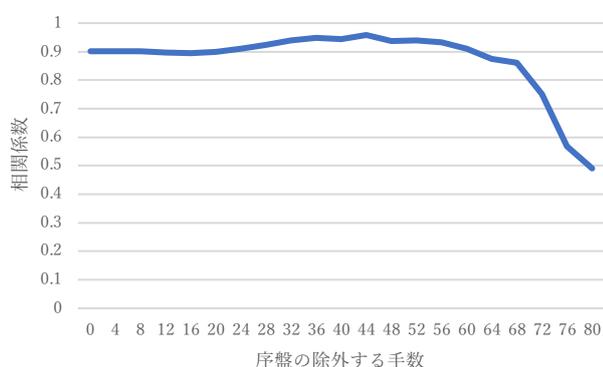


図 6 指定手数を除外したときの推定レーティングと実際のレーティングの相関係数

実際のレーティングと推定レーティングの相関係数においても、除外する手数が 44 手のとき、最高値の 0.96 を取った。なお、本実験の対局における技巧の定跡手数は平均で 10.4 手であった。

5.4.4 考察

Guid や山下は経験的に序盤を分析局面から排除していたが、この実験からその効果が実証された。実際の AI の定跡手数は 10 手程度であり、手数の長いもので 20 手を超えることはなかった。よって、定跡から外れても序盤 44 手程度は、レーティングに関係なく着手されていることが示された。Guid が言うような「好みによる差」とするにはやや無理があるように思われる。これはむしろ序盤はコンピュ

ータ将棋にとっても難しく、あまり正しい手を選べていない可能性を示唆しているのかも知れない。

序盤の除外する手数を 40 から 56 としたときのみ、推定レーティングの平均二乗誤差平方根は 200 を下回った。このことは、山下の設定した 40 手がかなり妥当な値であったことを示唆している。

6. 結論

6.1 結論

本研究では、まず将棋クエストにおけるレーティングと平均損失に強い相関関係があることを示した。これにより、山下の好手率、悪手率、一致率を用いることなく、平均損失のみからレーティングの推定が可能であることを示した。また、評価値の閾値を 200 としたとき、50 局面程度の分析局面からレーティングの推定が可能であることを示した。

そこで、効率的に評価値の閾値の低い接戦した局面を作り出すために、接待将棋 AI を用いることで、少ない対局から多くの分析局面を抽出する手法を提案した。実際に分析でも用いる技巧を用いて接待将棋 AI を実装し、この接待将棋 AI との対局の棋譜により、1 局あたりの分析局面数を増やすことができた。

さらに、提案手法の推定精度を評価するために、評価実験を行った。級位者から段位者までの被験者 10 名を対象に、接待将棋 AI と 4 局対戦させた。この棋譜を技巧を用いて分析局面から平均損失を算出することで、レーティングの推定を行った。この推定結果を実際の将棋クエストにおけるレーティングと比較して良好な結果を得ることができた。

本研究では 10 分切れ負けを対象としているため、持ち時間による思考への影響も考慮した。持ち時間の残りが 1 分を下回った場合の手を分析局面から除外することで、持ち時間を考慮しないものよりも高い推定精度が得られることが判明した。また、序盤 44 手を分析局面から除外することにより、さらに高い推定精度が得られることを示した。

6.2 今後の展望

分析局面の条件を工夫することにより、さらに少ない対局から高い推定精度を目指したい。例えば盤面の情報から、持ち駒の数や玉の危険度などを活用することにより、より高い推定精度が期待できるのではないかと考えられる。

謝辞 将棋クエストの棋譜を提供して頂いた棚瀬寧氏に御礼申し上げます。また、被験者として実験にご協力頂いた多くの皆様にも、深く感謝致します。

なお、本研究は JSPS 科研費 18H03347 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] “将棋クエストヘルプ”.
http://wars.fm/ios_help_shogi-ja.html, (参照 2019-01-25).
- [2] 望月正行, 景山充人, 桑門昌太郎: “改訂新版 バックギャモンブック”, 河出書房新社, (2017).
- [3] 仲道隆史, 伊藤毅志: “プレイヤーの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価”, 情報処理学会論文誌. vol. 57, no. 11, p. 2426-2435 (2016).
- [4] Guid, M. and Bratko, I. : ”COMPUTER ANALYSIS OF WORLD CHESS CHAMPIONS”, ICGA Journal, vol. 29, no. 2, p. 65-73. (2006).
- [5] 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, p. 9-16. (2014),
- [6] 無料オンライン将棋サイト“将棋クエスト”.
<http://wars.fm/shogi?lang=ja>, (参照 2019-01-25).
- [7] GitHub- Gikou:将棋ソフト「技巧」.
<https://github.com/gikou-official/Gikou>, (参照 2019-01-25).
- [8] “将棋ぶらうぎQ”.
<https://www.sbrowser-q.com/>, (参照 2019-01-25).