

少ない棋譜からの将棋プレイヤー棋力推定手法の研究

馬場匠[†] 伊藤毅志[†]

概要: 将棋プレイヤーの棋力を推定するために、着手前と着手後の評価値の差分である平均損失を用いる手法について調べた。先行研究においては、分析対象とする局面を一定数確保するために、多くの棋譜を要している。本研究では、より少ない棋譜でプレイヤーの棋力を推定するために、評価値が 0 に近い局面ほど棋力を測る上で良いデータが取れるのではないかと仮説のもと、様々な棋譜から少ない棋譜で棋力推定ができそうな棋譜を調べた。その結果、評価値が 300 未満の局面であれば、少ない棋譜でも棋力推定ができる可能性があることが示唆された。

キーワード: 将棋, AI, 棋力推定, 平均損失

Estimation Method of Human Player's Rating from Fewer Game Records

TAKUMI BABA[†] TAKESHI ITO[†]

Abstract: In order to estimate the strength of the shogi player, we investigated the method using "mean loss" which is the difference between the evaluation values before and after a move. In the past works, in order to secure a certain number of position to be analyzed, many game records are required. In this research, in order to estimate player's cohesiveness with fewer game records, under the hypothesis that good results can be obtained to measure strength for game score values with evaluation value close to 0, we examined the game records which can estimate strength. As the result, it was suggested that if the evaluation value is less than 300, there is a possibility that can estimate the strength even with a few game records.

Keywords: Shogi, AI, Estimate the strength, Mean loss

1. はじめに

近年、ゲーム AI は人間にとって十分に強くなり、その研究は、「強いゲーム AI を作る研究」より「強くなったゲーム AI をどう利用するかという研究」が増えてきている。例えば、AI を用いてプレイヤーの学習支援を行う研究や[1], 対戦して楽しいゲーム AI の研究[2][3]などがそれである。

本研究で対象とする将棋においては、近年ではスマートフォンの普及により、将棋ウォーズ[4]や将棋クエスト[5]といったアプリケーションで見知らぬ人と手軽に対局を行うことが一般的になっている。例えば将棋ウォーズでは日々 24 万局もの対戦が行われていると言われていたが[6], 多くのオンライン中の相手の中から短時間で、レーティングの近いユーザーとのマッチングが行われている。しかし新規ユーザーやレーティングの定まっていないうユーザーも多数混在しており、実力の釣り合わない相手との対戦も多々行われているのが実情である。そこでなるべく少ない対局数でプレイヤーの棋力を推定する技術が求められている。

本研究では、できる限り少ない対局で効率的にプレイヤーの棋力を推定する手法の提案を目指す。

2. 関連研究

2.1 チェスにおける棋力推定

Guid らはワールドチェスチャンピオンの棋譜から棋力の推定を行った[7]. 「実際の着手の評価値」が「AI(CRAFTY)の最善手の評価値」から平均でいくら下回っているのかを「平均損失 (Mean loss)」という値で定義した。この「平均損失」が小さいほど強いプレイヤーであるとした。

また、分析対象とする局面には

- 12 手目以降
- 評価値が-2~2(ポーン1つが1点)

といった条件があった。AI は CRAFTY を使い、探索の深さ 12 に固定していた。終盤は深さ 13 に変更し、両者の駒の数が 15 未満になったときエンドゲームの探索開始した。

結果の考察として、局面の複雑さを考慮していた。探索の深さにより最善手が頻繁に変わる時、局面が複雑であるとした。局面が複雑になるほど、平均損失が高くなる傾向があった。

「平均損失」によりプレイヤーの強さを評価するという点を本研究でも参考にする。しかし、この研究では、棋力の評価のために、過去の多くの棋譜を用いており、本研究の目的としている「少ない棋譜からの棋力推定」は実現され

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

ていない。

2.2 将棋における棋力推定

山下は将棋の歴代名人の棋譜から棋力推定を行っていた[8]。ここではプレイヤーの着手前と着手後の評価値の差分(平均損失)を評価した。さらに、AIの着手と一致した手(一致率)、AIの着手と異なるが評価値が上がった好手(好手率)、AIの着手と異なり評価値が下がった悪手(悪手率)の3つに場合分けも利用して、さらに詳細な分析を行った。

また、分析対象とする局面は「40手目以降」、「評価値の絶対値が10未満のとき(歩の評価値が0.87点)」となっていた。これは、大きく差がついた局面の評価値の変動の意味はあまり棋力に反映しない可能性があるからと考えられる。AIはBonanzaを用い、深さ11に固定した。GPSFishの深さ12でも同様の制限を加えて検証していた。

なるべく効率よく評価値が0になるべく近い棋譜を集めることができれば、より少ない対局数で棋力をはかることができるのではないかと考える。

3. 仮説と検証

上述の関連研究で述べたように、「評価値が0に近い棋譜ほど棋力を測る上で良いデータが取れるのではないか？」という仮説を立てた。本仮説を検証するために、以下の研究上の疑念が生じる。

Q1:平均損失とレーティングとの間にどの程度の相関関係があるのか？

Q2:評価値が0に近い場合と遠い場合で平均損失を用いた相関関係にどの程度影響があるのか？

Q3:分析する評価値の絶対値の閾値を変更することで、1局当たりの分析局面数がどの程度変化するのか？

Q1の疑念を検証するためには、一般の将棋対局サイトの棋譜データをもとにして、平均損失とレーティングとの関係を調べる必要があると考える。

Q2の疑念を検証するためには、分析する棋譜の中から直前の評価値の閾値を決めて、狭い場合と広い場合で、平均損失とレーティングの間の相関係数がどのように変化するかを調べる必要がある。

Q3の疑念を検証するためには、1局あたりどの程度分析局面が含まれるのかを調べる必要がある。

以上の3つの検証を行うために、以下の予備実験を行う。

4. 予備実験

4.1 レーティングと平均損失の関係

4.1.1 目的

山下らの先行研究を検証するため、参加者の多いネット

将棋コミュニティ「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かを確認する。

また、分析するユーザーの着手前の評価値の絶対値が小さいと、棋力推定に有効であるのかを検証する。

4.1.2 方法

将棋クエストの10分切れ負けにおける任意のユーザーの棋譜を対象に平均損失の解析を行った。棋譜は約2000局を用い、解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を「対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が1000未満」としたものと、「対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が100未満」としたもので比較する。

分析対象とする局面は山下の条件を参考にして「40手目以降」、「着手前の評価値の絶対値が1000未満のもの」とした。さらに以下の3つの条件を追加した。

- (1) 今回扱う棋譜は切れ負けの将棋であるため、「着手後の残りの持ち時間が1分以上」。
 - (2) 着手後の評価値が詰みの場合は大きく影響してしまうため、「着手後の評価値がMate以外」。
 - (3) 「対局者のどちらもBotではない」。
- を扱うこととした。

4.1.3 結果

レーティング1100から100刻みに2099まで集計した。分析対象とする局面を「対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が1000未満」とした分析結果が図1、「対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が100未満」とした分析結果が図2である。棒グラフが分析局面数、折れ線グラフが平均損失を表す。

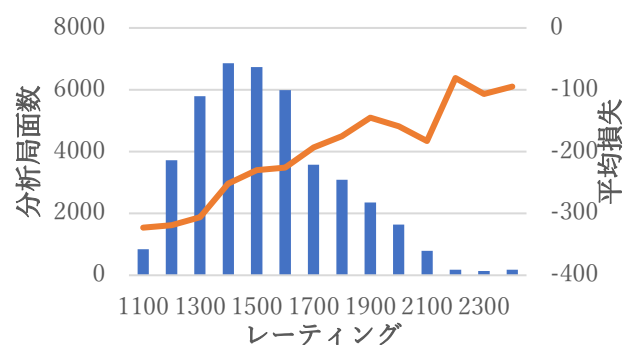


図1 平均損失のグラフと分析局面数(閾値1000)
Figure 1 Graph of mean loss and number of analysis board.(threshold 1000)

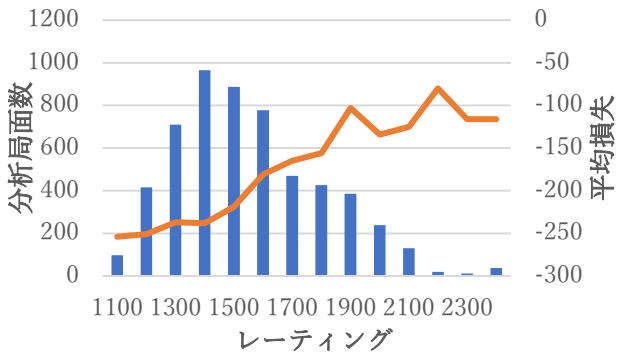


図 2 平均損失のグラフと分析局面数(閾値 100)
Figure 2 Graph of mean loss and number of analysis board.(threshold 100)

図 1, 2 の結果からレーティングが上昇するにつれて平均損失も上昇する傾向が見られることがわかった。また、レーティングが 2000 以上でグラフが単調増加しない場合があることも観察された。

4.1.4 考察

将棋クエストの棋譜において、レーティングと平均損失には正の相関が得られる可能性が示唆された。また、評価値の絶対値を 100 未満の棋譜に限定すると分析局面数が大幅に減っているにも関わらず、レーティングと平均損失のグラフの形状に大きな変化が見られないことがわかった。このことは、評価値の絶対値が少ないほど、分析局面数が少なくともレーティング推定ができる可能性を示唆している。

4.2 レーティングと平均損失の相関

4.2.1 目的

分析するユーザーの着手前の評価値の絶対値の大きさを変化させた時、レーティングと平均損失との間の相関関係がどのように変化するかを調べる。

4.2.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のユーザーの棋譜を対象に平均損失の解析を行った。棋譜は約 2000 局を用い、解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を、対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が 1000 未満としたもの、500 未満としたもの、300 未満としたもの、100 未満としたものの 4 条件で比較する。

さらに、分析対象とする局面は山下の条件を参考にして「40 手目以降」とした。さらに以下の 3 つの条件を追加した。

- (4) 今回扱う棋譜は切れ負けの将棋であるため、「着手後の残りの持ち時間が 1 分以上」。
- (5) 着手後の評価値が詰みの場合は大きく影響してしまうため、「着手後の評価値が Mate 以外」。

- (6) 「対局者のどちらも Bot ではない」。
- を扱うこととした。

4.2.3 結果

レーティング 1100 から 100 刻みに 2099 まで集計し、各レーティングの分析局面数を 50, 100, 200, 400 としたときの「平均損失」を求め、その値とレーティングとの相関係数を求めた。これをユーザーの指し手前の局面の評価値 100, 300, 500, 1000 の場合で比較した。

この関係をグラフにしたものが、図 3 である。

相関係数が 1 に近いほど、レーティングと「平均損失」との関係がうまく表現可能であることを意味する。

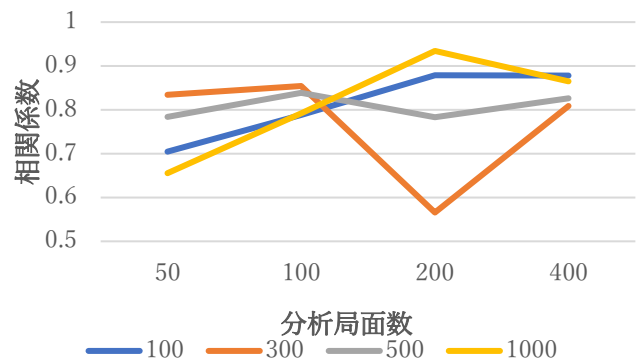


図 3 レーティングと平均損失の相関係数のグラフ
Figure 3 Graph of correlation coefficient between rating and mean loss.

4.2.4 考察

図 3 の結果から、分析局面数が 100 局面以下と少ないとき、相関係数が大きいものは、評価値が 300 程度未満の時であることが示唆される。この傾向が続くのかどうか、100 局面以下のデータをさらに 10 局面刻みで調べてみることで検証していきたい。

一方で、分析局面数が 200 以上の時、評価値が 300, 500 で不自然な落ち込みを見せている。データを詳細に見てみると、レーティングが 1600 点台の棋譜データのと看に、大きく悪化していること判明した。分析局面数が 400 になると回復しているので原因がよくわからない。逆に 400 局面以上のデータでどのような挙動を示すのか、こちらも追加で実験してみたい。

4.3 1 局あたりの分析局面数

4.3.1 目的

1 局あたりにどの程度の分析局面数が含まれているのか調べる。また、評価値の閾値を変えると分析局面数がどのように変化するか調べる。

4.3.2 方法

将棋クエストの 10 分切れ負けにおける任意のユーザーの棋譜を対象に分析対象となる局面の含まれる数の調査を行った。棋譜は約 4000 局を用い、解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を、対象ユーザーの指し手前の局面の評価値の絶対値が 100 未満としたものから、1000 未満としたものまで閾値を 100 刻みに変化させて比較する。

さらに、分析対象とする局面は山下の条件を参考にして「40 手目以降」とした。さらに以下の 3 つの条件を追加した。

- (7) 今回扱う棋譜は切れ負けの将棋であるため、「着手後の残りの持ち時間が 1 分以上」。
 - (8) 着手後の評価値が詰みの場合は大きく影響してしまうため、「着手後の評価値が Mate 以外」。
 - (9) 「対局者のどちらも Bot ではない」。
- を扱うこととした。

4.3.3 結果

評価値の閾値を 100 から 100 刻みに 1000 まで集計し、閾値の場合の 1 局あたりの分析局面数は図 4 のようになった。

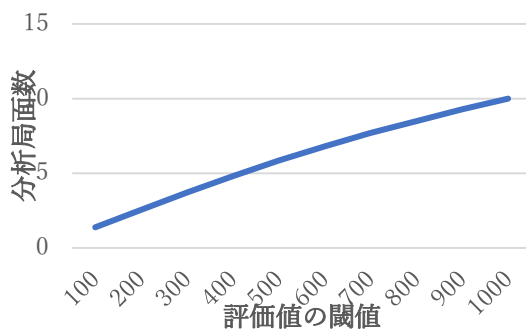


図 4 評価値の閾値と 1 局あたりの分析局面数のグラフ

Figure 4 Graph of threshold of evaluation value and number of analysis board per game.

4.3.4 考察

図 4 の結果から、予想通り評価値の閾値が増えると 1 局あたりの分析局面数は単調に増加していく関係があることが分かった。また図 4 において、評価値の閾値を 300 としたとき、分析局面を 50 局面用意するには、人間同士の普通の対局で約 14 局程度対局する必要があることが判明した。

5. 提案手法と今後の展望

少ない局面数で効率的に棋力を推定するためには、評価値の閾値の絶対値を 300 程度とした局面を 50 局面程度用意して、平均損失を計算することでレーティング値の高い相関で求める可能性が示唆された。

一方で、そのような棋譜を一般の人間同士の対局から集めるには 14 局程度も指す必要があり、これはかなり大変な作業である。

本研究では、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を用いることで、評価値が 300 程度以内になるような棋譜を効率的に集めることが可能ではないかと考えた。

仲道らは、動的に棋力を調整する手法として、評価値に以下の計算式 (1) を用いたコンピュータ将棋プログラムを提案している[3]。

$$V_0(M) = \begin{cases} -V(M), & V(M) \geq 0 \\ V(M), & V(M) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

この関数によって、0 に近いほど大きい値に換算される。これによって、良い勝負が長く続くこととなった。この AI を利用すれば、対局者は常に評価値が 0 に近い値で次の一手を選択することになり、また平均終了手数も長くなるので、効率的に評価値を調整した対局が実現されると考える。

本研究ではこの手法を応用して、指し手前の評価値の絶対値の大きさを調整して、レーティングと「平均損失」の相関関数を調べることにより、棋力の判別効率を上げる手法を提案する。

評価値の絶対値を 300 未満に誘導するシステムの開発を進めていきたい。現在のところ、技巧のバージョン 2.0.2 を用いて、上述の将棋の実装を試みている。

システムを実現したら、本当に少ない対局数で棋力の推定が可能であるかどうか、棋力のわかっている被験者を用いて、本システムの有効性を示していきたい。

謝辞

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] 龐遠豊, 伊藤毅志: 囲碁学習支援のための囲碁用語表示システム, 研究報告ゲーム情報学, 2017-GI-37, No.5, pp.1-7(2017).
- [2] 池田心, Simon Viennot: モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御~接待碁 AI にむけて, ゲームプログラミングワークショップ 2012, pp.47-54 (2012).
- [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, 57(11), pp.2426-2435 (2016).
- [4] “将棋ウォーズ”.
<https://shogiwars.heroz.jp/>, (参照 2018-07-27).
- [5] “将棋クエスト”.
<http://wars.fm/shogi?lang=ja>, (参照 2018-07-27).
- [6] “Heroz”.
<https://heroz.co.jp/press-release/2017/07/27shogi/>, (参照 2018-7-28)
- [7] Guid, M. and Bratko, I. COMPUTER ANALYSIS OF WORLD CHESS CHAMPIONS. ICGA Journal, Vol. 29, No. 2, pp. 65-73 (2006).
- [8] 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(2014).