

# 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<sup>1</sup> 伊藤 毅志<sup>2,a)</sup>

受付日 2019年6月20日, 採録日 2020年3月13日

**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 を用いた棋力推定の手法では 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, 平均損失に着目して, 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, 相手に合わせて動的に強さを調整する接待将棋 AI を用いて接戦の局面を多く作ることににより, 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, 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: コンピュータ将棋, 棋力推定, 平均損失, 接待将棋 AI

## A Method that Estimating Shogi Players' Rating by Using Fewer Game Records

TAKUMI BABA<sup>1</sup> TAKESHI ITO<sup>2,a)</sup>

Received: June 20, 2019, Accepted: March 13, 2020

**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 by focusing on mean loss. 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 a shogi which adjusts the strength dynamically. By using this method, we confirmed that we can estimate players' rating fairly accurately with about 4 games.

**Keywords:** computer shogi, estimating players' rating, mean loss, entertainment shogi AI

### 1. はじめに

本研究の対象とする将棋では, インターネットやスマートフォンの普及にともなって, 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ている. このようなオンライン対戦のコミュニティにおいては, プレイヤーの棋力はそれぞれ独自の強さの指標によって計算されてお

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げ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, 一定の確率で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こととなる.

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を測る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およそ 50 局もの対局が必要であるとされている [1].

<sup>1</sup> 富士通株式会社  
Fujitsu Limited, Kawasaki, Kanagawa 211-8588, Japan

<sup>2</sup> 電気通信大学  
The University of Electro-Communications, Chofu, Tokyo  
182-8585, Japan

a) ito@cs.uec.ac.jp

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いわ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、より少ない対局数からプレイヤーの棋力を推定する手法について議論する。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局のなかで棋力推定により寄与する手を効率良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、僅差の局面における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。

## 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棋譜を用いて、歴代チャンピオン同士の棋力を比較した。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。

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

Guid らは、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。分析には CRAFTY という AI 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、プレイヤーの着手は「棋力」ではなく「好み」により分かれるという考えのもと導入された。また (2) は、たとえば勝っている局面において、プレイヤーは最善手よりも、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いわれている。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]。山下は、将棋ソフト「Bonanza 6.0」を用いて歴代名人の強さを棋譜から比較した。山下は、着手により評価値が上昇した値を平均した「平均好手」と着手により評価値が下降した値の絶対値を平均した「平均悪手」に場合分けした。

山下は、平均好手も平均悪手も棋力との間に相関があることを確認していたが、平均好手はレーティングが 2,500 を超える場合不安定になることを理由に棋力推定には平均悪手のみを用いた。また、山下は、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、本研究ではなるべく少ない棋譜からプレイヤーの棋力を推定したいので、分析局面数を増やす必要がある。したがって、平均悪手だけでなく、平均好手も含んだ 3.1.2 項で新しく定義する平均損失を用いることにした。

山下の研究における棋力推定では、20 局程度で将棋プレイヤーの棋力が推定できると書かれているが、それより少ない棋譜数で推定できるのかについての議論はなされていない。本研究では、できる限り少ない棋譜数で推定する手法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」と呼ぶ)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、一般的な対局で必要な対局数と、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 節ではレーティングと平均損失の相関を調べる。3.2 節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 節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 節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 節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と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。

山下の研究で定義された悪手率、好手率、一致率を考慮しなくとも、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、将棋ソフトにおいて Mate の値は非常に大きな値であるため (技巧では 32,000)、平均損失に大きく影響を与え、妥当な値がとれないことが判明したため、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用いた平均悪手と平均好手の結果を考慮して、以下の式で計算するものとする。山下は平均悪手のみを用いたが、この式では平均好手も評価できる。これによって、少ない棋譜からでも少しでも多くの局面を評価できるようにしたい。

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

山下の手法では、Bonanza 6.0 (歩の価値 0.87) を用いて評価値の閾値を 10 に固定していたことを参考に、本研究では、技巧の歩の価値が 100 であることを考慮して、評価値の閾値を 100 刻みに 100 から 1,000 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 1,100 から 1,999 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

表 1 評価値の閾値の絶対値と分析局面数に対するレーティングと平均損失の相関係数

Table 1 Correlation coefficient between the actual rating and the average loss.

		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	0.6190	0.5953	0.7557	0.7608	0.8115	0.8350	0.7360

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とった。このときの、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した。

#### 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の間には比較的高い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できる可能性が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、より少ない局面数で比較的安定して高い相関が得られているエリアを探すと、閾値を 200 程度で分析局面数を 40~60 程度にしたとき 0.76 以上の値を示していることが分かる。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高い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

対象とする棋譜は、将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のレーティングが 1,100 から 1,999 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プレイヤーの 31,398 局分の棋譜を対象にした。これらの棋譜の各グループのプレイヤー数の内訳は、図 1 のようになった。

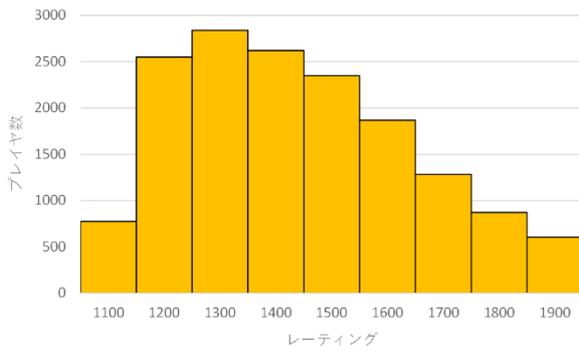


図 1 対象とする棋譜のレーティングとプレイヤー数の関係

Fig. 1 Relation between the rating and the number of players in the game records.

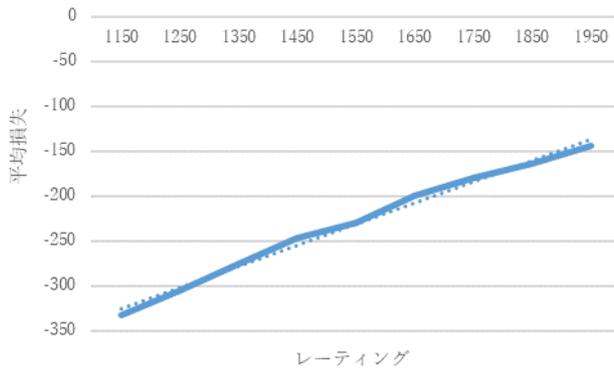


図 2 将棋クエストにおけるレーティングと平均損失の関係

Fig. 2 Relation between rating and average loss in Shogi Quest.

また、これら棋譜のすべてのアカウント数をカウントしたところ、16,329 個であった。一般にオンラインの対局では一人で複数のアカウントを持っているプレイヤーもいるために、実際何人のプレイヤーデータであるかは分からないが、おおむね 16,329 人以下のデータであることが推察される。

棋譜の分析には技巧のバージョン 2.0.2 を用い、3.1 節の実験と同様の実験条件で実験を行った。それぞれのグループにおける分析局面すべてを用いて、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 2 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。

相関係数は 0.9959 と非常に高い相関となった。近似直線に基づいて、平均損失からレーティングを算出する式として以下の式 (1) を得た。

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

### 3.2.4 考察

将棋クエストにおいて、レーティング 1,100 から 1,999 のプレイヤーにおいて、レーティングは平均損失と非常に高い相関があり、線形近似できることが分かった。

相関を確かめた範囲外でも線形近似が可能だと仮定すれば、平均損失が 0 の場合、将棋クエストにおけるレーティ

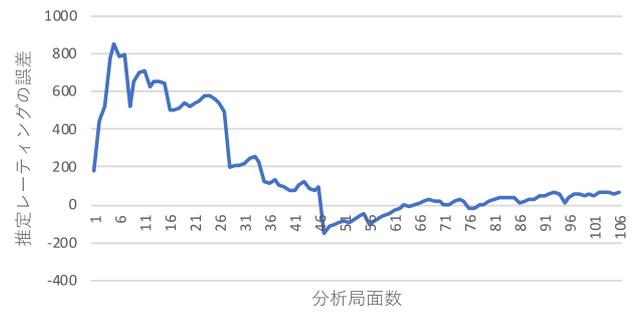


図 3 分析局面数と推定レーティングの誤差の関係

Fig. 3 Relationship between the number of analysis positions and the error of estimated rating.

ングは 2,529 に相当する。つまり、分析で用いている技巧のバージョン 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 2,529 のプレイヤーに相当する棋力であるということの意味する。

## 3.3 分析局面数に対する推定レーティングの誤差の推移

### 3.3.1 目的

分析局面数に対する推定レーティングの誤差の推移を調べ、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推定する。

### 3.3.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける比較的対局棋譜数の多いプレイヤーのなかからランダムに選んだ 1 名 (レーティング: 1,573~1,596) 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、3.1 節の実験と同様の実験条件で実験を行った。

選んだ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推移を算出した。

### 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推移は以下の図 3 のようになった。

この図から、分析局面数が 50 程度以上になると、誤差が収束していく様子が観察される。また、そのときの誤差は ±100 以内に収まっている。

### 3.3.4 考察

1 人のデータのみから議論することが危険であることは承知しているが、少なくともこのプレイヤーに関していえば、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が示唆された。この結果をもとに、本研究では分析に必要な局面数を 50 局面と仮定して、議論を進めることにする。

## 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

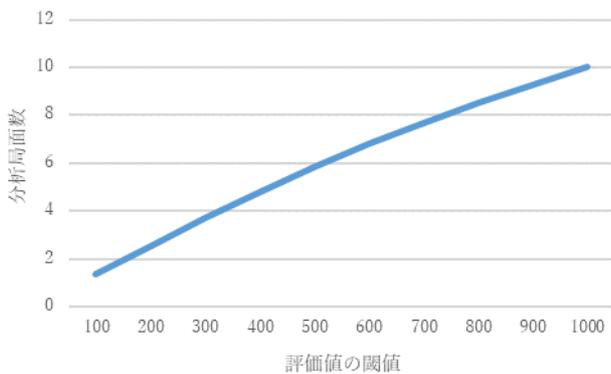


図 4 1局あたりに含まれる分析局面数

Fig. 4 The number of analysis positions included per a game.

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。4,000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、3.1 節の実験と同様の実験条件で実験を行った。

評価値の閾値を 100 刻みに 100 から 1,000 まで条件を変えた。このとき、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図 4 ようになった。

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 局面であることが示された。

### 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いえない。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について考慮する必要がある。

## 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の手法を用いた 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。

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

V は評価関数であり、V(M) は M の局面における評価値を表す。式 (2) を用いることによって、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。さらに評価値にかかわらず、投了しないように実装した。また、対戦でなるべく多様な棋譜を得るために、定跡を用いない AI1 と、最長で 20 手まで定跡を用いる AI2 の 2 種類の AI を用意することで序盤のバリエーションを増やすよう工夫した。

これを用いて、将棋クエストのレーティングが 1,873 の 1 人のプレイヤーと対戦実験を行った。持ち時間は将棋クエストと同じ 10 分切負けとし、AI1 と AI2 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 節の実験結果から、評価値の閾値は 200 とした。さらに切れ負けの対局では、持ち時間が少なくなると焦りから指し手が乱れる可能性があるため、持ち時間が 1 分を切っている手は分析対象局面から除外することにした。

### 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。なお、4 局の分析局面数の内訳は、定跡を用いない AI1 との対局の先後後手、定跡を用いる AI2 との対局先後後手の順で、15 局面、28 局面、11 局面、24 局面であった。

### 3.5.4 考察

3.2 節の実験結果からレーティングの推定には 50 局面程度以上必要であるため、この被験者の場合では、約 3 局で 50 局面程度以上の局面が抽出可能である計算となる。しかし、今回の実験では被験者はわずか 1 名で、対局数も 4 局と非常に少ないので、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。また、各対局によって得られる分析局面数には大きなばらつきが見られる。

そこで、以下に行う提案手法の評価実験では、4 局の対局からレーティングの推定を行うものとする。

## 4. 提案手法と実験の準備

本章では、提案手法とその評価実験の流れ、棋譜の分析方法について述べる。

4.1節では、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節では本実験の流れについて述べる。4.3節では、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章で行ってきた予備実験の結果から、接待 AI との対戦によって、評価値の閾値を 200 以下とする局面を 50 局面程度得るためには、3~4 局の対局が必要であることが示唆された。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 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 3.2 節の式 (1) から推定レーティングを算出

### 4.2 実験の準備

#### 4.2.1 被験者の準備

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 局が必要とされているため、50 局以上対戦させることを目安とした。

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ることにした。

#### 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 1.3 GHz Intel Core i5, メモリ 8 GB 1,867 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。

#### 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。被験者は、将棋クエストで十分な対局数を行って、すでにレーティングが安定している人と、新規ユーザに依頼して、レーティングが安定する

まで対局を繰り返すように教示した被験者で構成されている。レーティングが安定するとは、最新のレーティングと直近 10 局のそれぞれのレーティングとの誤差が 20 以内になったときと定義した。なお、最もレーティングが高かった被験者は、レーティングが安定する前に対局に制限がかかり、それ以上対局を続けることができなくなった。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 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、この被験者は十分にレーティングの値が安定するまで対局数を重ねることができず、2,199 となっているが、実際にはそれよりも高いレーティングである可能性がある。

それぞれの被験者の実際のレーティングは、表 3 を参照されたい。

## 5. 本実験

### 5.1 目的

本実験では、4.2.3 項で調べた被験者の将棋クエストにおける実際のレーティングと 4.1 節で提案する手法による棋力推定によって算出されたレーティングを比較して、提案手法の有効性を検証する。

### 5.2 実験手順

実験は以下の手順で行った。

- (1) 実験の手順を説明する。
- (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 AI1 と対局させる。
- (4) 後手番で AI1 と対局させる。
- (5) 先手番で AI2 と対局させる。
- (6) 後手番で AI2 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。(3)~(6) の 4 回の対局は、将棋クエストとの対局条件に合わせて 10 分切れ負けの持ち時間で行うこととした。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について詳細に調べた。

本手法の有効性を示すために、5.3 節では 2 つの事前検証実験を行った。1 つは接待将棋 AI を用いることで、本当に少ない対局数で棋力推定が行えているのかを検証する実験を行った。また、5.4 節では接待将棋 AI を用いずに、単に分析局面の閾値を広げて分析局面数を増やす方法で、棋力推定の精度がどう変わるかを検証する実験も行った。

さらに、5.5 節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し、5.6 節では序盤の分析局面から除外する手数制限を変えた場合の、推定精度の評価を行った。

なお、以下で行う推定精度の評価には平均二乗誤差平方

表 2 各条件の 4 局分の棋譜に対する分析局面数

Table 2 Number of analysis positions for each game record of each condition.

被験者\棋譜	将棋クエスト	接待将棋AI
1	0	56
2	3	36
3	13	56
4	15	46
5	22	57
6	16	93
7	5	73
8	18	69
9	10	98
10	10	54

根を用いる。

### 5.3 検証 1：接待将棋 AI を用いる効用

#### 5.3.1 目的

接待将棋 AI との対戦を行うことで、本当に接戦の局面が増えているのか、この手法を用いることで、人間同士の棋譜から推定するよりも少ない棋譜で精度良く推定できるのかを調べる。

#### 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 以内の局面とした。平均損失からレーティングを算出し、実際のレーティングと比較する。また、被験者の将棋クエストにおける 4 局の対局の棋譜（先手 2 局，後手 2 局）からも同じ条件でレーティングを算出し、評価する。

分析局面がとれていない被験者に関しては平均損失を 0 と仮定する。

#### 5.3.3 結果

各条件の 4 局分の棋譜からの分析局面数を調べたところ表 2 となった。

各条件の棋譜を用いたときの各被験者に対する推定レーティングと平均二乗誤差平方根は、表 3 のようになった。

#### 5.3.4 考察

表 2 を見ると、接待将棋 AI との対局によって分析局面数が増えていることが分かる。被験者 2, 4 で目標としている分析局面数 50 局に到達しなかったが、それ以外の被験者は、50 局を超える分析局面数を得ることに成功している。また、表 3 から、接待将棋 AI を用いることで、推定精度が大きく向上していることも分かる。

接待将棋 AI との対局の棋譜から推定したレーティングの精度が高い理由として、分析局面数が効率良く多く取れているためと考えられる。

表 3 各条件の棋譜に対する推定レーティングと平均二乗誤差平方根

Table 3 The estimated rating and the root mean square error for game record of each condition.

被験者\棋譜	将棋クエスト	接待将棋AI	実際のレーティング
1	2529	795	856
2	2091	1458	1267
3	1122	1742	1398
4	1894	1530	1455
5	2174	1980	1844
6	1970	1881	1850
7	1406	1844	1973
8	2146	2129	2134
9	2281	1840	2157
10	2362	1976	2199
平均二乗誤差平方根	651	187	

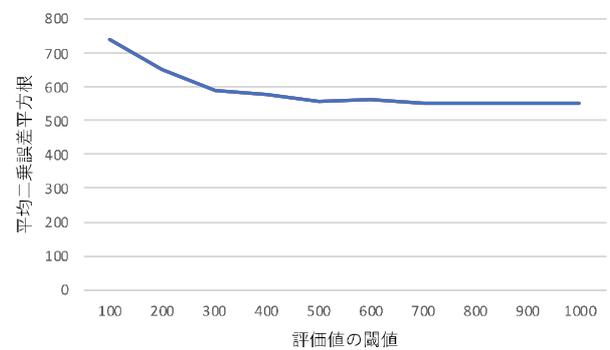


図 5 評価値の閾値を変えた時の将棋クエストの棋譜から推定したレーティングの平均二乗誤差平方根

Fig. 5 Root mean square error of rating estimated from the game records of Shogi Quest when changing threshold of evaluation value.

### 5.4 検証 2：接待将棋 AI を用いずに評価値の閾値を変えた時の効果

#### 5.4.1 目的

分析局面数を増やす方法としては、接待将棋 AI を用いずに評価値の閾値を高くする方法も考えられる。将棋クエストの棋譜を用いて、評価値の閾値を変えた時のレーティング推定の精度を調べ、提案手法と比較する。

#### 5.4.2 方法

評価値の閾値を 100 刻みに 100 から 1,000 まで条件を変え、将棋クエストにおける 4 局の対局の棋譜から、平均損失を算出する。平均損失からレーティングを算出し、実際のレーティングと比較する。そのときの分析局面数も算出した。

分析局面がとれていない被験者に関しては平均損失を 0 と仮定する。

#### 5.4.3 結果

評価値の閾値を変えたときの各被験者に対する推定レーティングの平均二乗誤差平方根は、図 5 のようになった。

評価値の閾値を 100 から 1,000 に広げることにより、平均二乗誤差平方根が下がっていることが分かる。しかし、

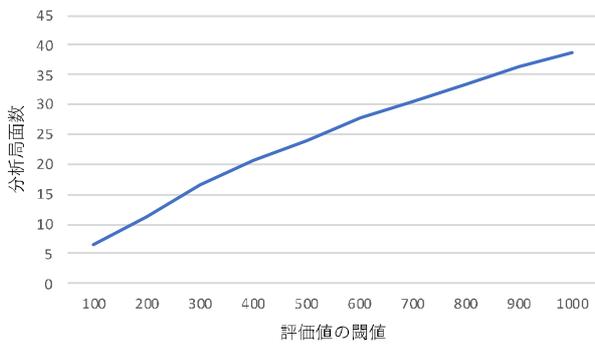


図 6 評価値の閾値の変化に対する将棋クエストの 4 局の棋譜から得られる分析局面数

Fig. 6 Number of analysis positions obtained from 4 game records of Shogi Quest against changes in threshold of evaluation value.

接待将棋 AI を用いた時の平均二乗誤差平方根が 187 であったことと比較しても、十分な精度が得られていないことが分かる。

また、それぞれの評価値の閾値のときの被験者の分析局面数の平均を算出したものが図 6 である。

これを見ると、閾値を 1,000 に上げても、平均で 40 局面にも満たない分析局面数しか得られないことが分かる。

#### 5.4.4 考察

将棋クエストの棋譜 4 局を用いて、閾値を上げて分析局面数を増やしたとしても、十分な棋力推定の精度が得られないことが分かる。また、たとえ閾値を 1,000 に上げたとしても、接待将棋 AI を用いる手法に比べて分析局面数を十分に得られないことが分かった。この結果から、接待将棋 AI を用いて分析局面数を増やし、棋力推定の精度を高める本手法の有効性が示された。

### 5.5 検証 3：残り時間と序盤 40 手を除外する効果

#### 5.5.1 目的

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検討する。

#### 5.5.2 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 以内の局面とした。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。

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。

#### 5.5.3 結果

それぞれの条件下における各被験者に対する推定レーティングと平均二乗誤差平方根は、表 4 のようになった。

表 4 各手法に対する推定レーティングと平均二乗誤差平方根  
Table 4 The estimated rating and the root mean squared error for each method.

被験者\手法	A	B	C	D	実際のレーティング
1	795	1028	1097	1226	856
2	1458	1412	1748	1757	1267
3	1742	1824	1935	1991	1398
4	1530	1484	1604	1572	1455
5	1980	1977	2111	2115	1844
6	1881	1921	2101	2170	1850
7	1844	1879	1978	2009	1873
8	2129	2175	2207	2238	2134
9	1840	2143	2001	2196	2157
10	1976	2072	2112	2193	2199
平均二乗誤差平方根	187	168	277	305	

表 5 各手法に対する分析局面数

Table 5 Number of analysis positions for each method.

被験者	A	B	C	D
1	56	55	78	77
2	36	33	70	66
3	56	46	92	82
4	46	41	82	77
5	57	41	93	77
6	93	87	132	126
7	73	68	117	112
8	69	49	114	94
9	98	74	151	127
10	54	50	103	99

手法 A, B は序盤 40 手を分析局面から除外した結果であり、手法 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、手法 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、手法 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。

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。

また、各手法に対する分析局面数を調べたところ、以下の表 5 のような結果を得た。これを見ると手法 C, D の方が多くの分析局面数が得られている反面、必ずしも推定精度は高くないことが分かる。

#### 5.5.4 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、分析局面数は少なくなるにもかかわらず推定精度が上がっていることが分か

る。この原因としては、Guid が指摘している「序盤は実力よりも好みに左右される」という理由が一因として考えられるだろう [7]。

表 4 の結果から、実際のレーティングが高い被験者ほど推定レーティングの精度が高い様子が見られたので、誤差 = ABS (実際のレーティング - 推定レーティング) と定義し、最も高い精度の得られた手法 B における誤差と実際のレーティングとの間の相関係数を調べてみた。その結果、約 -0.46 というやや負の相関があることが分かった。すなわち、レーティングの低い被験者ほど良い精度が得られないことが示唆された。

その原因として、分析局面数が少ないことが要因ではないかと考え、表 5 の結果から、実際のレーティングと分析局面数に何らかの相関があるのかについても調べてみた。最も高い精度が得られた手法 B における分析局面数と実際のレーティングとの間の相関係数は、約 0.58 となり、やや正の相関が見られた。

このことから、レーティングの低いプレイヤーは、接待将棋 AI との対戦でも必ずしも接戦になっていない可能性があり、その結果として分析局面数が少なくなり、精度が低くなっている可能性が示唆された。

また、表 4 の推定レーティングを見ると序盤 40 手を除外する手法 A, B よりも序盤 40 手を除外しない手法 C, D が高い傾向にある。被験者当たりの平均推定レーティングは、手法 A, B は 1,754.5, 手法 C, D は 1,918.1 で明らかに大きな値になっている。これは、序盤では大きなミスをしてしまうため、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のではないかと考えられる。この結果、序盤の 40 手程度を除外することは、棋力推定において有効な手法であることが示唆される。

## 5.6 検証 4：序盤の除外手数による推定精度

### 5.6.1 目的

山下は序盤 40 手について、分析局面から除外する手法を提案しており、上述の実験でもその有効性は示唆されたが、40 手という値の妥当性について検証する。

### 5.6.2 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。

序盤において初手から何手目まで除外するかを、0 手から 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レーティングの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。

上記の条件における分析局面について、平均損失を求めて推定レーティングを算出し、実際のレーティングと比較する。

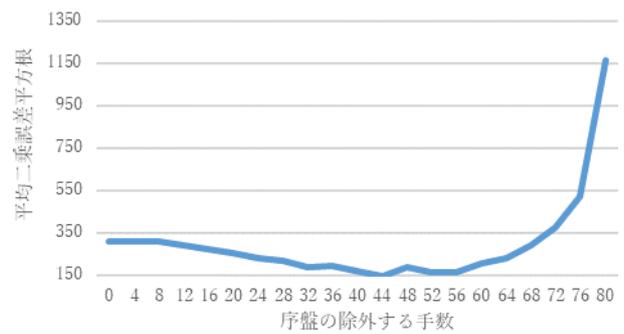


図 7 序盤の除外する手数に対する推定レーティングの平均二乗誤差平方根

Fig. 7 The root mean squared error of the estimated rating for the number of excluded move at opening game.

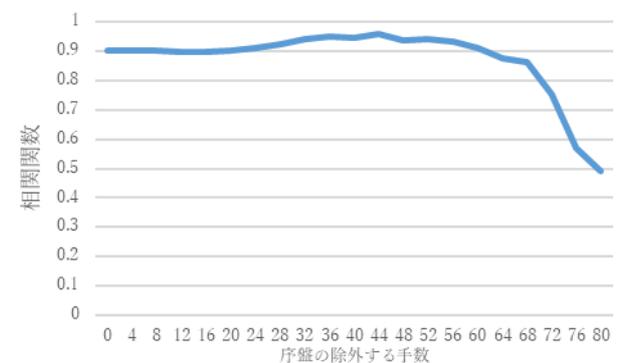


図 8 序盤の除外する手数に対する実際のレーティングと平均損失の相関係数

Fig. 8 Correlation coefficient between the actual rating and the mean loss for the number of excluded move at opening game.

### 5.6.3 結果

序盤で除外する手数に対するそれぞれの推定レーティングの平均二乗誤差平方根の推移を図 7 に示す。

除外する手数が 44 手のとき、推定レーティングの平均二乗誤差平方根が最小値 146 となった。しかし、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をそもそも「序盤 40 手を除外」としているため、除外する手数が 40 手に近いときに、高い推定精度が出ている可能性がある。

そこで、除外する手数に対する実際のレーティングと平均損失の相関係数を調べたものが図 8 である。その結果、除外する手数が 44 手のとき、最も高い値となり約 0.96 であった。除外する手数が 44 手のときに、平均損失の影響が最も反映されやすいことが示唆された。

### 5.6.4 考察

Guid や山下は経験的な理由から序盤を分析局面から排除していたが、平均損失に着目した本研究でもその効果が確認される結果となった。

実際の対局で AI の定跡が使われている手数は、初手から 10 手程度であり、手数が長いものでも 20 手を超えるこ

とはなかった。したがって、定跡から外れても序盤 44 手程度までは、本手法ではレーティング推定にあまり寄与しにくい指し手が続いていることになる。Guid はこの理由を「好みによる差」と結論づけているが、将棋の 44 手目となると、すでに序盤を超えて中盤に入っていることも多い。このことから、序盤から中盤の入り口まではコンピュータ将棋にとっても難しい局面であるため、現在のコンピュータ将棋をもってしてもあまり正しい手を選べていない可能性が考えられる。

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、山下の設定した序盤 40 手除外がかなり妥当な値であったことを示唆している。

## 6. おわりに

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の間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。

この結果をもとにして、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。そして、この提案手法の推定精度を評価するために、分析でも利用する技巧をベースに接待将棋 AI を作成し、評価実験で用いた。級位者から段位者までの様々な棋力の被験者 10 名を対象に、この接待将棋と 4 局対戦させた。この対戦によって得られた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することで、平均二乗誤差平方根にして 168 程度のかかなり良好な推定結果を得ていることを確認した。

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可能性を示した。

今回の研究では 1 つのコンピュータ将棋プログラムにより棋力推定を行ったが、より強い AI を用いることで推定精度を高めることができる可能性もある。逆にレーティングの低いプレイヤーの棋力推定では、あまり高い精度が得られていないという結果も見られた。これらの結果を確認するためにも、様々な強さの AI を用いて推定精度を比較することで、新たな知見が得られる可能性がある。たとえば、推定対象の棋力に応じて別の AI を用いることで棋力推定

の精度を高くすることができるかも知れない。今後は、複数の AI を組み合わせることで、より少ない棋譜から高い精度を実現する手法について模索していきたい。

謝辞 将棋クエストの棋譜を提供していただ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いただ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, 入手先 ([http://wars.fm/ios\\_help-shogi-ja.html](http://wars.fm/ios_help-shogi-ja.html)) (参照 2019-06-12).
- [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, pp.2426–2435 (2016).
- [4] Guid, M. and Bratko, I.: COMPUTER ANALYSIS OF WORLD CHESS CHAMPIONS, *ICGA Journal*, Vol.29, No.2, pp.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, pp.9–16 (2014).
- [6] 無料オンライン将棋サイト “将棋クエスト”, 入手先 (<http://wars.fm/shogi?lang=ja>) (参照 2019-06-12).
- [7] GitHub, Inc.: Gikou: 将棋ソフト「技巧」, 入手先 (<https://github.com/gikou-official/Gikou>) (参照 2019-06-12).
- [8] 将棋ぶらうざ Q, 入手先 (<https://www.sbrowser-q.com/>) (参照 2019-06-12).



馬場 匠

1994 年生。2017 年電気通信大学情報理工学部卒業。2019 年電気通信大学大学院情報理工学研究科修了。同年富士通株式会社勤務。



伊藤 毅志 (正会員)

1994 年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年電気通信大学電気通信学部助手。2010 年電気通信大学情報理工学研究科助教。2018 年より同准教授。電気通信大学エンターテインメントと認知科学研究ステーション代表。電気通信大学人工知能先端研究センター兼任。ゲームを題材とする認知科学的研究に従事。著書に『先を読む頭脳』(新潮社)ほか。工学博士。