

修士論文の和文要旨

研究科・専攻	大学院 情報理工学研究科 情報・ネットワーク工学専攻 博士前期課程		
氏名	小坂 悠登	学籍番号	1731068
論文題目	囲碁 AI を用いたプレイヤーの棋力推定		
要旨	<p>ゲーム AI に関する研究は、人間のトップを超えるという一つの大目標を達成した後、強くする研究から、十分に強くなった AI を利用する研究へと変遷している。なかでも、プレイヤーの強さを測るためにゲーム AI を用いる手法は、比較的少ない対戦で棋力を推定できるばかりか客観的な評価ができるため、その結果をすぐにフィードバックすることでプレイヤー自身の学習に役立てることができるといった利点もある。</p> <p>本研究では従来チェスや将棋、オセロといった二人完全情報確定零和ゲームで行われてきた“ゲーム AI を利用した棋力推定”のアプローチを囲碁に応用する手法について検討した。他のゲームと囲碁 AI の大きな違いはベースとなっているアルゴリズムがミニマックス探索ではなく、モンテカルロ木探索 (MCTS) である点である。そのため、従来の手法で用いられてきたミニマックス探索でいうところの「評価値」の代わりに、本研究では MCTS が導き出す局面評価に相当する概念である「勝率」という指標を用いることにした。棋譜の評価においては、MCTS のみ用いた囲碁プログラムと、Alpha Go の探索手法に倣って DNN (Deep Neural Network) を用いた囲碁プログラムの両者を用いて実験結果の比較検証を行う。</p> <p>勝率を用いて棋譜から一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手、平均損失を評価指標として算出する方法について提案した。そして、オンライン囲碁サーバー“幽玄の間”の 15 級から 8 段までのプレイヤーの棋譜を分析し、段級位-評価指標間の線形近似式を求めた。また、実際にオンライン囲碁サーバーの一般プレイヤーの棋譜を用いて、将棋の先行研究と同様に回帰分析を行った。この線形近似式を用いて“幽玄の間”のプレイヤー 10 人の棋力推定実験を行った結果、Value Network を用いた棋力推定実験では平均平方二乗誤差にして 2.32 (段・級) 程度の高い推定能力で棋力を推定することを確認した。この結果は、囲碁の棋力推定に関する先行研究よりかなり良い結果であった。</p>		

平成 30 年度 修士論文

囲碁 AI を用いたプレイヤーの棋力推定

電気通信大学 情報理工学系研究科

学 籍 番 号 1731068

氏 名 小坂 悠登

情報・ネットワーク工学専攻

コンピュータサイエンスコース

主任指導教員 伊藤 毅志 准教授

指 導 教 員 佐藤 証 教授

2019 年 3 月 14 日

目次

第1章 序論	…3
1.1 研究背景	…3
1.2 研究の目的	…4
1.3 本論文の構成	…4
第2章 関連研究	…5
2.1 チェスにおける棋力推定	…5
2.2 将棋における棋力推定	…5
2.3 オセロにおける棋力推定	…6
2.4 囲碁における棋力推定	…6
第3章 提案手法	…8
3.1 評価指標	…8
3.2 手続き	…9
第4章 棋譜概要	…11
4.1 幽玄の間	…11
4.2 sgf	…13
第5章 囲碁 AI 概要	…15
5.1 MCTS	…15
5.2 policy network	…16
5.3 value network	…16
5.4 Ray と AQ	…16
第6章 実験	…18
6.1 Ray を用いた計測実験	…18
6.1.1 実験目的	…18
6.1.2 実験方法	…18
6.1.3 実験環境	…19
6.1.4 実験結果	…19

6.2 AQ を用いた計測実験	…29
6.2.1 実験目的	…29
6.2.2 実験方法	…29
6.2.3 実験環境	…29
6.2.4 実験結果	…30
6.3 計測実験の考察	…43
6.4 棋力推定実験	…45
6.4.1 実験目的	…45
6.4.2 実験方法	…45
6.4.3 実験結果	…46
6.4.4 考察	…49
第7章 結論	…50
付録	…51
謝辞	…72
参考文献	…73

第 1 章

序論

1.1 研究背景-

近年, 人間と対戦するために作成された“与えられたゲームの情報から次の行動を選択し実行するプログラム”(以後, ゲーム AI)の研究開発は盛んにおこなわれてきた. ゲーム AI 制作者にとって最初の目標である“人間よりも強いゲーム AI を作る”という試みは様々なゲームで取り組まれている.

囲碁も例外ではなく人間よりも強くなるため様々な工夫を凝らしたゲーム AI が開発されてきた. 特に 2006 年, モンテカルロ木探索 (以後, MCTS) を用いた囲碁 AI の登場により囲碁 AI の棋力は大幅に向上した[1]. そして 2017 年 5 月, Google 傘下の DeepMind 社が開発した Alpha Go (Master)は当時世界レーティング 1 位の囲碁プレイヤーである柯潔を破った[2]. その後同年 10 月, Alpha Go よりも強いとする Alpha Go Zero が発表され[3], 囲碁 AI の実力は人間と対局するには十分な棋力を得たといえる.

ゲーム AI に関する研究は, 人間のトップを超えるという一つの目標を達成した後, 強くする研究から, 十分に強くなった AI を利用する研究へと変遷する傾向にある. AI の利用としては, AI の思考をプレイヤーの理解しやすいように提示する研究, AI を用いてプレイヤーの強さを測ったり, プレイヤーの技量に合わせてプレイしたりする研究などが挙げられる[4][5]. 中でもプレイヤーの強さを測るためにゲーム AI を用いる手法は, 客観的な評価ができることや比較的少ない対戦で棋力を推定できるばかりか, その結果をフィードバックすることでプレイヤー自身の学習に役立てることができるといった利点もある.

ゲーム AI を用いた棋力推定に関する研究は, これまでにいくつか報告されてきた. 二人不完全情報零和ゲームのバックギャモンにおいては 2000 年ごろには, AI がトッププレイヤーをしのいだと言われている[6]. その後, バックギャモン AI では, プレイヤーの強さを表す指標の一つとしてエラーレートを導入し, それをプレイヤーにフィードバックすることが普通の仕様となった. エラーレートとは AI の選ぶ最善手と実際に選ばれた手を比較し, 確率的にどれだけ損をしているかを数値化した評価指標であり, 数値が低いほどエラーが少なることを示している. 数試合分のエラーレートを平均することでプレイヤーの技術レベルを測定することができる. また, バックギャモンはサイコロを用いた不確定ゲームであるため運の要素も多く, トーナメントのような少ない対戦で強さを測ることに不公平感が生じることもある. そこで, 試合の勝敗のほかに AI を用いたエラーレートによる得点で順位を争う大会も現れている.

二人完全情報確定零和ゲームのチェスにおいてはチェス AI の評価値の増減を用いて 1 局から平均損失を算出し, 歴代チェストッププレイヤーの強さを測定するという試みも行わ

れている[7]. この手法を参考にし, 将棋, オセロといった二人完全情報確定零和ゲームにおいて同様に棋力の推定を試みる研究も行われてきた[8][9]. しかし, 囲碁においては, 未だにこの手法を用いた棋力推定法についての研究は行われていない.

1.2 研究の目的

本研究は先行研究においてチェス, 将棋, オセロで行われてきた棋力推定のアプローチを参考にし, 囲碁への応用を考える. 留意すべき点としてチェスや将棋のプログラムが評価関数をもとにしたゲーム木探索であるのに対して, 囲碁プログラムではそのベースとなる探索はプレイアウトと呼ばれるランダムシミュレーションを元にしたモンテカルロ木探索である. そのため, 将棋やチェスで行われた評価値を用いた棋力推定の手法をそのまま扱うことは出来ない. そこで本研究では, MCTS が導き出す局面評価に相当する概念である「勝率」を用いて, 将棋で行われた棋力推定の先行研究と結果を比較し考察する. 棋譜の評価においては, MCTSのみ用いた囲碁プログラム, および AlphaGo の探索手法をもとに作られた DNN (Deep Neural Network) による囲碁プログラムを用いて実験結果の比較検証を行う. また, 実際にオンライン囲碁サーバーの一般プレイヤーの棋譜を用いて, 将棋の先行研究と同様に回帰分析による棋力推定実験を行う.

1.3 本論文の構成

本節では, 本論文の構成について述べる. 第 1 章では本研究の背景と目的, 論文の構成について述べ, 第 2 章では二人完全情報確定零和ゲームで行われてきた棋力推定に関する先行研究について説明する. 第 3 章では本研究の棋力推定に関する提案手法について述べる. 第 4 章では棋力推定に用いた棋譜データについて述べ, 第 5 章では囲碁プログラムについて解説し, 第 6 章では提案手法を用いた棋力推定実験について記し, 第 7 章では結論, および今後の展望について述べる.

第 2 章

関連研究

本章では，二人完全情報確定零和ゲームにおける棋力推定について行われてきた研究について説明を行い，自身の研究との関連性について述べる．

2.1 チェスにおける棋力推定

チェスにおいて Guid らは，チェス AI “Crafty” の評価値の増減を利用し棋譜から「平均損失」と「盤面の複雑さ」を算出する手法を提案した[7]．「平均損失」とは一試合における一手当たりの評価値の減少量を表しており，「盤面の複雑さ」とは反復深化によって AI の候補手を変更するような最善手を選ぶことが困難な盤面を表している．これらの値を用いて世界タイトルマッチで行われた 1397 棋譜を調査し，歴代チェストッププレイヤーの中からミスが少ないプレイヤーや盤面を複雑にしないプレイヤーを判定している．

しかし，この論文に対しては，“Crafty” が人間のトップレベルの強さではなかった点や，探索深さが十分ではないのではないかという問題点が指摘されていた．そこで，Guid はその後棋力の異なるチェス AI を使い同様の実験を行った．その結果，どのチェス AI を用いても同様の結果が得られることを示し，プレイヤーよりも弱い AI であってもこの手法により棋力を推定することが可能であることを示唆している[10]．

この研究においては，限られた棋譜数から歴代チェスのトッププレイヤー間の強さの比較をすることにとどまっており，一般的なチェスプレイヤーの棋力推定にまでは至っていない．しかし，異なる棋力の AI を用いても同様の結果が得られることを示し，チェスにおいてこの棋力推定手法が有用であることを示唆している．

2.2 将棋における棋力推定

将棋において山下は，Guid らが提案した評価指標を参考に将棋にこの手法を適用し，オンライン将棋プレイヤーのレーティングとの相関関係を調査した[8]．山下は棋力推定のための評価指標として一致率，好手率，平均好手，平均悪手を定義した．これらの評価指標を得るため将棋 AI “Bonanza6.0” を用いて棋譜の一手一手を探索し，最善手と評価値を記録することでこれらの値を算出した．この手法では，分析対象の局面を 40 手目以降とし，評価値の絶対値が 10 未満のときを対象とした．40 手の制限を加えたのは定跡を排除するためであり，評価値の絶対値に制限を付けたのは，終盤における「形作り」のような手や詰みが絡む局面が評価指標に大きく影響するのを避けるためである．

この評価指標を用いてオンライン将棋サーバー（将棋倶楽部 24）のレーティング 300 点台同士の棋譜を 200 局，同様にレーティング 800, 1300, 1800, 2300, 2400, 2500, 2600, 2700 点同士の無作為抽出で集めた棋譜を約 1800 局調査した．調査の結果，一致率・好手率・平均

好手はレーティングの向上に伴い増加し、平均悪手はレーティングの向上に伴い減少することを確認した。また、探索深さを 2, 6, 11 と変更した“Bonanza6.0”と“GPSFish”を用いて同様の実験を行った。その結果、ほぼ同様の傾向が見られることを確認している。しかし探索深さが浅い場合は高いレーティングの棋力推定が困難であるとしている。

”Bonanza6.0”の探索深さ 11 のときのレーティングと平均悪手の関係を一次関数に線形近似することでプレイヤーのレーティングを平均悪手から推定し、歴代将棋プレイヤーの棋力を推定した。棋力推定の結果、一人のプレイヤーの棋力を推定するためには棋譜数が 20 局程度あれば安定した結果が得られると述べている。

この手法の問題点として山下は、将棋 AI の棋力以上のプレイヤーに対しては、正確に棋力を測定することが難しい点を挙げている。また、平均悪手以外の評価指標では棋力推定を行っていない点や、調査対象のレーティングの間隔が一定でない点などの問題点も挙げられる。

2.3 オセロにおける棋力推定

オセロにおいて濱野らは、棋力推定用オセロ AI と実力を測定したいプレイヤーを対局させ、プレイヤーの着手の弱さである誤謬度を計算し強さを測定する方法と、山下が提案した平均悪手を平均悪手度として再定義した指標を用いてプレイヤーの棋力を推定する実験を行った[9]。誤謬度の測定実験の結果、5 つのオセロ AI の棋力の推定を試みたが予想に反した結果となっている。

平均悪手度の測定実験では WORLD OTHELLO FEDERATION からオセロの棋譜 34 局、のべ 68 人分の棋譜を用いて平均悪手度とレーティングの関係式を最小二乗法により算出した。推定式を用いて 10 人のプレイヤーのレーティングの推定を試みたが、実際のレーティングと大きく異なる結果が得られた。

この結果に対し濱野らは、データ総数がそもそも少なかった点や序盤定石排除の排除を行わなかった点などが大きく影響していると考察している。また、プレイヤー一人当たりの棋力を推定する際の棋譜数が少なかった点も問題点として考えられる。

2.4 囲碁における棋力推定

囲碁の分野では、Moudřík らは囲碁プレイヤーを評価するための指標として棋譜から石の配置パターンやゲーム進行度に対応する捕った石の数、直前の手との隣接関係、勝敗、アタリをとるかどうかの情報から成る評価ベクトルを提案した[11]。得られた特徴ベクトルを用いてニューラルネットワークにプレイヤーの棋力を学習させ、プレイヤーの棋力の推定を試みた。提案手法を用いてオンライン囲碁サーバー“KGS” [12]の 20k から 6d のプレイヤーの 19 路盤棋譜を各数十局用いて棋力推定を行った。その結果、プレイヤーの棋力を平均平方二乗誤差 2.6-2.7 段の誤差で予測した。

また、荒木は Moudřik の定義した評価指標を用いて 13 路盤の棋譜からプレイヤーの棋力推定を行うシステムを提案した[13]. オンライン囲碁サーバー “囲碁クエスト” の棋譜を用いて畳み込みニューラルネットワークを利用した棋力推定と Moudřik らの手法を比較した結果, 1 局の情報からプレイヤーのレーティングを推定する点においては荒木の提案手法のほうが良い精度を持つことを示している. 10 局を入力として与えた場合, 荒木の手法は Moudřik らの手法よりも小さい適合誤差を示した一方, 相関係数については Moudřik らの手法のほうが高いという結果が得られた. しかし, 荒木の研究は 13 路盤の棋力推定にとどまっており, 19 路盤における棋力推定には至っていない.

これらの先行研究の成果と問題点を踏まえ, 本研究の新規性およびについて留意点について以下に記す.

- これまで取り組まれていない, 囲碁 AI を用いた棋力推定を行う.
- 手法としてチェス, 将棋, オセロで行われたゲーム AI の着手と評価値の変動を利用したアプローチを利用する.
- 定石に当たる手に留意して棋譜を分析する.
- 勝敗によって評価指標を使い分けるべきか検討する.
- 19 路盤を対象としたプレイヤーの棋力推定を行う.
- 複数の囲碁 AI (モンテカルロ木探索のみの AI と DNN も含んだ AI) を比較する.
- 棋力推定では将棋やオセロで行われた棋力と評価指標の線形近似の手法を用いる.
- 分析によって得られた評価指標すべての線形近似の結果を使って棋力推定を行う.

第3章

提案手法

本章では、先行研究で行われてきた棋力推定のアプローチを囲碁に応用する方法および棋力推定に用いる評価指標を提案する。また、提案した評価指標を用いて棋譜から棋力推定を行う手順について示す。

3.1 評価指標

本研究では、山下が将棋の棋力推定のため定義した評価指標を囲碁に適用することを試みる。ただし、将棋は評価関数による評価値を用いていたが、本研究では囲碁 AI が着手を決定する際に囲碁 AI が算出する値を評価値として扱う。山下が定義した評価指標を以下のように定義する。

- 一致率

「1局において囲碁 AI と評価対象プレイヤーの着手が一致した回数」を一致数として定義する。このとき、一致率を、

$$\text{一致率} = \frac{\text{一致数}}{\text{評価対象プレイヤーの総手数}} \times 100 \quad (1)$$

とする。

- 好手率

「囲碁 AI と評価対象プレイヤーの着手が異なり、評価値が上昇した着手」を好手として定義する。1局における好手のカウント数を好手数とする。このとき、好手率を、

$$\text{好手率} = \frac{\text{好手数}}{\text{評価対象プレイヤーの総手数}} \times 100 \quad (2)$$

とする。

- 悪手率

「囲碁 AI と評価対象プレイヤーの着手が異なり、評価値が減少した着手」を悪手として定義する。1局における好手のカウント数を悪手数とする。このとき、悪手率を、

$$\text{悪手率} = \frac{\text{悪手数}}{\text{評価対象プレイヤーの総手数}} \times 100 \quad (3)$$

とする。

- 平均好手

$$\text{平均好手} = \frac{\text{好手による評価値の上昇量の総和}}{\text{評価対象プレイヤーの総手数}} \quad (4)$$

- 平均悪手

$$\text{平均悪手} = \frac{\text{悪手による評価値の減少量の総和}}{\text{評価対象プレイヤーの総手数}} \quad (5)$$

- 平均損失

$$\text{平均損失} = \text{平均好手} - \text{平均悪手} \quad (6)$$

一致率，好手率，悪手率は1局における着手の割合を百分率で表した値であり単位は[%]である．平均好手，平均悪手，平均損失は，評価値の単位に準拠する．これらは好手，悪手の1手当たりの損得の量を測る指標として捉えられる．

最終盤の寄せが絡む局面が影響するのを避けるため，MCTS の示す勝率が 20%もしくは 80%となった時点で逆転は無いと判断し検証を中止する．また，先行研究で触れられたように対局序盤の定石に当たる着手の排除を考慮する必要がある．そこで Moudřik らの手法を参考に，1局を 64 手目以前と 65 手目以降から終局までに分割し，これらの区間内の評価指標も算出した．また，留意点として Moudřik が定めた 64 手とは，初期局面から両プレイヤーの打った手数のことであり，評価対象プレイヤーが一人の場合はその半分の 32 手となる．本論文では黒番白番含めて計測を行うため，便宜上 Moudřik が定めた 64 手目以前と 64 手目以降という表現を扱う．

64 手目以前の評価指標を算出する際の一致率・好手率・悪手率・平均好手・平均悪手の計算式の分母は 32 と固定値となり，64 手目以降の評価指標を算出する際の一致率・好手率・悪手率・平均好手・平均悪手の計算式の分母は，"評価対象プレイヤーの総手数 - 32"となる．

3.2 手続き

本研究で取り扱う棋譜はすべて Smart Game Format (以降, *sgf*) というファイル形式のものを利用する[14]．前節で説明した評価指標を取得するために，*sgf* から Tab. 3-1 に示す数値的データを取得する必要がある．

Tab. 3-1 棋譜の分析によって得られる数的データ

手数	1	2	3	...	n	...	End-1	End
評価値	x_1	x_2	x_3		x_n		x_{End-1}	x_{End}
人の着手	h_1	h_2	h_3		h_n		h_{End-1}	h_{End}
AIの着手	H_1	H_2	H_3		H_n		H_{End-1}	H_{End}
変動量		$x_2 - x_1$	$x_3 - x_2$		$x_n - x_{n-1}$		$x_{End-1} - x_{End-2}$	$x_{End} - x_{End-1}$

本研究では、これらの囲碁 AI の評価値と変動量および着手を取得するために、sgf の読み込み機能を有する棋譜再生ソフト “Gogui” [14] に改良を施した（以下、改良 Gogui）。主な変更点は以下のとおりである。

- GTP シェルに表示される囲碁 AI の評価値をテキスト形式で出力する。
- 囲碁 AI に着手を着手選択させたのちに、本来の棋譜の手順に戻す。

この改良 Gogui を用いて評価指標を sgf から抽出する。棋譜から評価指標を取得する流れを Fig. 3-1 に示す。

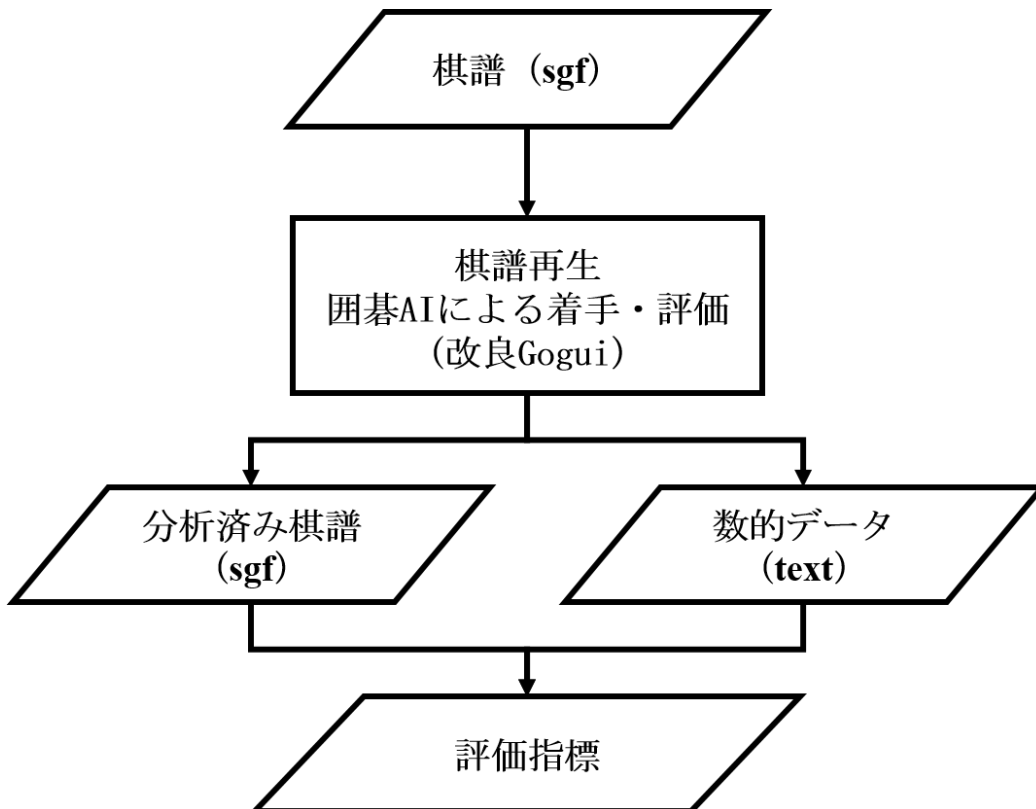


Fig. 3-1 評価指標抽出までの流れ

第 4 章

棋譜概要

本章では，データ計測に用いるオンライン囲碁サーバーと本研究の実験で利用した棋譜について解説を行う．

4.1 幽玄の間

本研究で取り扱う棋譜は日本棋院が運営するオンライン囲碁サーバー“幽玄の間”の 19 路盤の棋譜を用いる[16]．“幽玄の間”の特徴として以下が挙げられる．

- 有料会員制度の国内最大規模のオンライン囲碁サーバーである．
 - 囲碁 AI が参加している．
 - プロ棋士が参加している．
 - パソコンとスマートフォンから参加することが可能である．
 - 自由対局とレーティング対局がある．
 - 幽玄の間における棋力に応じて日本棋院の免状を申請することが可能である．
- レーティング制度

“幽玄の間”ではユーザーの棋力を表す指標として段級位制を導入している．登録時に段級位を入門である 25 級，または 18 級～6 段を自己申告で選択することができる．レーティング対局によってレーティングポイント（以降，RP）が変動し，変動した RP により段級位が決定される．18 級から 8 段までは一定の公式により RP が変動する．RP の計算式を以下に記す．

$$RP(new) = RP (old) + C(S - P) \quad (4.1)$$

$RP(new)$ はレーティング対局後の RP であり， $RP (old)$ はレーティング対局前の RP である． C は各棋力別に値の異なる常数， S は勝つと 1，負けると 0，無勝負の場合は 0.5 となる． P は自分が勝つ確率であり，対戦相手と自分の RP の差によって計算される．

“幽玄の間”における段級位と RP，登録時の初期 RP について，Tab. 4-1 に示す．

Tab. 4-1 レーティング基準表

	段級位	RP	初期PR
一般	8段	33,000~	-
	7段	32,000~32,999	-
	6段	31,000~31,999	31,500
	5段	30,000~30,999	30,500
	4段	29,000~29,999	29,500
	3段	28,000~28,999	28,500
	2段	27,000~27,999	27,500
	初段	26,000~26,999	26,500
	1級	25,000~25,999	25,500
	2級	24,000~24,999	24,500
	3級	23,000~23,999	23,500
	4級	22,000~22,999	22,500
	5級	21,000~21,999	21,500
	6級	20,000~20,999	20,500
	7級	19,000~19,999	19,500
	8級	18,000~18,999	18,500
	9級	17,000~17,999	17,500
	入門	10級	16,000~16,999
11級		15,000~15,999	15,500
12級		14,000~14,999	14,500
13級		13,000~13,999	13,500
14級		12,000~12,999	12,500
15級		11,000~11,999	11,500
16級		10,000~10,999	10,500
	17級	9,000~9,999	9,500
	18級	8,000~8,999	8,500
	19級	7,000~7,999	-
	20級	6,000~6,999	-
	21級	5,000~5,999	-
	22級	4,000~4,999	-
	23級	3,000~3,999	-
	24級	2,000~2,999	-
	25級	1,000~1,999	1,000

4.2 sgf

本研究で取り扱う棋譜はすべて、sgfである[14]. sgfは囲碁以外のボードゲームにおいても標準となっている棋譜のファイル形式であり、着手のほか対局情報についても情報を記載することができる. “幽玄の間” から入手できる sgf の例を Fig. 4-1 に示す. また、対局情報についての詳細を Tab. 4-2 に示す.

```
(;GM[1]SZ[19]CA[Shift_JIS]
PB[ ] 7段*]BR[ ]
PW[ ] 7段*]WR[ ]
DT[20190112 13:19 ]
RE[W+2.5]
KM[6.5]TM[ ]RU[Japanese]
PC[ ]
EV[レーティング対局]
GN[ ]
CP[ ]
AP[Kiin Editor 1.11]
;B[pd];W[dp];B[qp];W[dd];B[oq];W[qj];B[qh];W[qo];B[po];W[qn]
;B[rp];W[pn];B[oo];W[nc];B[pc];W[fc];B[md];W[pg];B[ph];W[og]
;B[oh];W[ng];B[qg];W[nd];B[ql];W[pl];B[qk];W[pk];B[rj];W[pj]
;B[rk];W[nh];B[oi];W[mj];B[nk];W[nm];B[mk];W[nj];B[oj];W[ok]
;B[lk];W[mn];B[lj];W[lh];B[li];W[mh];B[on];W[om];B[kn];W[km]
;B[lm];W[lr];B[jm];W[kl];B[kl];W[lp];B[jo];W[jp];B[ip];W[iq]
;B[jq];W[kp];B[io];W[hq];B[jr];W[lr];B[gp];W[ga];B[fa];W[eq]
;B[fp];W[fr];B[er];W[gr];B[dr];W[cq];B[cr];W[ir];B[bq];W[bp]
;B[dq];W[cp];B[ep];W[cl];B[kh];W[kg];B[jg];W[jh];B[ki];W[kf]
;B[ig];W[dj];B[mf];W[oe];B[pe];W[je];B[gd];W[he];B[gc];W[fd]
;B[ge];W[hf];B[hg];W[gf];B[fe];W[ee];B[ff];W[gg];B[ef];W[df]
;B[dg];W[cg];B[cf];W[de];B[eh];W[ch];B[hi];W[gi];B[ej];W[dk]
;B[gj];W[fi];B[ei];W[fg];B[eg];W[fj];B[ek];W[hj];B[ii];W[gk]
;B[dl];W[el];B[dm];W[cm];B[dn];W[cn];B[fl];W[ic];B[ci];W[di]
;B[dh];W[bi];B[bh];W[cj];B[bgl];W[ci];B[ce];W[cd];B[bd];W[bc]
;B[be];W[cb];B[af];W[nr];B[fb];W[eb];B[ec];W[ed];B[ea];W[db]
;B[jc];W[id];B[ib];W[hb];B[kb];W[gb];B[hc];W[fa];B[mb];W[nb]
;B[kd];W[mc];B[ic];W[me];B[ie];W[ld];B[bk];W[ck];B[md];W[ne]
;B[la];W[ia];B[jb];W[lf];B[ke];W[jf];B[or];W[na];B[ma];W[qb]
;B[pb];W[pa];B[rc];W[ro];B[mq];W[mr];B[mp];W[ah];B[ad];W[br]
;B[bs];W[ar];B[gl];W[hp];B[ho];W[hl];B[hm];W[il];B[ij];W[im]
;B[ik];W[hk];B[fk];W[if];B[in];W[gm];B[hn];W[do];B[eo];W[rb]
;B[sb];W[qf];B[pf];W[ri];B[qi];W[rf];B[re];W[sp];B[sq];W[so]
;B[rr];W[ld];B[jd];W[hd];B[jl];W[gj];B[fm];W[rm];B[qc];W[qa]
;B[lq];W[kq];B[kr];W[lo];B[ns];W[ai];B[ag];W[qm];B[nq];W[js]
;B[mm];W[nn];B[of];W[nf];B[nl];W[rl];B[rh];W[sk];B[si];W[no]
;B[np];W[es];B[ac];W[ab];B[ha];W[ga];B[ms];W[ks];B[ja];W[hh]
;B[ih];W[gh];B[ha];W[da];B[ol];W[sl];B[sj];W[ls];B[os];W[sc]
;B[sd];W[md];B[ia];W[mo];B[cs];W[fs];B[eq];W[oa];B[sc];W[pm]
;B[sa];W[ni];B[od];W[fh];B[oc];W[sg];B[rg];W[ob];B[mi];W[ra]
;B[qe];W[aq])
```

Fig. 4-1 “幽玄の間” より入手できる sgf のサンプル

Tab. 4-1 sgf のサンプルの読み方

サンプル	読み方
GM[1]	ゲーム種別[囲碁]
SZ[19]	路数[19]
PB[■■■ 7段*]	対局者黒[プレイヤー名 7段*]
PW[□□□ 7段*]	対局者白[プレイヤー名 7段*]
DT[20190112 13:19]	対局日[2019/1/12]
RE[W+2.5]	対局結果[白の2.5目差勝ち]
KM[6.5]	コミ[6.5]
RU[Japanese]	ルール[日本ルール]

特に注意すべきは sgf からは RP が確認できず、すべて段級位に変換されている点である。そのため将棋の先行研究では棋力をレーティングとして示していたが、本研究においては段級位で表すこととする。

第5章

囲碁 AI 概要

本章では本研究で利用した2種類の囲碁AIの概要や実力、着手の探索方法についての解説を行う。

5.1 MCTS

囲碁は、現在の盤面における石の損得を考えた手が強いわけではなく、後に有効に働く手や相手に石をあえて取らせる手を打つ戦法があり、深読みなしで最良の一手を選択することは難しい。また、囲碁は将棋やチェスに比べ合法手の数が多く、深く探索するのが困難である。しかし、終局もしくは終局付近まで盤面が進行すると、石の数で勝敗を決定することは容易である。

MCTSとはこの特徴を利用し、モンテカルロ法とゲーム木探索を組み合わせた探索アルゴリズムのことである[17]。MCTSではプレイアウトと呼ばれる“現在の局面から盤面が埋まるまで白黒交互に打つランダムシミュレーション”を行い、勝敗をカウントする。大量のプレイアウトにより着手のおおまかな勝率の推定を行う。

MCTSによる勝率の推定の例をFig. 5-1に示す。Fig. 5-1はプレイアウトを17回行った状況である。この状況のみを見ると着手 a_2 の勝率が70%であり、有望な手の可能性があると考えられる。

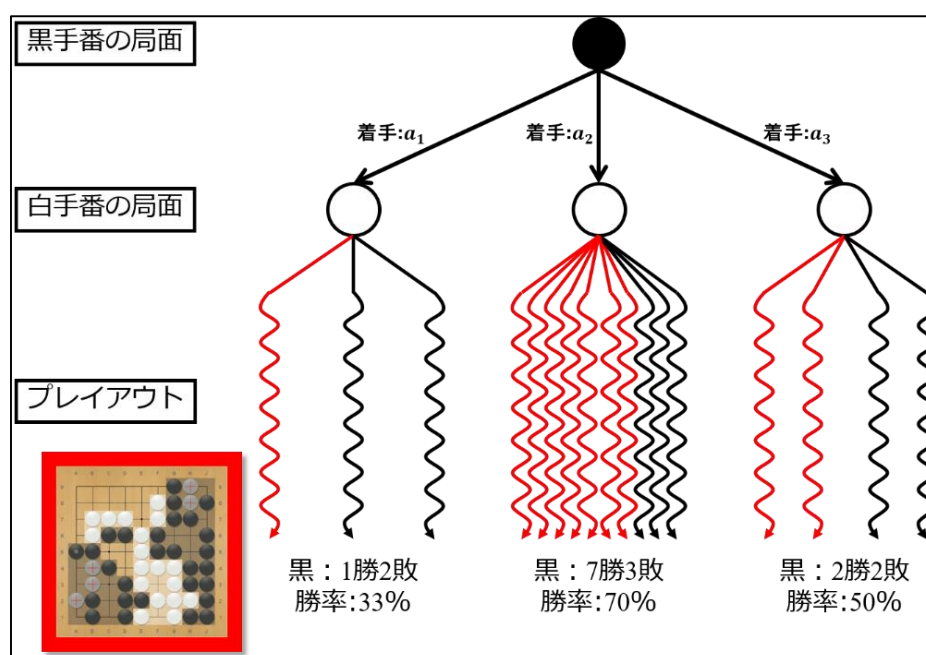


Fig. 5-1 MCTSによる勝率の推定の例

このように MCTS では限られた時間内で如何に有望な手に対して多くのプレイアウトを行うかが重要となる。AlphaGo はこの探索部分に 2 つのニューラルネットワークを組み込むことで大幅に棋力を向上させた。

5.2 policy network

AlphaGo では現在の局面からどの着手に焦点を当ててプレイアウトを行うのが良いのかを絞るため、policy network と呼ばれる「次の一手」を予測する Convolutional Neural Network (以降, CNN) を構築した。AlphaGo はこの policy network の学習データとしてオンライン囲碁サーバー “KGS” の六段以上のプレイヤーによる棋譜を約 16 万局学習した。このネットワークを強いプレイヤー同士の手を用いて学習させた Supervised leaning of policy network (以降, SL policy network) と呼ぶ。SL policy network は強いプレイヤーの着手と 57% の一致率を示し、従来 44% 程度だった予測精度を上回った。また、AlphaGo はこの SL policy network 同士を対局させることでより良い手を打つ Reinforcement learning of policy network (以降, RL policy network) を作成した。RL policy network の学習には 50 台の GPU を使って一日に 128 万局の対戦数をこなしている。この RL policy network を用いた囲碁 AI を SL policy network を用いた囲碁 AI と対戦させた結果 RL policy network が 80% の確率で勝てるようになり、より強い policy network が生まれた。

5.3 value network

AlphaGo のもう一つの特徴が value network である。value network は局面の特徴をもとに、盤面の勝率を予測する CNN であり、従来では困難とされていた囲碁における評価関数に当たる。また、この value network を MCTS に組み込むことによりノードの選択や展開を高速化させることを可能とした。

5.4 Ray と AQ

本研究におけるプレイヤーの棋譜を分析する囲碁 AI として、オープンソースの Ray と AQ を用いた。本節ではこれらの囲碁 AI の概要について説明する。

- Ray

Ray は小林佑樹氏が電気通信大学に在学中から開発してきた囲碁 AI である。基本的な思考部は MCTS が利用されている[18][19]。13 路盤と 19 路盤においては、オープンソースソフトウェアで最強と言われる Fuego や Pachi よりも強く、19 路盤は “KGS” では 2 段程度の強さである[]。

主な戦績は以下のとおりである。

2014 年 CGF オープン 9 路盤部門 6 位 19 路盤部門 5 位

2014年 GPW 杯 9路盤部門 7位 13路盤部門 7位
第8回 UEC 杯コンピュータ囲碁大会 8位
2015年 CGF オープン 9路盤部門優勝 19路盤部門 3位
2015年 GPW 杯 9路盤部門 5位 13路盤部門 3位
The 1st World Computer Weiqi Tournament 4位
第9回 UEC 杯コンピュータ囲碁大会 7位
2016年 CGF オープン 19路盤部門準優勝
第10回 UEC 杯コンピュータ囲碁大会 3位(松崎憲介氏(Rnの開発者)と組んで Rayn として出場)
AI 竜星戦 2018 5位

● AQ

AQは山口祐氏が開発した AlphaGo の手法に倣って作られたオープンソース囲碁 AI である[20]. その実力は“幽玄の間”において 8 段程度であり (KGS での棋力はわからないが、少なくとも MCTS のみの Ray よりは圧倒的に強い), 2018 年 12 月 20 日 時点での対戦結果は 2113 勝 132 敗となっており, 人間のトッププレイヤーよりも十分に強いといえる.

主な戦績は以下のとおりである.

2017年 3月 第10回 UEC 杯 4位
2017年 8月 中信証券杯 8強
2017年 12月 AI 竜星戦 4位

第 6 章

実験

本章では、提案手法を用いた棋譜のデータ計測実験および分析結果を用いた棋力推定実験について述べる。棋譜のデータ計測には棋力の異なる 2 つの囲碁 AI を用いた。

6.1 Ray を用いた計測実験

6.1.1 実験目的

提案した評価指標の算出式の評価値として MCTS が導く勝率を用いた際、評価指標と囲碁プレイヤーの棋力の間に相関関係があるかの調査および分析を行った。相関分析の結果から先行研究で行われてきたゲームと比較し、相違点について考察した。結果を線形近似し棋力推定式として定義することを実験の目的とした。

6.1.2 実験方法

本実験は以下の手順で棋譜から勝率データを計測した。

- ① 棋譜を改良 Gogui に読み込ませる。評価対象プレイヤーが黒番の場合初期盤面にセットし、評価対象プレイヤーが白番の場合黒が一手指した盤面にセットする。
- ② 囲碁 AI に評価対象プレイヤーと同じ色の石を 1 手打たせ、その際の勝率を計測する。
- ③ 1 手戻して本来の棋譜の手順に戻し、その後 2 手進める。
- ④ ②、③を最終着手の手番に到達するか、または勝率が 20%か 80%に達するまで繰り返す。

勝率データを計測後、囲碁 AI の着手が付与された棋譜及び、勝率の変動データから、提案した評価指標を算出した。

また、本実験においては第 3 章で述べた評価指標に加え、 $\pm 1\%$ 以上のみを好手、悪手としてカウントし一局当たりの割合とした値を追加した。これらを好手率 (1%)、悪手率 (-1%) とする。これらを加えた理由は、MCTS による勝率の算出にはランダムプレイアウトを行うため、多少の誤差が生じると考えられるからである。

本実験において一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手、平均損失、好手率 (+1%)、悪手率 (-1%) の計 8 個の評価指標を算出した。また、これら 8 個の評価指標について 64 手より前の評価指標と 65 手より後の評価指標についても算出を行った。

6.1.3 実験環境

着手及び勝率を出力する囲碁 AI として小林らが開発したオープンソース囲碁 AI の Ray を用いた. 今回の計測実験において一手当たりのプレイアウト数の上限は 10000 回とした. 1 手の探索にかかる探索時間は 5 秒程度であった (Intel®Core™ i7-4790 CPU @ 3.60GHz, 4 スレッド使用).

実験に用いた棋譜は, “幽玄の間” より提供していただいた 15K(15 級)~8D(8 段)の棋譜各 60 局 (勝:30 局, 負:30 局) の計 1380 局であった. 棋譜選定の条件は

- 19×19 路盤
- 日本ルール, コミ 6.5
- 置石 (ハンディキャップ) なし
- 100 手以上の対局
- 級位・段位の差が±1 級・±1 段のプレイヤー間の対局
- 人間同士の対局 (AI との対局を除く)

とした. また, 10 手目まで真似碁をした棋譜は除いた.

6.1.4 実験結果

● 評価指標の散布及び平均値

各級位・段位の一致率, 好手率, 悪手率の結果を Fig. 6-1-1, Fig. 6-1-2, Fig. 6-1-3 に, 平均好手, 平均悪手, 平均損失の結果を Fig. 6-1-4, Fig. 6-1-5, Fig. 6-1-6 に示す. 好手率 (1%), 悪手率 (-1%) の結果を Fig. 6-1-7, Fig. 6-1-8 に示す.

横軸は段級位を示し, 縦軸は各評価指標を示す. 図中の赤の円のプロットは勝利時の散布を示し, 青の三角形のプロットは敗北時の散布を示す. 黒の折れ線は各級位・段位の値の平均値である.

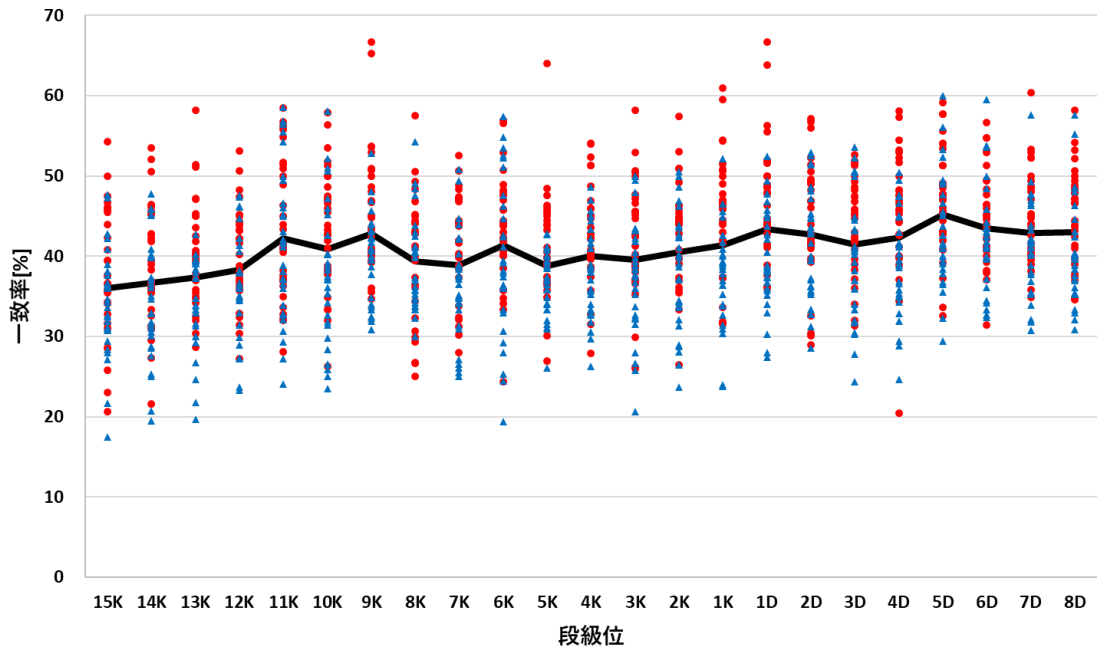


Fig. 6-1-1 MCTS による一致率の計測データの散布および平均値の推移

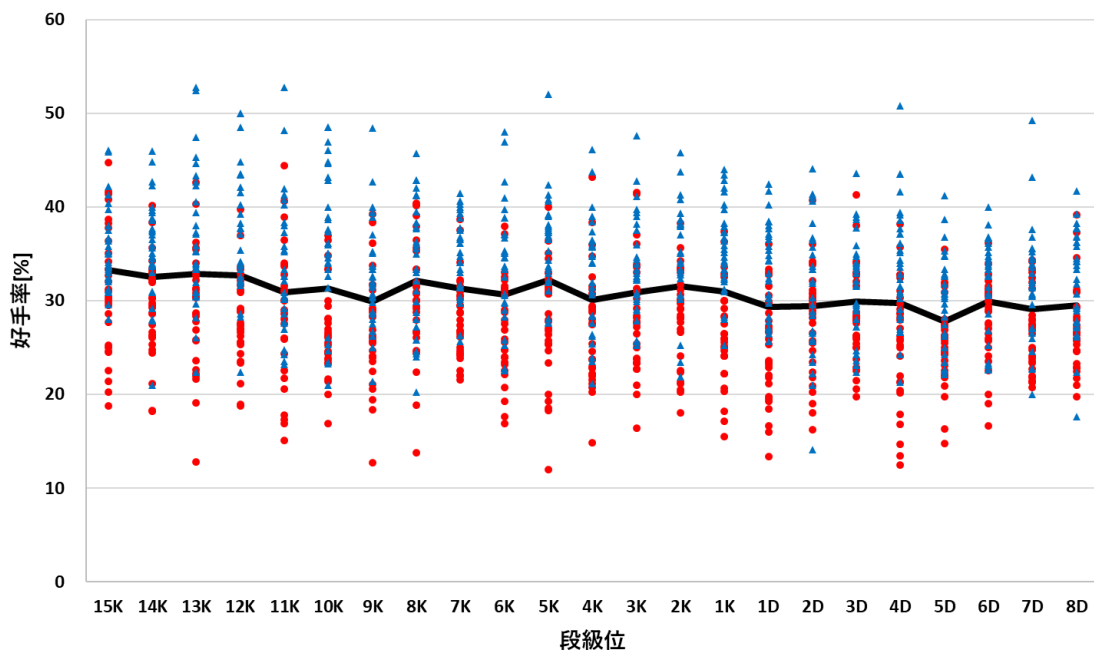


Fig. 6-1-2 MCTS による好手率の計測データの散布および平均値の推移

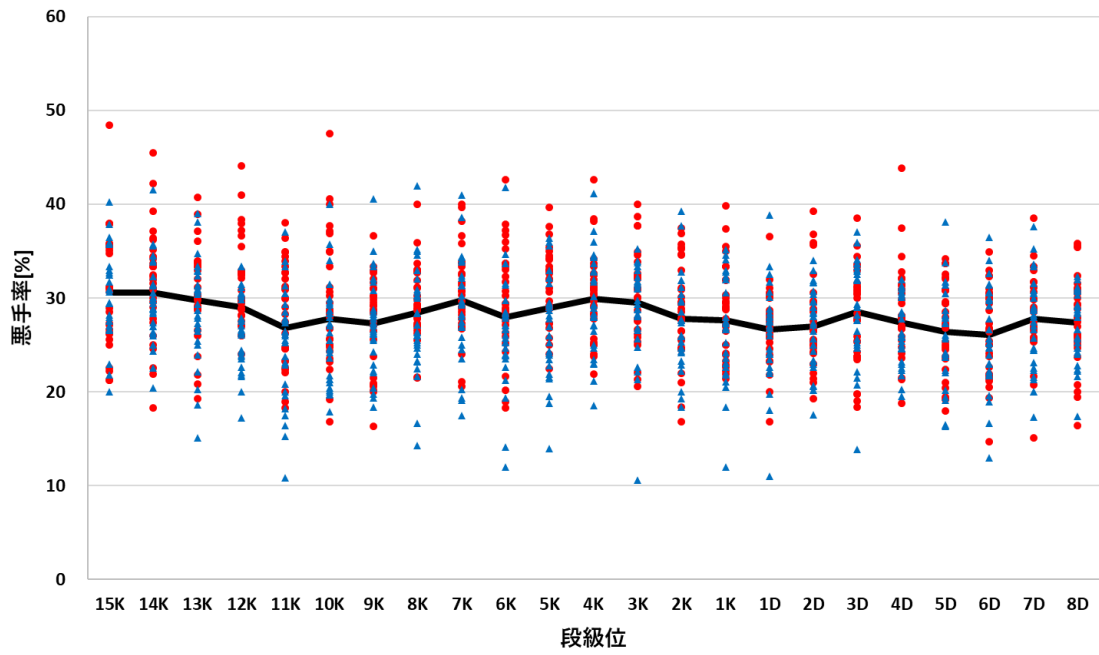


Fig. 6-1-3 MCTS による悪手率の計測データの散布および平均値の推移

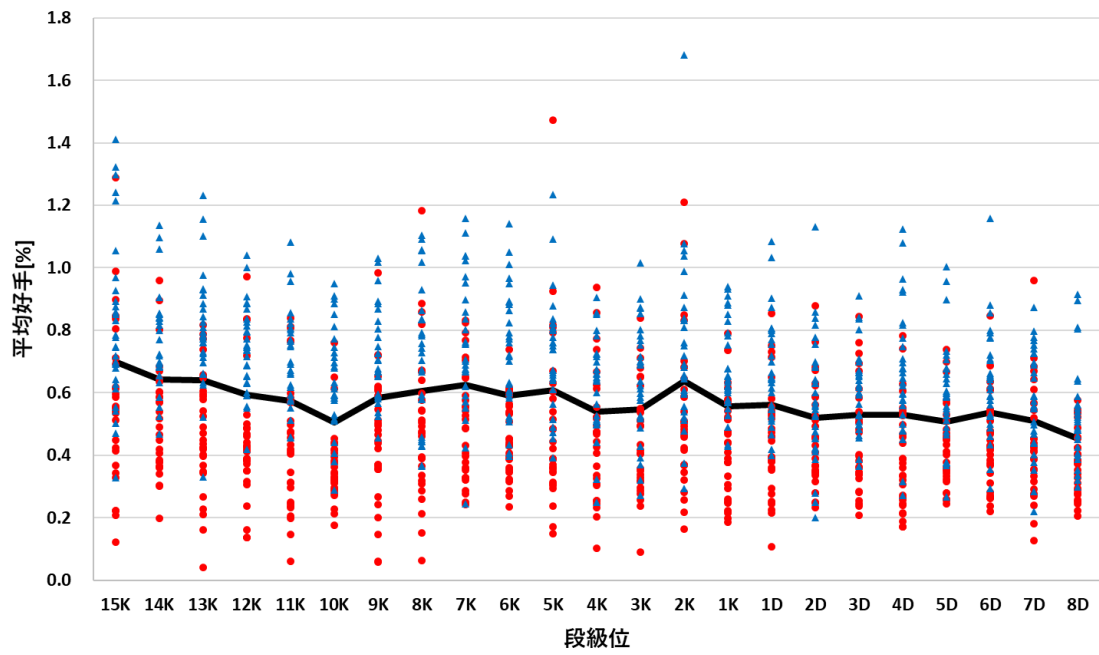


Fig. 6-1-4 MCTS による平均好手の計測データの散布および平均値の推移

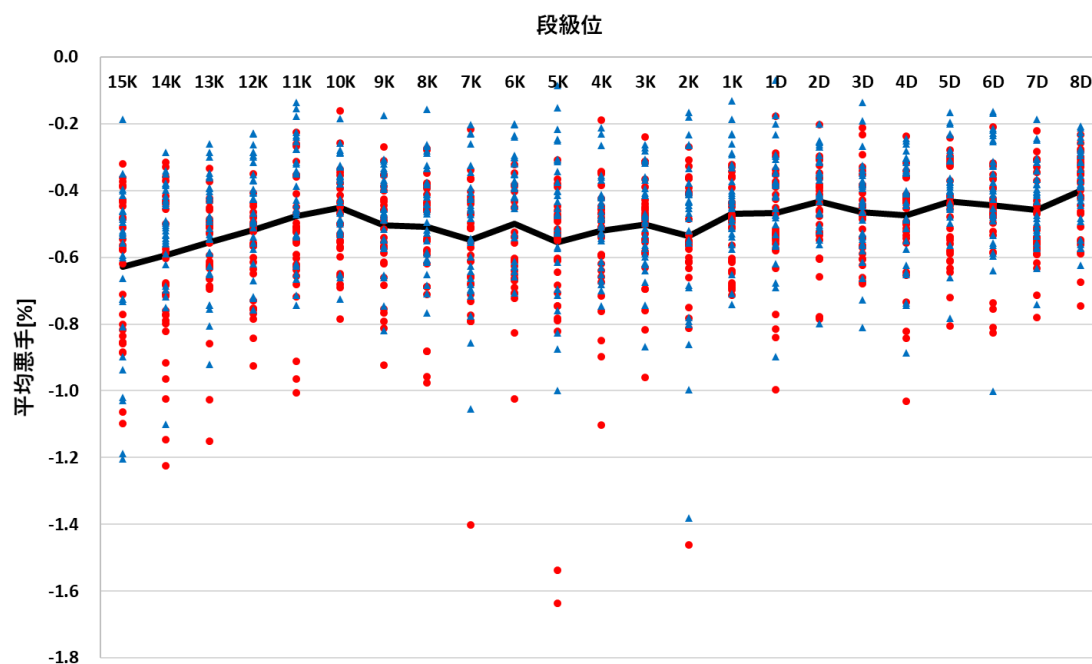


Fig. 6-1-5 MCTS による平均悪手の計測データの散布および平均値の推移

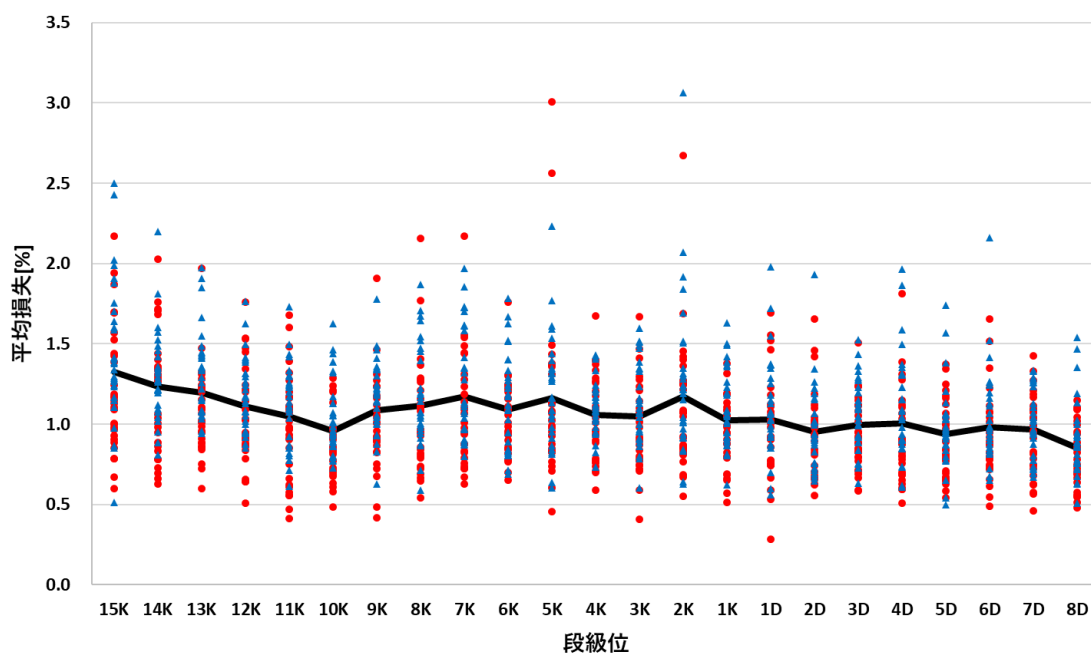


Fig. 6-1-6 MCTS による平均損失の計測データの散布および平均値の推移

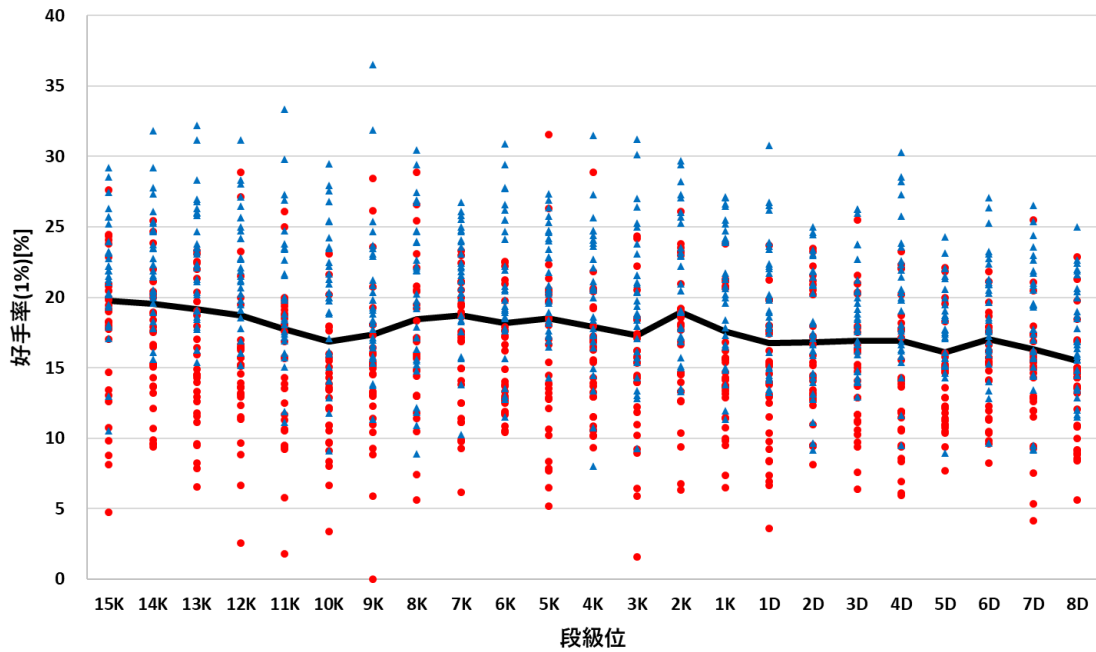


Fig. 6-1-7 MCTS による好手率 (+1%) の計測データの散布および平均値の推移

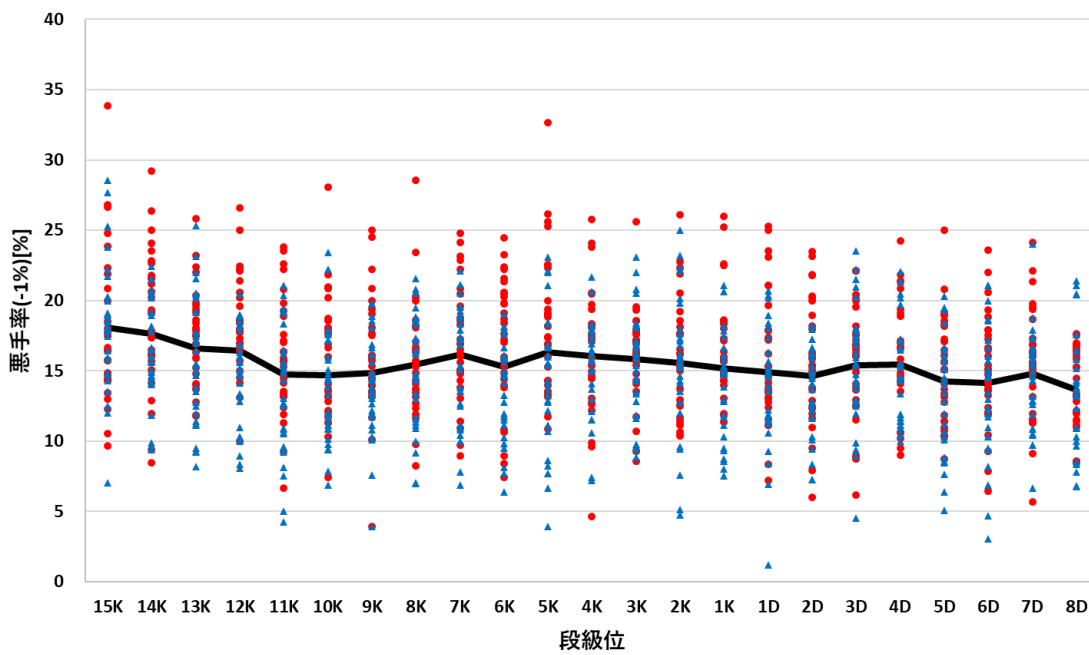


Fig. 6-1-8 MCTS による悪手率 (-1%) の計測データの散布および平均値の推移

各評価指標の各段級位における平均値を Tab. 6-1-1 に示す。各評価指標における最大値を赤、最小値を緑で強調する。

Tab. 6-1-1 MCTS による各評価指標の平均値

	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率 (1%)	悪手率 (-1%)
8段	42.957	29.518	27.373	0.452	-0.400	0.852	15.494	13.633
7段	42.885	29.092	27.781	0.510	-0.459	0.969	16.333	14.820
6段	43.518	29.884	26.107	0.536	-0.445	0.981	17.038	14.155
5段	45.183	27.763	26.425	0.507	-0.434	0.940	16.080	14.241
4段	42.371	29.746	27.369	0.529	-0.474	1.004	16.947	15.436
3段	41.437	29.908	28.529	0.530	-0.466	0.996	16.941	15.407
2段	42.690	29.395	26.998	0.519	-0.433	0.952	16.832	14.649
初段	43.393	29.358	26.662	0.561	-0.468	1.029	16.764	14.884
1級	41.404	30.953	27.643	0.556	-0.469	1.025	17.591	15.175
2級	40.556	31.554	27.838	0.638	-0.537	1.175	18.950	15.584
3級	39.598	30.877	29.525	0.547	-0.503	1.050	17.305	15.833
4級	40.062	30.047	29.891	0.538	-0.520	1.058	17.888	16.050
5級	38.772	32.240	28.988	0.609	-0.554	1.163	18.515	16.311
6級	41.350	30.644	28.006	0.591	-0.500	1.091	18.186	15.292
7級	38.912	31.333	29.755	0.626	-0.548	1.174	18.707	16.141
8級	39.400	32.111	28.490	0.606	-0.508	1.114	18.478	15.477
9級	42.831	29.874	27.294	0.582	-0.504	1.086	17.347	14.873
10級	40.912	31.302	27.786	0.506	-0.451	0.957	16.867	14.710
11級	42.265	30.925	26.810	0.573	-0.476	1.049	17.725	14.765
12級	38.301	32.680	29.019	0.594	-0.518	1.112	18.742	16.438
13級	37.365	32.876	29.729	0.640	-0.556	1.195	19.185	16.584
14級	36.713	32.521	30.624	0.642	-0.594	1.236	19.545	17.622
15級	35.994	33.277	30.557	0.699	-0.628	1.327	19.747	18.081

実験のグラフと表の結果から、段級位と各評価指標間には関連がある可能性があるように見える。特に Tab. 6-1-1 の結果から、平均好手・平均悪手・平均損失・好手率 (1%)・悪手率 (-1%) については、最大値と最小値が段級位の最も高い 8 段と最も低い 15 級に収束していることが確認できる。一方で、グラフの結果からは、勝利時と敗北時で取りうる値が異なっている様子も確認できる。勝敗によって平均値に差があるのかどうかを次節で説明する。

● ウィルコクソンの順位和検定

各評価指標、各段級位の分析データを勝敗別に分割しウィルコクソンの順位和検定を行った。この検定は、互いに独立である2群の平均値に差があるかを調べる検定である。帰無仮説は“2群間の平均値に差はない”である。検定の結果を Tab. 6-1-2 に示す。なお、有意水準は1%とした。

Tab. 6-1-2 平均値の差の検定

	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率 (1%)	悪手率 (-1%)
8段	差がある	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない
7段	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
6段	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
5段	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
4段	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない
3段	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない
2段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
初段	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
1級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
2級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
3級	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
4級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
5級	差がある	差がある	差がある	差がある	差はない	差はない	差がある	差がある
6級	差はない	差がある	差がある	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
7級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
8級	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない
9級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない
10級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない
11級	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
12級	差はない	差がある	差がある	差がある	差がある	差はない	差がある	差がある
13級	差がある	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない
14級	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差がある	差はない
15級	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差がある	差はない

平均値の差の検定の結果、過半数以上勝利時と敗北時の平均値に差があると結果が出た評価指標は、一致率・好手率・平均好手・好手率 (1%) であった。

この結果より、棋力推定を行うための線形近似をする際は勝利時と敗北時で分割したときの平均値も参照する。また実際に棋力推定を行う際は棋譜の勝利数と敗北数を揃えることとする。

- 相関分析

各評価指標と級位・段位の相関分析の結果を Tab. 6-1-3 に示す。分析範囲は 15K（15 級）から 8D（8 段）までの区間（ $n=23$ ）および、用いた囲碁 AI “Ray” の “幽玄の間” におけるおよその棋力である 3D を境にした 15K~3D の区間（ $n=18$ ）と 3D~8D の区間（ $n=6$ ）である。また、同様の分析範囲で 64 手目以前の評価指標の相関分析の結果を Tab. 6-1-4、64 手目以降の評価指標の相関分析の結果を Tab. 6-1-5 に示す。相関係数が 0.7 以上を赤で強調し、相関係数が -0.7 以下を緑で強調し示す。

Tab. 6-1-3 各評価指標の相関係数（全着手）

分析範囲	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率 (1%)	悪手率 (-1%)
15K~8D	0.77	-0.82	-0.62	-0.76	0.76	-0.77	-0.81	-0.72
15K~3D	0.66	-0.75	-0.48	-0.60	0.63	-0.63	-0.67	-0.58
3D~8D	0.32	-0.12	-0.29	-0.72	0.72	-0.75	-0.70	-0.79

Tab. 6-1-4 各評価指標の相関係数（64 手目以降）

分析範囲	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率 (1%)	悪手率 (-1%)
15K~8D	0.76	-0.76	-0.64	-0.61	0.61	-0.62	-0.80	-0.71
15K~3D	0.68	-0.71	-0.48	-0.43	0.47	-0.45	-0.63	-0.62
3D~8D	0.19	-0.18	-0.34	-0.12	0.10	-0.11	-0.80	-0.29

Tab. 6-1-5 各評価指標の相関係数（64 手目以降）

分析範囲	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率 (1%)	悪手率 (-1%)
15K~8D	0.74	-0.83	-0.49	-0.78	0.76	-0.79	-0.82	-0.69
15K~3D	0.62	-0.74	-0.37	-0.67	0.66	-0.69	-0.75	-0.60
3D~8D	0.32	-0.25	-0.33	-0.56	0.65	-0.64	-0.21	-0.68

相関分析の結果、全評価指標どの分析範囲であっても相関係数の符号は一致していることが確認できた。全着手と 64 手で分割した 2 つの範囲で共通して高い相関が確認できたのは、分析範囲が 15K~8D の一致率・好手率・好手率 (1%) と分析範囲が 15K~3D の好手率であった。また、64 手で分割することによって相関がより現れる評価指標は特別見当たらなかった。このことから、本実験において回帰式を生成する際は全着手を用いた棋譜の評価指標を用いる。

- 線形近似式

棋譜の分析によって得られた各棋力の評価指標の平均値を用いて回帰分析を行った。

まず、各評価指標を一つずつ用いた単回帰分析を行う。回帰式は目的変数を y 、各評価指標の平均値を説明変数 x とし、最小二乗法によって算出する。説明変数 x となる評価指標を以下の文字記号で示す。

x_m : 一致率, x_G : 好手率, x_B : 悪手率, $x_{Ave.G}$: 平均好手,

$x_{Ave.B}$: 平均悪手, $x_{Ave.l}$: 平均損失, x_{G1} : 好手率 (1%), x_{B1} : 悪手率 (-1%)

線形近似する際は段級位を Tab. 4-1 の初期 RP に割り当てることで回帰式を求めた。回帰式と同時に寄与率の算出も行った。各評価指標の各段級位における平均値を用いた線形近似式を Tab. 6-1-6 に示す。また勝利時の平均値を用いた線形近似式を Tab. 6-1-7 に、敗北時の平均値を用いた線形近似式を Tab. 6-1-8 に示す。

Tab. 6-1-6 MCTS による各評価指標の回帰式と寄与率

x:評価指標	回帰式	寄与率
x_m : 一致率	$y = 2193x_m - 67004$ (7)	0.59
x_G : 好手率	$y = -3932x_G + 143213$ (8)	0.67
x_B : 悪手率	$y = -3199x_B + 112786$ (9)	0.39
$x_{Ave.G}$: 平均好手	$y = -89278x_{Ave.G} - 73309$ (10)	0.57
$x_{Ave.B}$: 平均悪手	$y = 93888x_{Ave.B} + 69216$ (11)	0.57
$x_{Ave.l}$: 平均損失	$y = -47415x_{Ave.l} + 73077$ (12)	0.59
x_{G1} : 好手率 (1%)	$y = -4796x_{G1} + 107419$ (13)	0.65
x_{B1} : 悪手率 (-1%)	$y = -4575x_{B1} + 93348$ (14)	0.51

Tab. 6-1-7 MCTS による各評価指標の回帰式と寄与率 (勝利時)

x:評価指標	回帰式	寄与率
x_m : 一致率	$y = 1999x_m - 63579$ (15)	0.57
x_G : 好手率	$y = -2726x_G + 97995$ (16)	0.38
x_B : 悪手率	$y = -3135x_B + 113548$ (17)	0.52
$x_{Ave.G}$: 平均好手	$y = -71216x_{Ave.G} + 55201$ (18)	0.26
$x_{Ave.B}$: 平均悪手	$y = 89763x_{Ave.B} + 70720$ (19)	0.64
$x_{Ave.l}$: 平均損失	$y = -47768x_{Ave.l} + 70095$ (20)	0.51
x_{G1} : 好手率 (1%)	$y = -3298x_{G1} + 72597$ (21)	0.30
x_{B1} : 悪手率 (-1%)	$y = -4304x_{B1} + 92771$ (22)	0.56

Tab. 6-1-8 MCTS による各評価指標の回帰式と寄与率 (敗北時)

x:評価指標	回帰式	寄与率
x_m : 一致率	$y = 1970x_m - 53497$ (23)	0.50
x_G : 好手率	$y = -2548x_G + 108767$ (24)	0.51
x_B : 悪手率	$y = -1691x_B + 68802$ (25)	0.12
$x_{Ave.G}$: 平均好手	$y = -74301x_{Ave.G} + 72995$ (26)	0.68
$x_{Ave.B}$: 平均悪手	$y = 71452x_{Ave.B} + 55243$ (27)	0.35
$x_{Ave.l}$: 平均損失	$y = -47415x_{Ave.l} + 73077$ (28)	0.59
x_{G1} : 好手率 (1%)	$y = -3957x_{G1} + 102528$ (29)	0.71
x_{B1} : 悪手率 (-1%)	$y = -2865x_{B1} + 64470$ (30)	0.26

続いて、複数の評価指標による重回帰分析を行う。重回帰分析は各説明変数同士が独立であることと、これまでの実験結果から一致率、平均好手、平均悪手、好手率 (1%)、悪手率 (-1%) を説明変数として用いる。線形近似する際は段級位を Tab. 4-1 の初期 RP に割り当てることで回帰式を求めた。回帰式と同時に寄与率の算出も行った。各段級位における平均値を用いた線形近似式を式(31)に示す。また勝利時と敗北時の平均値を用いた線形近似式を、それぞれ式(32)と(33)に示す。

$$y = 1514x_m - 22817x_{Ave.G} + 4694x_{Ave.B} - 2386x_{G1} + 2053x_{B1} - 13537 \quad (31)$$

$$y = 1212x_m + 53460x_{Ave.G} + 117938x_{Ave.B} + 49x_{G1} + 1981x_{B1} - 23976 \quad (32)$$

$$y = 447x_m - 59716x_{Ave.G} + 64299x_{Ave.B} - 1221x_{G1} + 1963x_{B1} + 69834 \quad (33)$$

寄与率は、式(31)が 0.68、式(32)が 0.73、式(33)が 0.74 であった。これらの回帰式を使った棋力推定実験については 6.3 節に示す。

6.2 AQ を用いた計測実験

6.2.1 実験目的

提案した評価指標の算出式の評価値として **policy network** を用いた評価値（以後、評価値 P）および **value network** を用いた評価値（以後、評価値 V）を利用する際、評価指標と囲碁プレイヤーの棋力の間に関連関係があるかの調査および分析を行った。相関分析の結果から先行研究で行われてきたゲームと比較し、相違点について考察した。結果を線形近似し棋力推定式として定義することを実験の目的とした。また、これらの結果を実験 6.1 と比較し最適な評価値について考察する。

6.2.2 実験方法

本実験は以下の手順で棋譜から評価値 P、評価値 V を計測した。

- ① 棋譜を **Gogui** に読み込ませる。評価対象プレイヤーが黒番の場合初期盤面にセットし、評価対象プレイヤーが白番の場合黒が一手指した盤面にセットする。
- ② 囲碁 AI に評価対象プレイヤーと同じ色の石を 1 手打たせ、その際の評価値 P、評価値 V を計測する。
- ③ 1 手戻して本来の棋譜の手順に戻し、その後 2 手進める。
- ④ ②、③を最終着手の手番に到達するか、または AQ が投了するまで繰り返す。

評価値 P、評価値 V を計測後、囲碁 AI の着手が付与された棋譜及び、評価値の変動データから、提案した評価指標を算出した。

一つの棋譜を分析する際、評価値 P、評価値 V の両方の計測を行った。

評価値 P、評価値 V において一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手、平均損失の計 6 個の評価指標を算出した。一致率はどちらも同じ値となるため結果を評価値 P に寄せる。また、これら 6 個の評価指標について 64 手より前の評価指標と 65 手より後の評価指標についても算出を行った。

6.2.3 実験環境

着手及び勝率を出力する囲碁 AI として小林らが開発したオープンソース囲碁 AI の AQ を用いた。1 手の探索にかかる探索時間は 7 秒程度であった（Intel® Core™ i7-4790 CPU @ 3.60GHz, 4 スレッド使用）。

実験に用いた棋譜は、“幽玄の間”より提供していただいた 15K~8D の棋譜各 40 局（勝:20 局、負:20 局）の計 920 局であった。この際、実験 6.1 で分析を行った棋譜は除外した。棋譜選定の条件は実験 6.1 と同じである。

6.2.4 実験結果

● 評価指標の散布及び平均値

実験 6.2 における評価値 P を用いた各級位・段位の一致率，好手率，悪手率の結果を Fig. 6-2-1, Fig. 6-2-2, Fig. 6-2-3 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. 6-2-4, Fig. 6-2-5, Fig. 6-2-6 に示す。

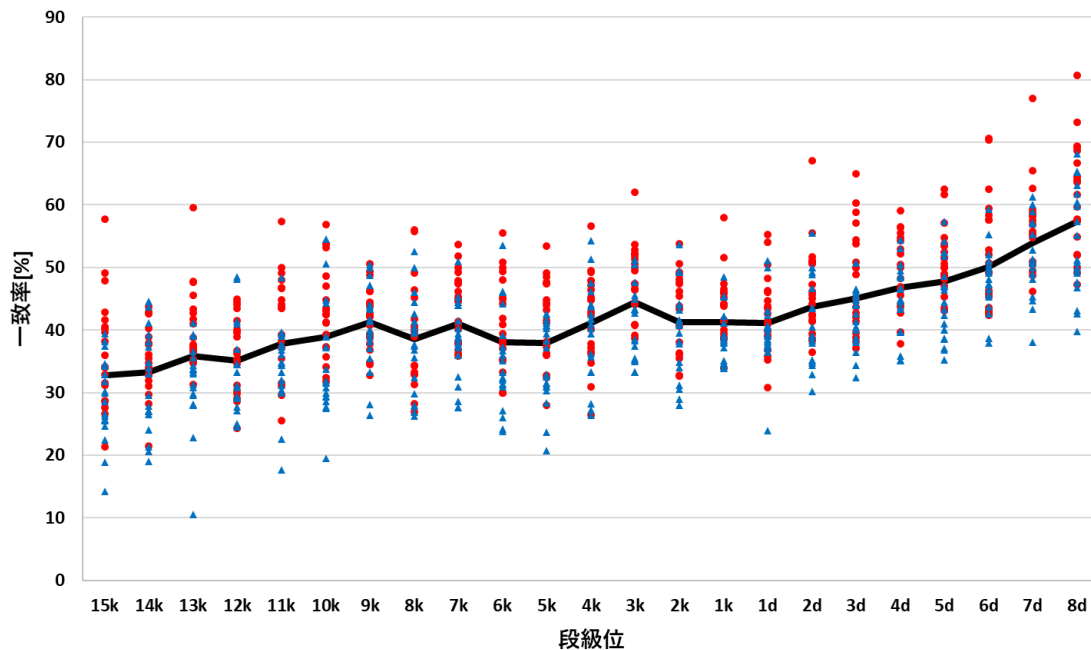


Fig. 6-2-1 AQ による一致率の計測データの散布および平均値の推移

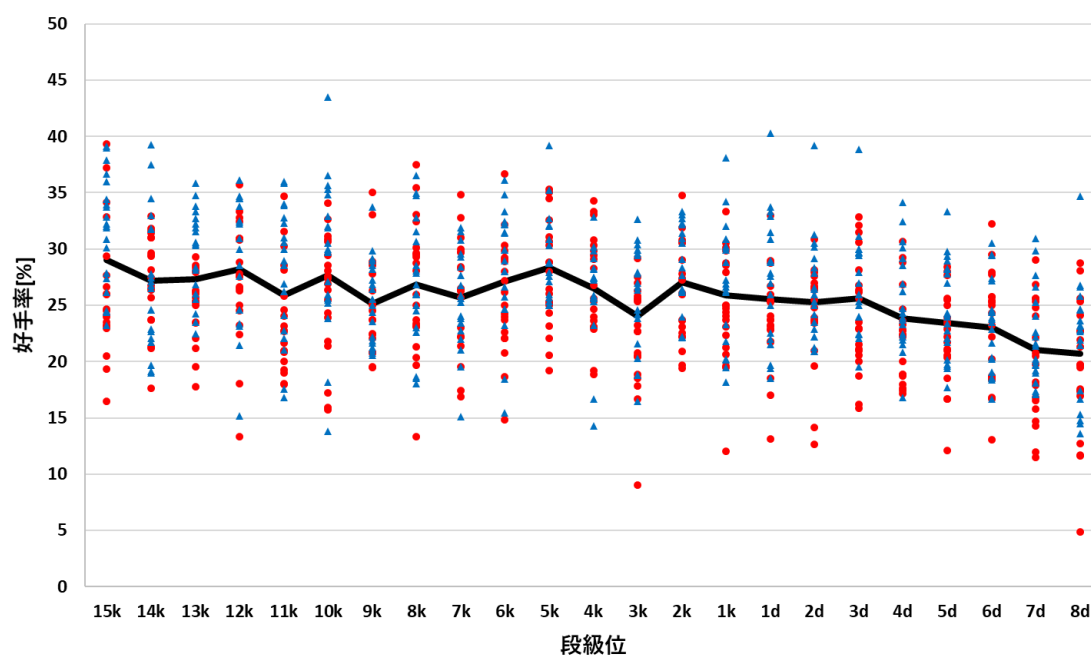


Fig. 6-2-2 評価値 P による好手率の計測データの散布および平均値の推移

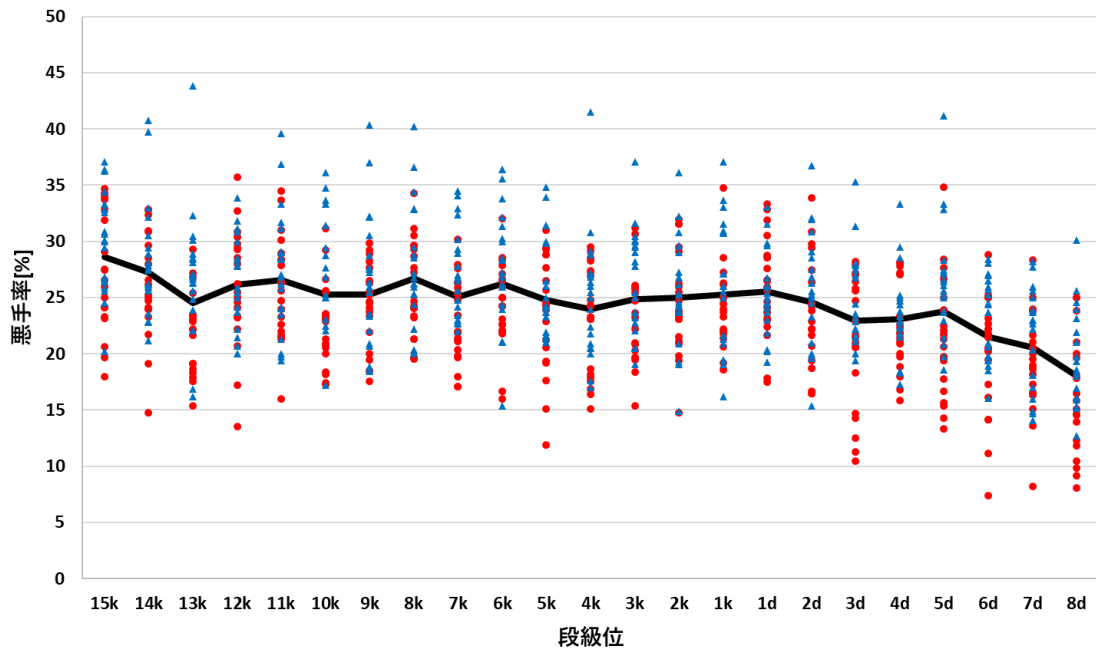


Fig. 6-2-3 評価値 P による悪手率の計測データの散布および平均値の推移

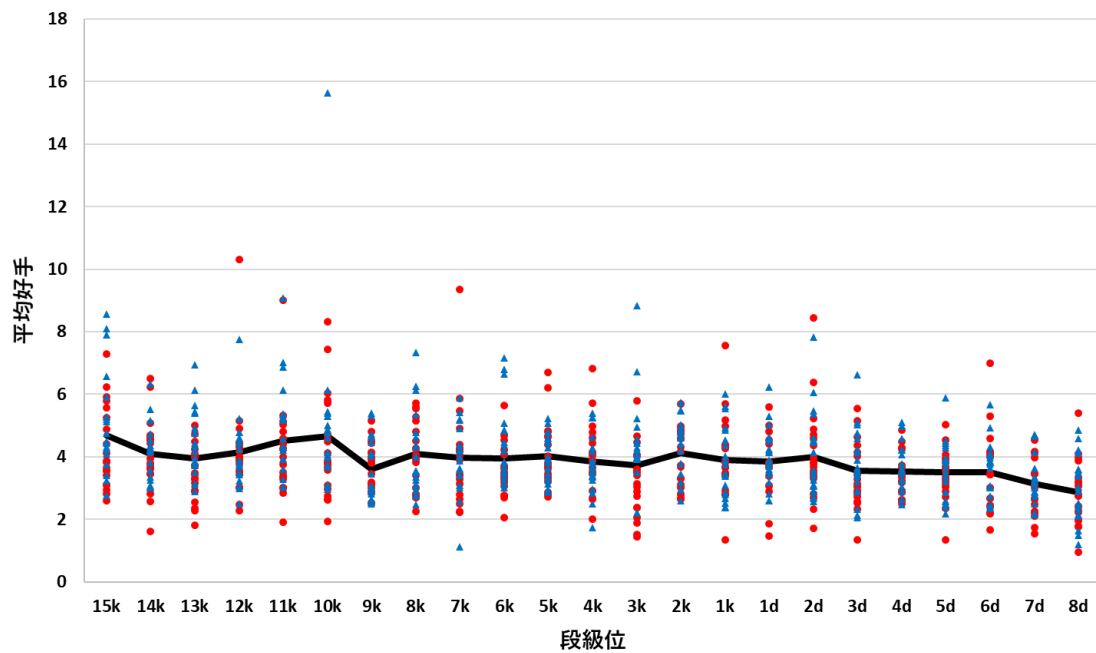


Fig. 6-2-4 評価値 P による平均好手の計測データの散布および平均値の推移

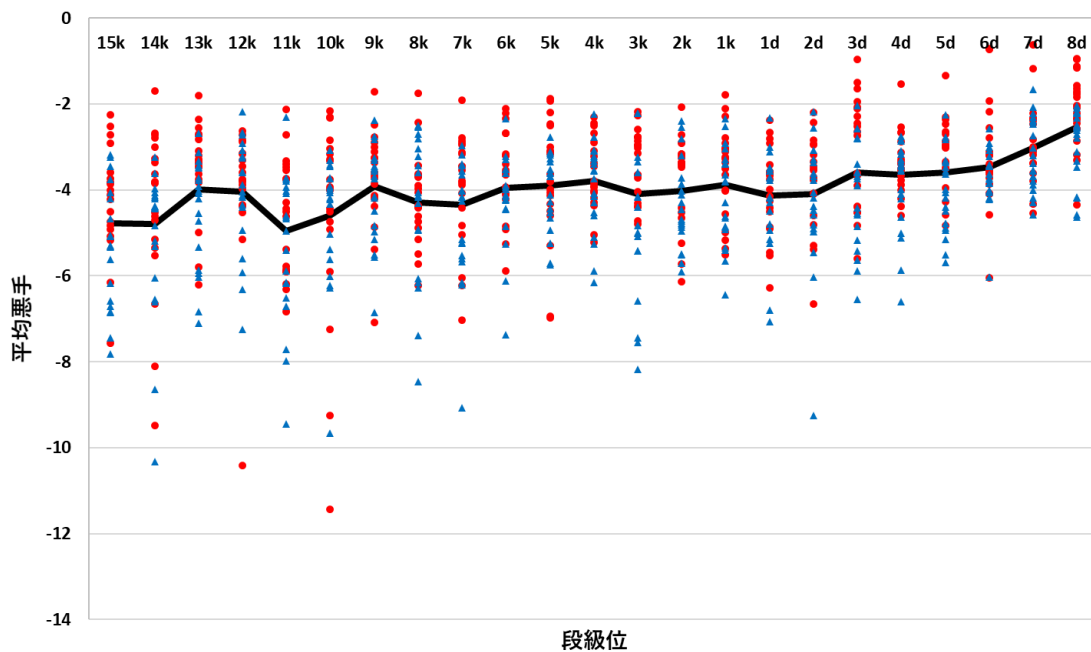


Fig. 6-2-5 評価値 P による平均悪手の計測データの散布および平均値の推移

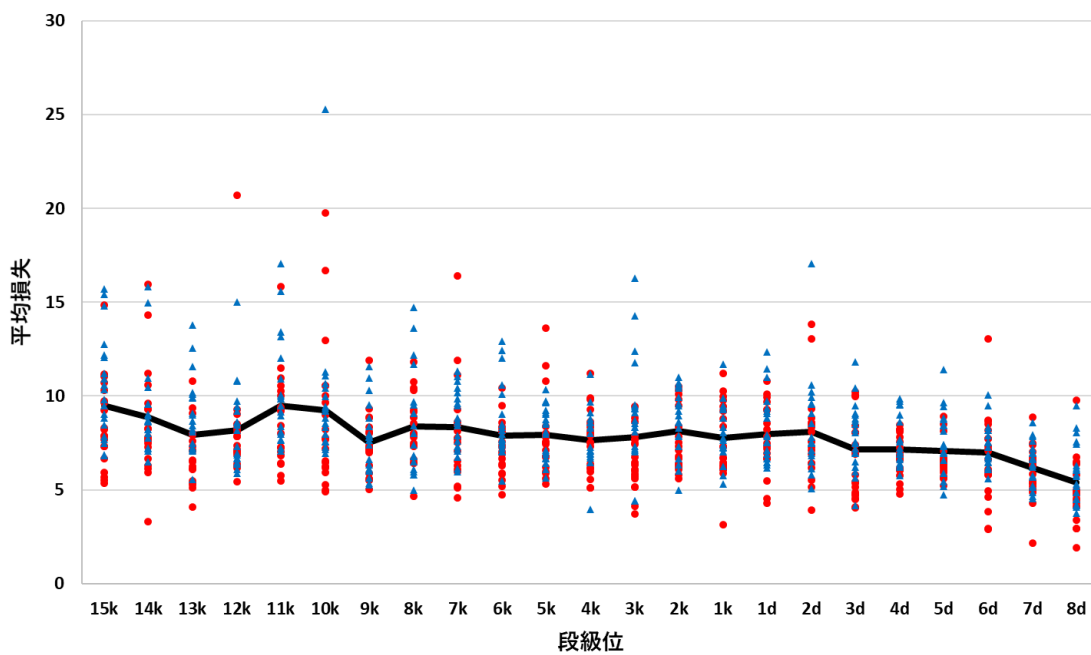


Fig. 6-2-6 評価値 P による平均損失の計測データの散布および平均値の推移

各評価指標の各段級位における平均値を Tab. 6-2-1 に示す。各評価指標における最大値を赤、最小値を緑で強調する。

Tab. 6-2-1 評価値 P による各評価指標の平均値

	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
8段	57.399	20.670	18.005	2.870	-2.530	5.400
7段	53.950	21.042	20.545	3.139	-3.013	6.152
6段	50.050	23.010	21.482	3.493	-3.475	6.968
5段	47.815	23.409	23.750	3.504	-3.585	7.089
4段	46.751	23.815	23.068	3.519	-3.652	7.171
3段	45.106	25.609	22.968	3.547	-3.601	7.148
2段	43.742	25.264	24.606	3.994	-4.102	8.095
初段	41.135	25.538	25.574	3.845	-4.138	7.982
1級	41.238	25.898	25.267	3.904	-3.872	7.776
2級	41.275	27.074	25.014	4.117	-4.031	8.149
3級	44.498	24.020	24.834	3.732	-4.093	7.825
4級	41.079	26.475	23.991	3.849	-3.796	7.645
5級	37.946	28.360	24.797	4.027	-3.904	7.932
6級	38.120	27.083	26.230	3.952	-3.944	7.896
7級	41.043	25.661	25.078	3.975	-4.349	8.324
8級	38.560	26.841	26.682	4.093	-4.287	8.380
9級	41.205	25.143	25.289	3.606	-3.914	7.520
10級	38.960	27.681	25.277	4.653	-4.604	9.256
11級	37.810	25.875	26.598	4.505	-4.961	9.466
12級	35.156	28.191	26.125	4.142	-4.046	8.188
13級	35.872	27.302	24.504	3.951	-3.983	7.934
14級	33.233	27.161	27.254	4.085	-4.790	8.875
15級	32.777	29.004	28.579	4.686	-4.781	9.467

実験のグラフと表の結果から、段級位と各評価指標間には関連がうかがえる。Tab. 6-2-1の結果からは、平均悪手以外の評価指標について、最大値と最小値が段級位の最も高い8段と最も低い15級に収束していることが確認できる。また、グラフの結果からは、勝利時と敗北時で取りうる値に差が見受けられないことも確認できる。特に一致率については、8段で57%の平均値を示しており、AlphaGoの論文[2]と一致している。評価値Pの評価指標が勝敗によって平均値に差があるのかどうかを次節で説明する。

次に実験 6.2 における評価値 V を用いた各級位・段位の好手率, 悪手率の結果を Fig. 6-2-7, Fig. 6-2-8 に, 平均好手, 平均悪手, 平均損失の結果を Fig. 6-2-9, Fig. 6-2-10, Fig. 6-2-11 に示す.

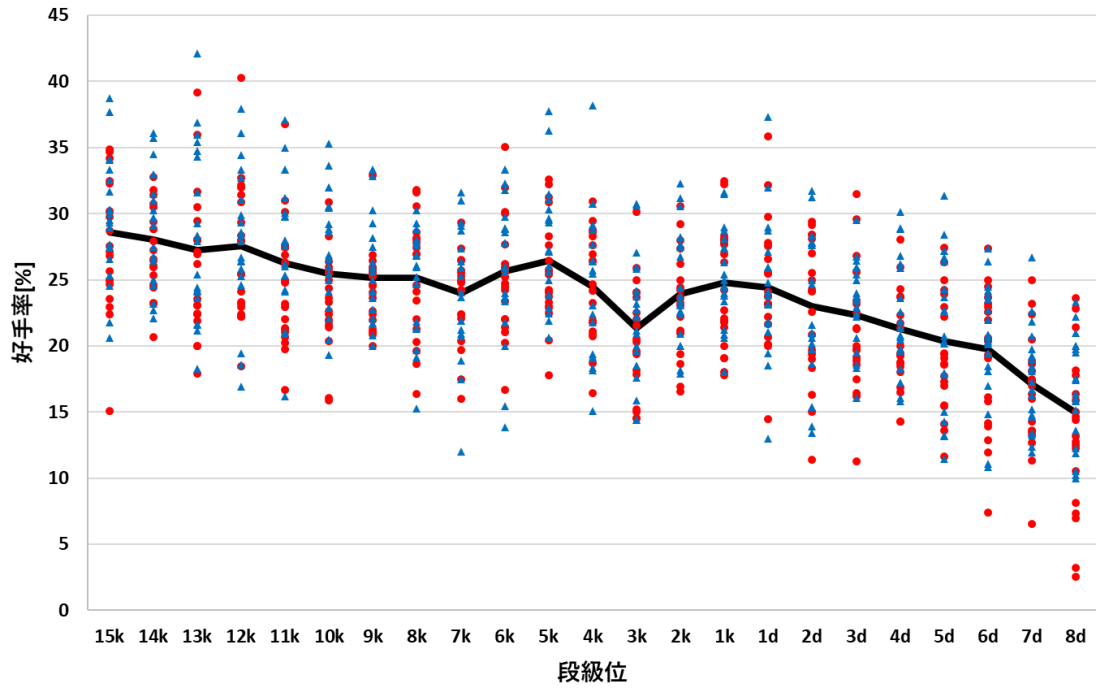


Fig. 6-2-7 評価値 V による好手率の計測データの散布および平均値の推移

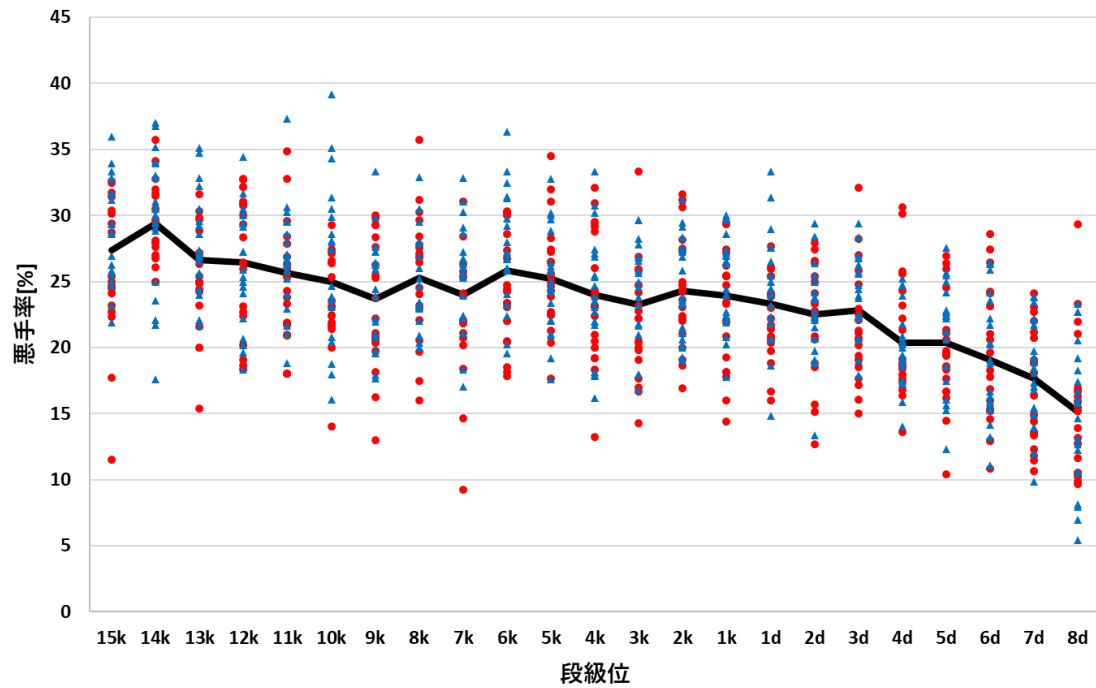


Fig. 6-2-8 評価値 V による悪手率の計測データの散布および平均値の推移

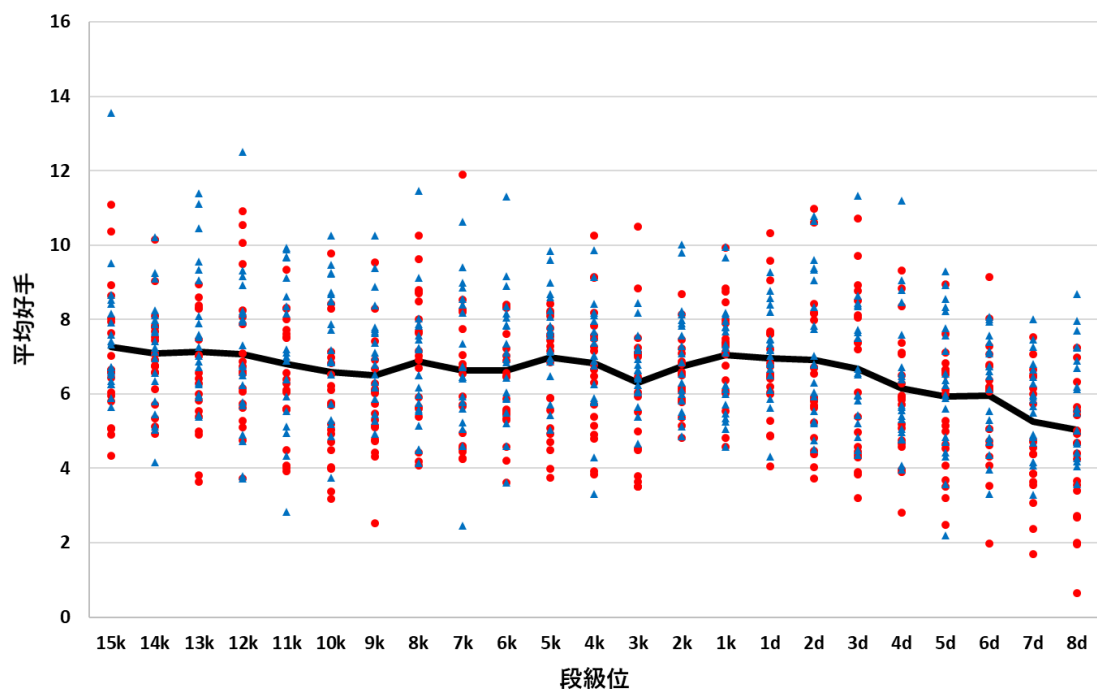


Fig. 6-2-9 評価値 V による平均好手の計測データの散布および平均値の推移

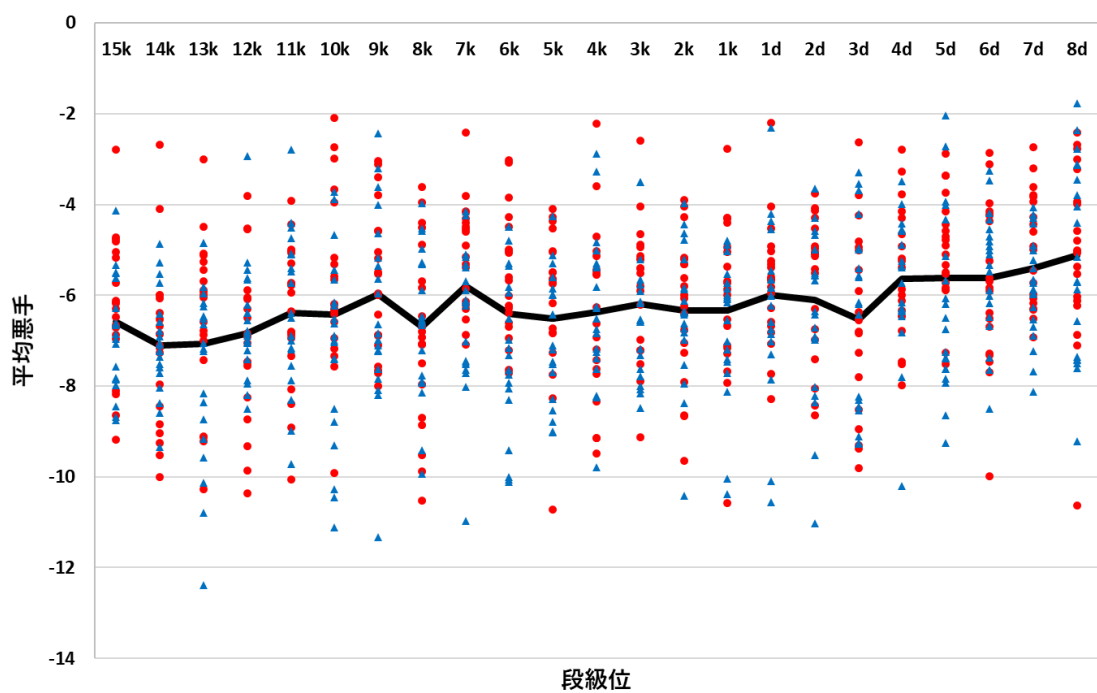


Fig. 6-2-10 評価値 V による平均悪手の計測データの散布および平均値の推移

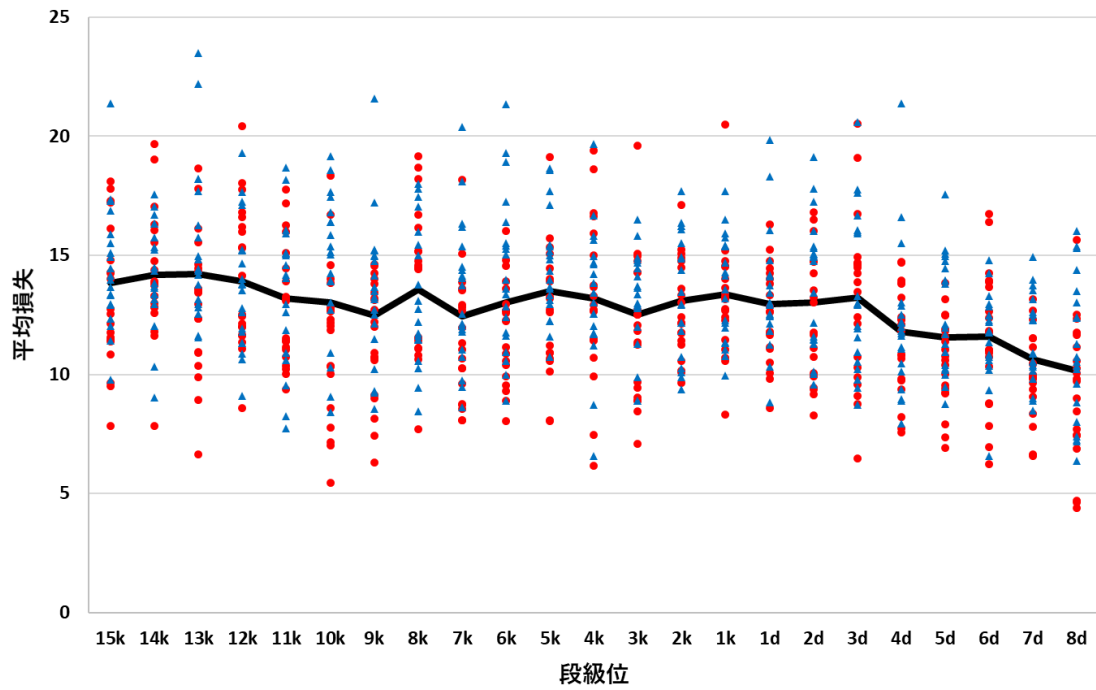


Fig. 6-2-11 評価値 V による平均損失の計測データの散布および平均値の推移

各評価指標の各段級位における平均値を Tab. 6-2-2 に示す。Tab. 6-2-1 と同様に各評価指標における最大値を赤，最小値を緑で強調する。

Tab. 6-2-2 評価値 V による各評価指標の平均値

	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
8段	14.949	15.130	5.038	-5.119	10.156
7段	17.091	17.633	5.244	-5.398	10.642
6段	19.744	19.100	5.962	-5.611	11.573
5段	20.355	20.372	5.926	-5.618	11.544
4段	21.285	20.370	6.143	-5.640	11.783
3段	22.305	22.816	6.681	-6.534	13.214
2段	23.029	22.484	6.918	-6.111	13.029
初段	24.394	23.284	6.957	-5.996	12.953
1級	24.771	23.899	7.036	-6.342	13.379
2級	23.941	24.318	6.748	-6.328	13.076
3級	21.366	23.221	6.312	-6.189	12.500
4級	24.504	23.963	6.826	-6.368	13.195
5級	26.446	25.234	6.985	-6.517	13.502
6級	25.676	25.826	6.631	-6.405	13.036
7級	23.963	23.968	6.629	-5.800	12.429
8級	25.164	25.252	6.875	-6.693	13.569
9級	25.124	23.676	6.492	-5.976	12.468
10級	25.464	24.945	6.598	-6.430	13.027
11級	26.241	25.672	6.814	-6.382	13.196
12級	27.564	26.466	7.065	-6.831	13.896
13級	27.270	26.624	7.139	-7.066	14.204
14級	28.063	29.402	7.098	-7.099	14.197
15級	28.614	27.395	7.260	-6.591	13.852

実験のグラフと表の結果から、評価値 P と同様の結果が確認できた。また、グラフの結果からは、勝利時と敗北時で取りうる値に差が見受けられないことも確認できる。評価値 P の評価指標が勝敗によって平均値に差があるのかどうかを次の節で説明する。

● ウィルコクソンの順位和検定

各評価指標，各段級位の分析データを勝敗別に分割しウィルコクソンの順位和検定を行った。この検定は，互いに独立である2群の平均値に差があるかを調べる検定である。帰無仮説は“2群間の平均値に差はない”である。評価値Pを用いた分析の検定の結果をTab.6-2-3に示す。評価値Vを用いた分析の検定の結果をTab.6-2-4に示す。なお，有意水準は1%とした。

Tab. 6-2-3 平均値の差の検定（評価値P）

	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
8段	差はない	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない
7段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
6段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
5段	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある	差はない
4段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
3段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
2段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
初段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
1級	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
2級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
3級	差がある	差はない	差はない	差はない	差がある	差がある
4級	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
5級	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
6級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
7級	差はない	差はない	差がある	差はない	差はない	差はない
8級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
9級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
10級	差がある	差はない	差がある	差はない	差はない	差はない
11級	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
12級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
13級	差がある	差がある	差がある	差がある	差がある	差がある
14級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
15級	差がある	差がある	差はない	差はない	差はない	差はない

平均値の差の検定の結果，過半数以上勝利時と敗北時の平均値に差があるという評価指標は出なかった。この結果より，評価値Pの評価指標を用いて線形近似をする際は勝利時と敗北時で棋譜を分割しない。

Tab. 6-2-4 平均値の差の検定 (評価値 V)

	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
8段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
7段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
6段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
5段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
4段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
3段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
2段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
初段	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
1級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
2級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
3級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
4級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
5級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
6級	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない
7級	差はない	差はない	差はない	差がある	差はない
8級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
9級	差はない	差はない	差がある	差はない	差はない
10級	差がある	差はない	差がある	差はない	差がある
11級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
12級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
13級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
14級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない
15級	差はない	差はない	差はない	差はない	差はない

平均値の差の検定の結果、過半数以上勝利時と敗北時の平均値に差があるという評価指標は出なかった。この結果より、評価値 V の評価指標を用いて線形近似をする際においても勝利時と敗北時で棋譜を分割しない。

- 相関分析

評価値 P を用いた分析の各評価指標と級位・段位の相関分析の結果を Tab. 6-2-5 に示す。分析範囲は実験 6.1 と同じ区間である。また、同様の分析範囲で 64 手目以前の評価指標の相関分析の結果を Tab. 6-2-6, 64 手目以降の評価指標の相関分析の結果を Tab. 6-2-7 に示す。

Tab. 6-2-5 評価値 P による各評価指標の相関係数（全着手）

全着手	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
15K~8D	0.914	-0.813	-0.815	-0.798	0.810	-0.822
15K~3D	0.877	-0.581	-0.682	-0.592	0.646	-0.655
3D~8D	0.975	-0.972	-0.869	-0.872	0.882	-0.879

Tab. 6-2-6 評価値 P による各評価指標の相関係数（64 手目以前）

64手以前	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
15K~8D	0.822	-0.764	-0.708	-0.789	0.726	-0.776
15K~3D	0.712	-0.526	-0.342	-0.622	0.491	-0.621
3D~8D	0.975	-0.985	-0.913	-0.962	0.788	-0.897

Tab. 6-2-7 評価値 P による各評価指標の相関係数（64 手目以降）

64手以降	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
15K~8D	0.920	-0.727	-0.847	-0.741	0.812	-0.807
15K~3D	0.843	-0.463	-0.773	-0.546	0.634	-0.625
3D~8D	0.961	-0.759	-0.863	-0.624	0.973	-0.930

評価値 P の相関分析の結果、全評価指標どの分析範囲であっても相関係数の符号は一致していることが確認できた。全着手と 64 手で分割した 2 つの範囲で共通して高い相関が確認できたのは、分析範囲が 15K~8D のすべての評価指標と分析範囲が 15K~3D の一致率、分析範囲が 3D~8D の平均好手以外のすべての評価指標であった。また、64 手で分割することによって相関がより現れる評価指標は特別見当たらなかった。このことから、本実験において回帰式を生成する際は全着手を用いた棋譜の評価指標を用いる。

評価値 V を用いた分析の各評価指標と級位・段位の相関分析の結果を Tab. 6-2-8 に示す。分析範囲は実験 6.1 と同じ区間である。

Tab. 6-2-8 評価値 V による各評価指標の相関係数（全着手）

全着手	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失
15K~8D	0.914	-0.896	-0.902	-0.736	0.802	-0.795
15K~3D	0.877	-0.840	-0.849	-0.351	0.552	-0.525
3D~8D	0.975	-0.968	-0.970	-0.964	0.878	-0.947

Tab. 6-2-9 評価値 V による各評価指標の相関係数（64 手目以前）

64手以前	一致率	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均損失
15K~8D	0.822	-0.800	-0.821	-0.629	0.751	-0.708
15K~3D	0.712	-0.622	-0.706	-0.062	0.454	-0.283
3D~8D	0.975	-0.950	-0.967	-0.925	0.954	-0.954

Tab. 6-2-10 評価値 V による各評価指標の相関係数（64 手目以降）

64手以降	一致率	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均損失
15K~8D	0.920	-0.885	-0.875	-0.677	0.531	-0.666
15K~3D	0.843	-0.778	-0.725	-0.302	0.374	-0.376
3D~8D	0.961	-0.958	-0.983	-0.971	0.499	-0.869

相関分析の結果、全着手と 64 手で分割した 2 つの範囲で共通して高い相関が確認できたのは、分析範囲が 15K~8D の一致率・好手率・悪手率と分析範囲が 15K~3D の一致率・好手率、分析範囲が 3D~8D の平均好手以外のすべての評価指標であった。また、64 手で分割することによって相関がより現れる評価指標は特別見当たらなかった。このことから、評価値 V の実験結果から回帰式を生成する際は全着手を用いた棋譜の評価指標を用いる。

● 線形近似式

評価値 P を用いた各評価指標の線形近似式を Tab. 6-2-11 に示す。評価値 V を用いた各評価指標の線形近似式を Tab. 6-2-12 に示す。

Tab. 6-2-11 評価値 P による各評価指標の回帰式と寄与率

x:評価指標	回帰式	寄与率
x_m : 一致率	$y = 1003x_m - 19550$ (34)	0.83
x_G : 好手率	$y = -2324x_G + 87249$ (35)	0.66
x_B : 悪手率	$y = -2421x_B + 82020$ (36)	0.66
$x_{Ave.G}$: 平均好手	$y = -12528x_{Ave.G} + 71082$ (37)	0.64
$x_{Ave.B}$: 平均悪手	$y = 9962x_{Ave.B} + 62111$ (38)	0.66
$x_{Ave.l}$: 平均損失	$y = -5788x_{Ave.l} + 67954$ (39)	0.68

Tab. 6-2-12 評価値 V による各評価指標の回帰式と寄与率

x:評価指標	回帰式	寄与率
x_G : 好手率	$y = -1771x_G + 64650$ (40)	0.80
x_B : 悪手率	$y = -1878x_B + 66690$ (41)	0.81
$x_{Ave.G}$: 平均好手	$y = -8604x_{Ave.G} + 79125$ (42)	0.54
$x_{Ave.B}$: 平均悪手	$y = 10574x_{Ave.B} + 88262$ (43)	0.64
$x_{Ave.l}$: 平均損失	$y = -5111x_{Ave.l} + 87928$ (44)	0.63

続いて、複数の評価指標による重回帰分析を行う。重回帰分析は各説明変数同士が独立である必要があることから評価値 P と評価値 V については一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手を説明変数として用いる。線形近似する際は段級位を Tab. 4-1 の初期 RP に割り当てることで回帰式を求めた。回帰式と同時に寄与率の算出も行った。各段級位における平均値を用いた評価値 P の線形近似式を式(45)に示す。また評価値 V の線形近似式を式(46)に示す。

$$y = 2346x_m + 3169x_G + 1631x_B - 8245x_{Ave.G} - 2918x_{Ave.B} - 176951 \quad (45)$$

$$y = 1742x_m - 324x_G + 519x_B + 9297x_{Ave.G} + 2119x_{Ave.B} - 103099 \quad (46)$$

寄与率は、式(45)が 0.90、式(46)が 0.92 であった。これらの回帰式を使った棋力推定実験については 6.3 節に示す。

6.3 計測実験の考察

本節では Ray と AQ の 2 つの分析実験を通しての考察を行う。

- 先行研究との比較

将棋の先行研究[8]では一致率、好手率、平均好手が棋力の向上に伴い上昇し、平均悪手が棋力の向上に伴い減少するという結果を示した。本実験においても一致率、平均悪手は同様の結果を示したが、好手率、平均好手は異なる結果を示した。これは先行研究に比べて囲碁の合法手数が違う点や MCTS が局所的な局面を得意としないという弱点が影響していると考えられる。

- 勝敗による評価指標の差

ウィルコクソンの順位和検定によって、一致率・好手率・平均好手・好手率（1%）に平均値に差があることが確認できた。特に好手率・平均好手・好手率（1%）についてはほぼすべての段級位において勝敗によって差がある。これらは共通して好手にかかわる評価指標である。そして Fig. 6-1-2, Fig. 6-1-4, Fig. 6-1-7 から勝利時の散布が平均よりも低く敗北時の散布が平均より高いことが確認できた。このことから、MCTS の勝率による好手の判定自体は困難であると考えられる。一方で評価値 P と評価値 V ではほぼすべての評価指標において平均値に差は認められなかった。

- 64 手で分けた効能

将棋[8]やオセロ[9]の先行研究に倣い、本研究においても定石に当たる着手を分割して評価指標の計測を行った。相関分析の結果から着手を分割することによる相関係数の符号の変化が見られないことが確認できた。また、全着手の相関係数と比べ、分割することで相関係数が格段に向上する結果は確認できず、ほぼすべて同等か全着手の相関係数未満となった。これらより、MCTS の勝率を用いた棋力推定においては定石の排除の必要性が低いと考えられる。この理由として、囲碁の“手番が進んでも同一着手の評価値は変化しにくい”という特徴が関係していると思われる。しかし、評価値 V の相関係数を見ると 64 手以前の分析であっても多くの評価指標において高い相関が確認できる。本研究では高い精度で棋力

を推定することを目標としているが、より高速に棋力を推定するという方針であれば平均 200 回の着手のある棋譜を分析するよりも 64 手を分析するほうが明らかに早くなると考えられる。

- 好手率と悪手率の 1%の制限の効能（実験 6.1）

好手率と悪手率に絶対値 1%の制限を加えた結果、相関係数および回帰式の寄与率ともに同等もしくはそれ以上の値をとり、有効に作用したことが確認できた。この理由としてはやはり MCTS のランダムプレイアウトによる誤差によって本来好手や悪手ではない着手がカウントされていたことが原因であると考えられる。

- 分析範囲による相関係数の違い

将棋の先行研究[8]では、分析に使用した AI より強い実力のプレイヤーの棋力指定は困難であるとされていた。そこで、分析範囲を分けて全評価指標の相関係数を算出したが特筆して相関係数が向上した評価指標はなかった。

- 有望な評価指標の予測

実験結果から評価値 P と評価値 V の重回帰分析を用いることが、棋力推定に最も有効であると考えられる。特に評価値 V については囲碁 AI の評価関数として利用できるものなので、先行研究のように棋力推定に役立つと考えられる。次節では実際に回帰式を用いた棋力推定実験を行う。

6.3 棋力推定実験

6.3.1 実験目的

実験 6.1 と実験 6.2 で得られた回帰式による棋力推定がどの程度の予測精度を示すかを確認するため、“幽玄の間”のプレイヤー複数人の棋譜を用いて Ray と AQ を用いた棋譜分析を行う。

6.3.2 実験方法

本実験は以下の手順で棋力推定を行った。

- ① 特定のプレイヤーの棋譜 10 局（勝利時 5 局，敗北時 5 局）を実験 6.1，実験 6.2 の手順で勝率，評価値 P，評価値 V を計測する。
- ② 得られた評価指標の平均値を算出する。（全体局の平均値，勝利時の対局の平均値，敗北時の対局の平均値）
- ③ 評価指標を実験 6.1，実験 6.2 で得られた回帰式(7)～(46)に代入し RP を算出する。
- ④ 算出した RP から Tab. 4-1 を参照し，段級位を求める。

棋力推定対象プレイヤーは“幽玄の間”より無作為に 10 人抽出した。また，分析を行う棋譜は実験 6.1,実験 6.2 と異なるものとした。Tab.6-3-1 に被験者のリストを示す。

Tab. 6-3-1 被験者の段級位リスト

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
段級位	7D	5D	2D	1D	2K	4K	6K	8K	10K	15K

棋譜選定の条件は

- 19×19 路盤
- 日本ルール，コミ 6.5
- 置石（ハンディキャップ）なし
- 100 手以上の対局
- 級位・段位が同じプレイヤー間の対局
- 人間同士の対局（AI との対局を除く）
- レーティング対局

とした。また，10 手目まで真似碁をした棋譜は除いた。

6.3.3 実験結果

実験 6-3 における勝率を評価値として用いた棋力推定実験の結果を Tab. 6-3-2 に示す。勝利時の評価指標から棋力推定を行った結果を Tab. 6-3-3, 敗北時の評価指標から棋力推定を行った結果を Tab. 6-3-4 に示す。

一致率, 好手率, 悪手率, 平均好手, 平均悪手, 平均損失, 好手率 (1%), 悪手率 (-1%) は単回帰分析の結果について示す。

Tab. 6-3-2 MCTS による評価値を用いた棋力推定 (勝利時 5 局, 敗北時 5 局)

被験者	段級位	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率(1%)	悪手率(-1%)	重回帰
A	7D	4D	8D	1D	8D	2D	5D	1D	10K	8D
B	5D	1K	8D	6K	1D	2K	1K	8D	1D	3D
C	2D	4D	6D	4D	1K	5D	3D	8D	4D	3D
D	1D	4D	6D	4D	7K	1D	4K	8D	4K	3K
E	2K	2K	8D	6K	2D	3K	1K	8D	2K	1K
F	4K	9K	4D	12K	8K	10K	9K	8D	1K	10K
G	6K	8K	2D	10K	8K	18K	13K	9K	19K	4K
H	8K	7K	1K	6K	2D	2D	2D	8D	2K	4K
I	10K	15K	14K	14K	7K	8K	8K	2K	12K	9K
J	15K	19K	16K	16K	7K	14K	10K	7K	17K	16K

Tab. 6-3-2 MCTS による評価値を用いた棋力推定 (勝利時 5 局)

被験者	段級位	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率(1%)	悪手率(-1%)	重回帰
A	7D	4D	7D	1D	3D	1D	4D	1K	13K	6D
B	5D	5K	3D	9K	5K	5K	5K	5K	5K	5K
C	2D	8D	8D	3D	6D	5D	7D	8D	1D	6D
D	1D	1D	4D	1K	4K	2K	3K	4K	1K	1D
E	2K	6K	3K	5K	1K	1D	1D	3K	2K	3K
F	4K	14K	14K	3K	6K	1D	3K	6K	4K	4K
G	6K	10K	5K	5K	8K	17K	13K	6K	16K	16K
H	8K	6K	3K	5K	1K	1D	1D	3K	2K	3K
I	10K	13K	9K	9K	1K	9K	5K	3K	12K	15K
J	15K	21K	21K	7K	14K	20K	19K	20K	23K	19K

Tab. 6-3-2 MCTS による評価値を用いた棋力推定 (敗北時 5 局)

被験者	段級位	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	好手率(1%)	悪手率(-1%)	重回帰
A	7D	3D	4D	2K	8D	1D	3D	8D	6K	8D
B	5D	2D	7D	4K	6D	2K	1D	3D	1K	6D
C	2D	4K	7K	1D	8K	3D	6K	12K	3D	10K
D	1D	2K	8D	8K	4D	3K	2K	8D	2K	5D
E	2K	7K	1K	5K	3D	1D	1K	1D	3K	4D
F	4K	11K	5K	7K	7K	1K	8K	13K	4K	10K
G	6K	5K	4D	7K	6K	15K	16K	9K	14K	12K
H	8K	5D	8D	4K	7K	13K	15K	3K	3K	14K
I	10K	16K	12K	6K	13K	6K	15K	6K	9K	14K
J	15K	15K	3K	12K	4D	6K	4K	4K	8K	1K

次に実験 6-3 における評価値 P を用いた棋力推定実験の結果を Tab. 6-3-5 に示す。
 評価値 V を用いた棋力推定実験の結果を Tab. 6-3-6 に示す。

Tab. 6-3-5 評価値 P を用いた棋力推定（勝利時 5 局，敗北時 5 局）

被験者	段級位	一致率	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	重回帰
A	7D	7D	8D	4D	5K	4K	4K	4D
B	5D	2D	1D	4D	5K	3K	4K	5D
C	2D	2K	2D	1K	4D	5D	5D	1D
D	1D	4D	4D	5D	10K	8K	9K	2D
E	2K	3K	5D	2K	5D	2K	2D	2K
F	4K	2K	4D	5K	2K	5K	4K	1D
G	6K	5K	1K	9K	6K	8K	7K	1K
H	8K	6K	2D	11K	16K	19K	18K	9K
I	10K	11K	3K	9K	1K	2K	1K	11K
J	15K	13K	7K	10K	14K	7K	10K	15K

Tab. 6-3-6 評価値 V を用いた棋力推定（勝利時 5 局，敗北時 5 局）

被験者	段級位	好手率	悪手率	平均好手	平均悪手	平均損失	重回帰
A	7D	5D	6D	5D	4D	5D	6D
B	5D	2K	6D	6K	2D	3K	7D
C	2D	4K	2K	3K	1D	1K	1K
D	1D	1D	5D	2D	13K	5K	2K
E	2K	8K	2K	3K	8D	3D	2K
F	4K	2K	2K	5D	8D	7D	7K
G	6K	6K	7K	2K	5K	3K	9K
H	8K	5K	11K	3D	3D	3D	11K
I	10K	15K	12K	11K	8K	11K	12K
J	15K	8K	11K	4K	5K	4K	15K

各棋力推定実験における予測性能について、平均平方二乗誤差 (RMSE) を算出した。Tab. 6-3-7 に実験 6.3 における回帰分析の性能を示す。また、分析方法ごとに RMSE が最も小さい値を示したものについて赤で強調する。

Tab. 6-3-7 各棋力推定実験における RMSE

実験の種類 (用いた評価値)	MCTSによる勝率			評価値P	評価値V
	全体局	勝利時	敗北時		
一致率	3.435	5.541	5.559	2.702	2.702
好手率	5.710	4.615	7.629	6.140	4.604
悪手率	5.158	5.404	5.030	2.828	2.608
平均好手	5.282	5.187	6.716	7.537	7.014
平均悪手	5.967	6.008	5.459	7.273	8.276
平均損失	5.000	5.320	6.301	7.335	7.148
好手率 (1%)	8.758	5.348	6.921		
悪手率 (-1%)	7.169	8.050	5.604		
重回帰	2.720	5.148	6.957	2.510	2.324

6.3.4 考察

- Ray を用いた棋力推定実験について

全体局を使用した場合、RMSE が 2.720 程度の誤差で棋力を推定できた。特に被験者 D を除く 9 人では段位者と級位者を区別できている。また、単回帰分析では一致率の RMSE が重回帰分析に次いで低く、評価指標の中でも重要な役割を担っていることがわかる。一方で MCTS による棋力推定で勝利時と敗北時を分割した結果、棋力推定を十分にできていない結果となった。これは分析棋譜数がそもそも少ないことが影響していると考えられる。この結果から MCTS を用いた棋力推定は勝利時と敗北時の棋譜数に十分に注意して選択する必要性がある。

- AQ を用いた棋力推定実験について

評価値 P の重回帰分析の結果、RMSE が 2.510 程度の誤差で棋力を推定できた。被験者 F 以外については段位者と級位者についても分類できている。

評価値 V の重回帰分析の結果、RMSE が 2.324 と本実験において最も小さい誤差を示している。被験者 C, D 以外については段位者と級位者についても分類できており推定精度の高さがうかがえる。単回帰分析についても一致率では RMSE が 2.702 と MCTS の勝率を用いた棋力推定における重回帰分析の結果と同等の誤差率となっている。本手法においてもより強い囲碁 AI を用いた方が棋力推定に適している可能性が示された。

- 有望な棋力推定方法について

10 人のプレイヤーの棋力推定実験の結果。特に評価値 V での棋力推定については実験 6.1 と実験 6.2 の結果から予測した通り、RMSE が 2.324 で段級位を測定することができた。

この棋力推定手法は本来、将棋やチェスにおける評価関数を用いたものであるが、本研究では他の評価値で代用していた。その中でも value network による盤面の勝つ確率は、囲碁 AI における評価関数に相当する。実験結果から棋力推定において、MCTS による勝率と policy network による評価値に対して、本研究の評価関数は高い精度が得られ、その有効性が示された。

第7章

結論

本研究では従来チェスや将棋、オセロといった二人完全情報確定零和ゲームで行われてきた“ゲームAIを利用した棋力推定”のアプローチを囲碁に応用する手法を検討した。その際、盤面の評価値を従来使われてきた評価関数ではなく、MCTSによる勝率、policy networkによる次の一手の着手確率、value networkによる盤面の勝つ確率の3つを評価値として用いる手法を提案した。また、これらの評価値を用いて棋譜から一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手、平均損失を評価指標として算出する方法について提案し、オンライン囲碁サーバー“幽玄の間”の15級から8段までのプレイヤーの棋譜を分析し、段級位一評価指標間の線形近似式を求めた。この線形近似式を用いて“幽玄の間”のプレイヤー10人の棋力推定実験を行った結果、value networkを用いた棋力推定実験ではRMSEが2.32(段・級)程度の誤差で棋力を推定することができた。

実際に囲碁のプロは一局からプレイおやりの棋力を推定できる点から本研究の今後の方向性としては分析棋譜数を減らしても、同等の推定結果を出せるようにすることと、より精密に棋力を推定すること、より高速に棋力を推定する3つの方向性が考えられる。そのためにはMoudřik[11]や荒木[13]が取り組んだように、対局情報や石の配置パターンを評価指標として加えることや、定石部分のみを分析するなどの手法を取り入れていきたい。

付録

付録 A 実験 6.1 における 64 手目以前の評価指標の散布及び平均値

実験 6.1 における 64 手目以前の各級位・段位の一致率，好手率，悪手率の結果を Fig. A-1, Fig. A-2, Fig. A-3 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. A-4, Fig. A-5, Fig. A-6 に示す．好手率（1%），悪手率（-1%）の結果を Fig. A-7, Fig. A-8 に示す．

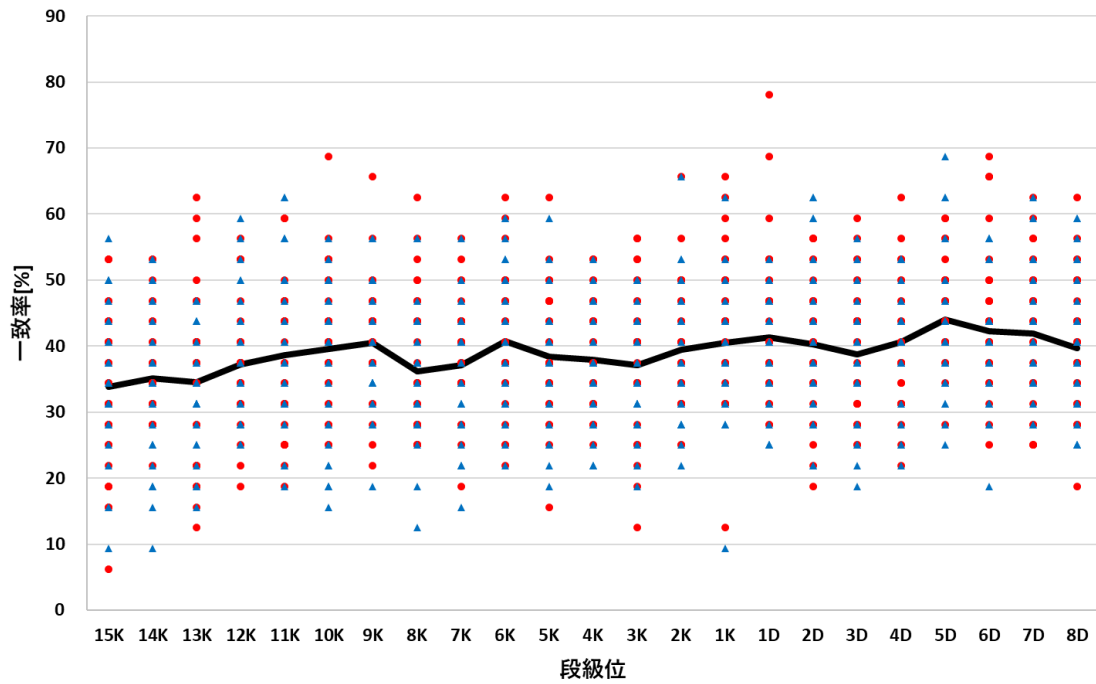


Fig. A-1 MCTS による一致率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

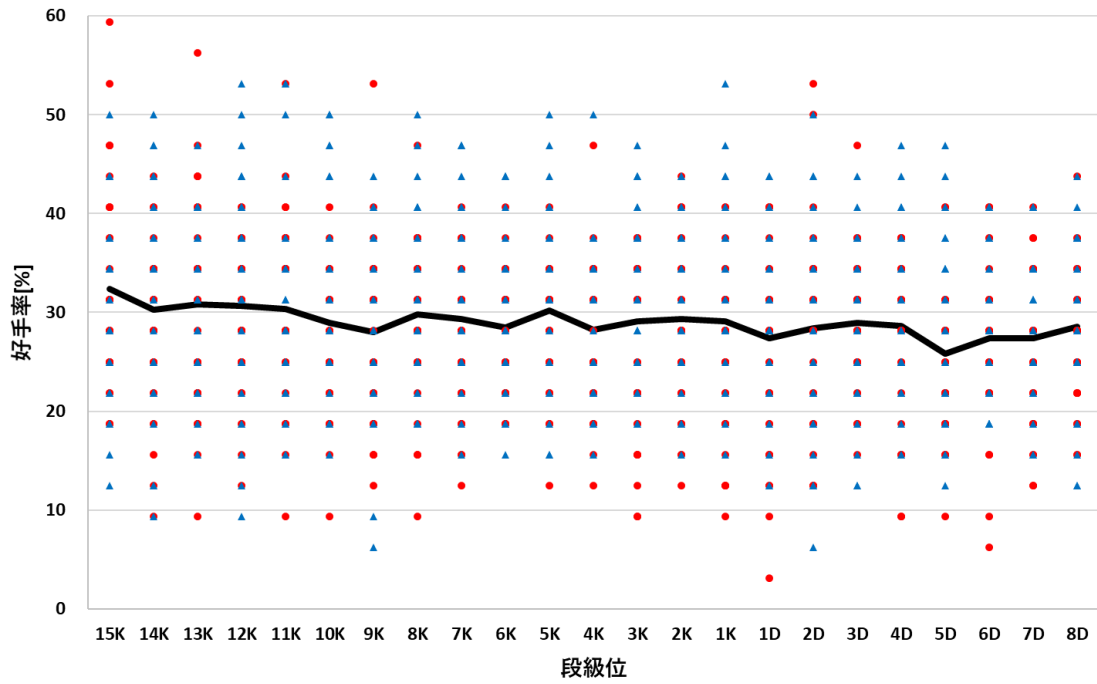


Fig. A-2 MCTS による好手率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

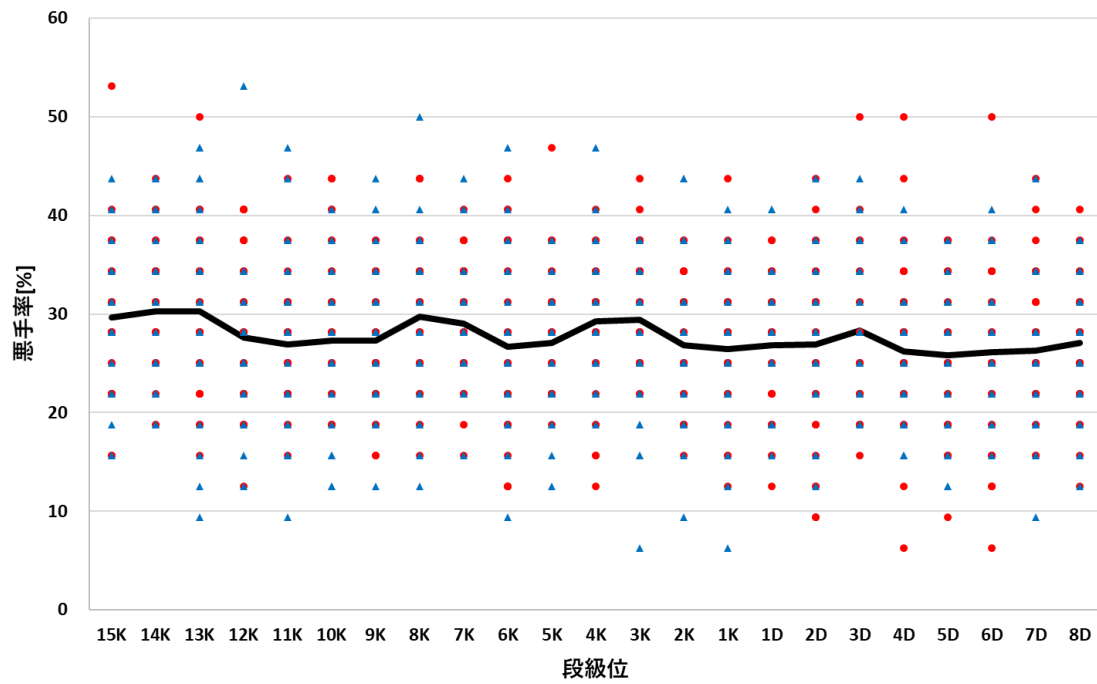


Fig. A-3 MCTS による悪手率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

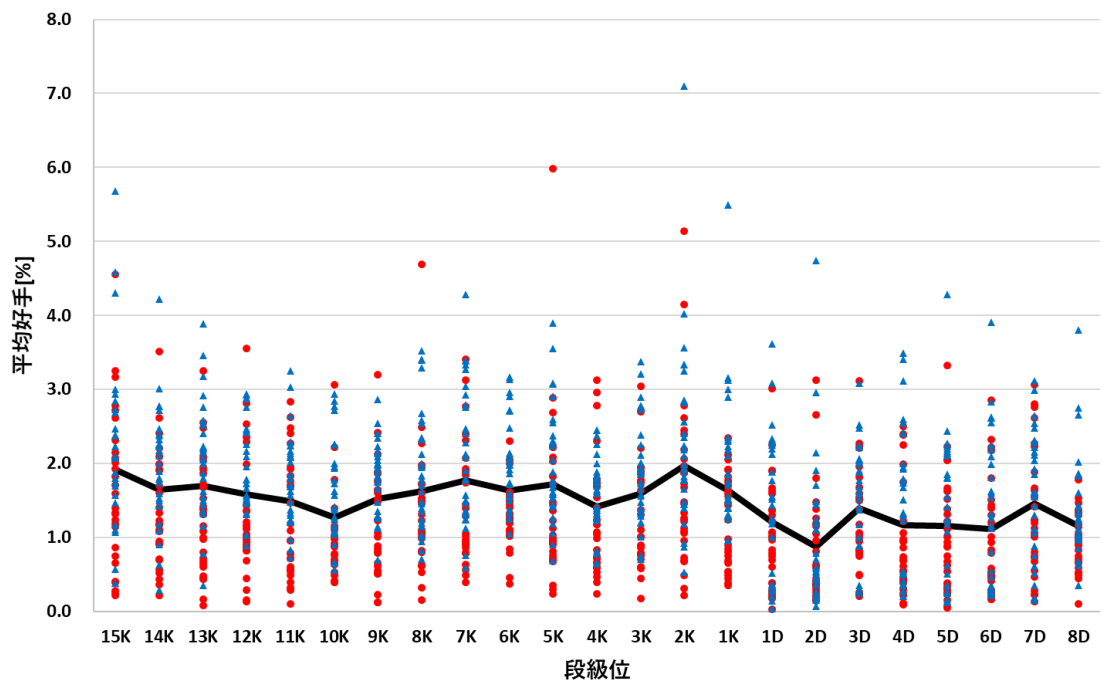


Fig. A-4 MCTS による平均好手の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

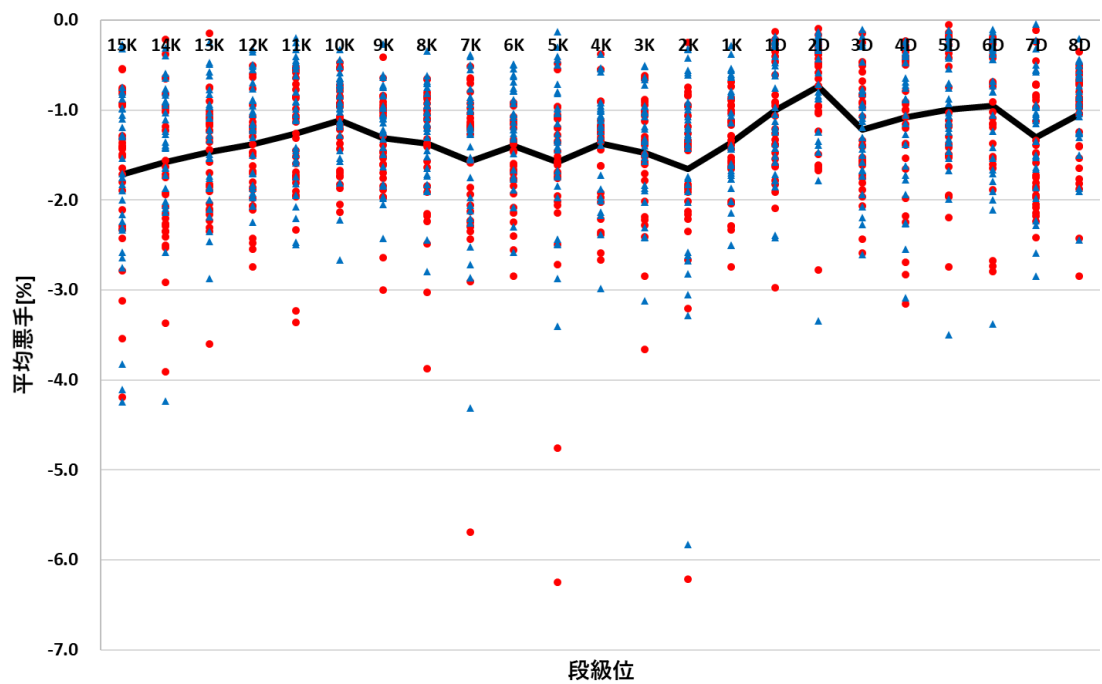


Fig. A-5 MCTS による平均悪手の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

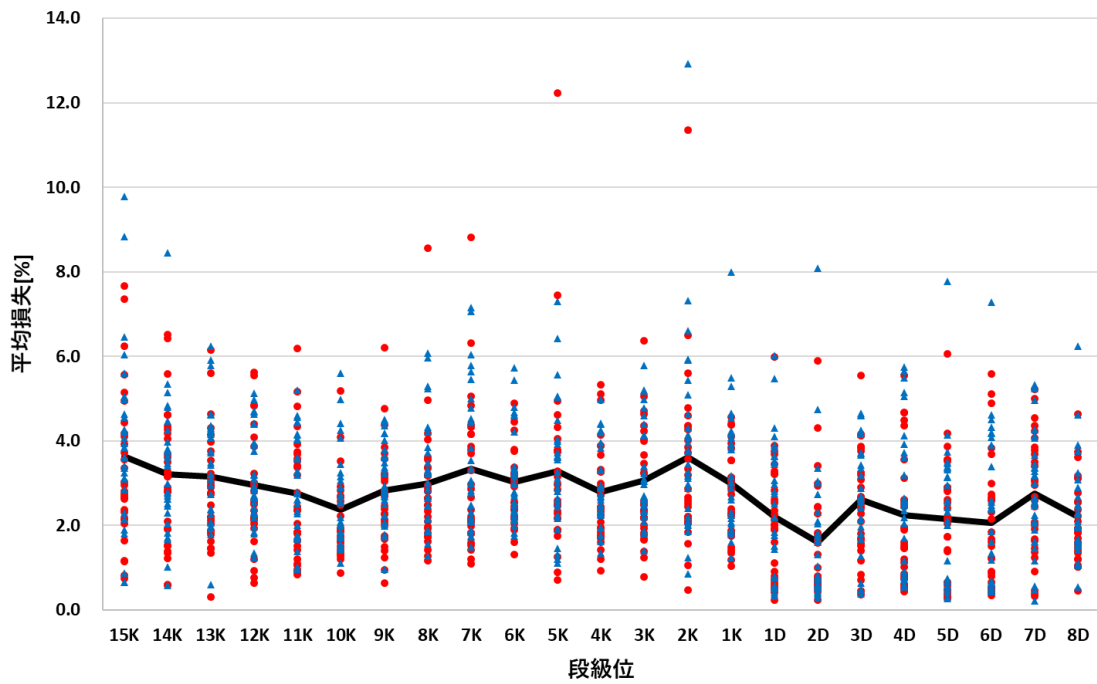


Fig. A-6 MCTS による平均損失の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

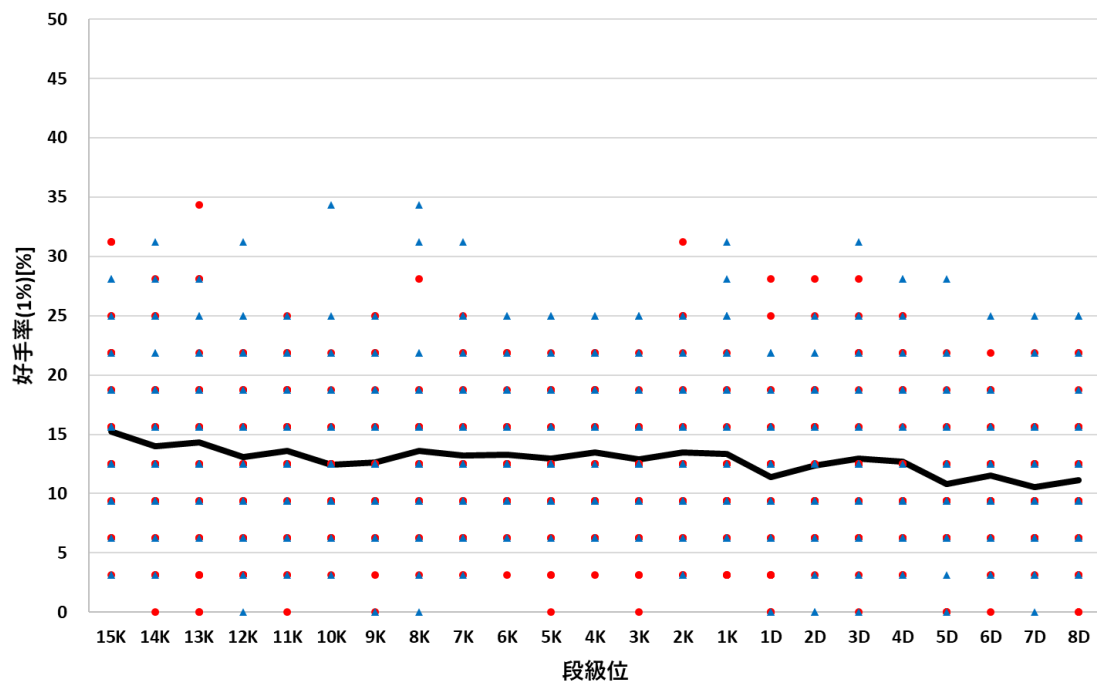


Fig. A-7 MCTS による好手率（1%）の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

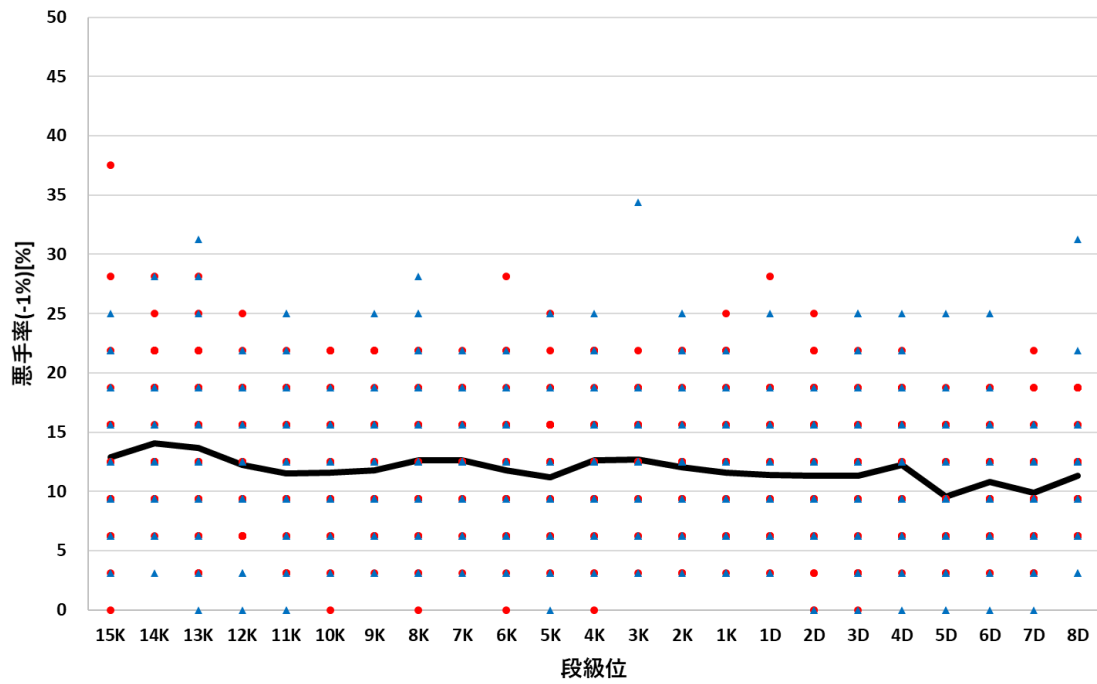


Fig. A-8 MCTS による悪手率 (-1%) の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

付録 B 実験 6.1 における 65 手目以降の評価指標の散布及び平均値

実験 6.1 における 65 手目以降の各級位・段位の一致率，好手率，悪手率の結果を Fig. B-1, Fig. B-2, Fig. B-3 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. B-4, Fig. B-5, Fig. B-6 に示す．好手率（1%），悪手率（-1%）の結果を Fig. B-7, Fig. B-8 に示す．

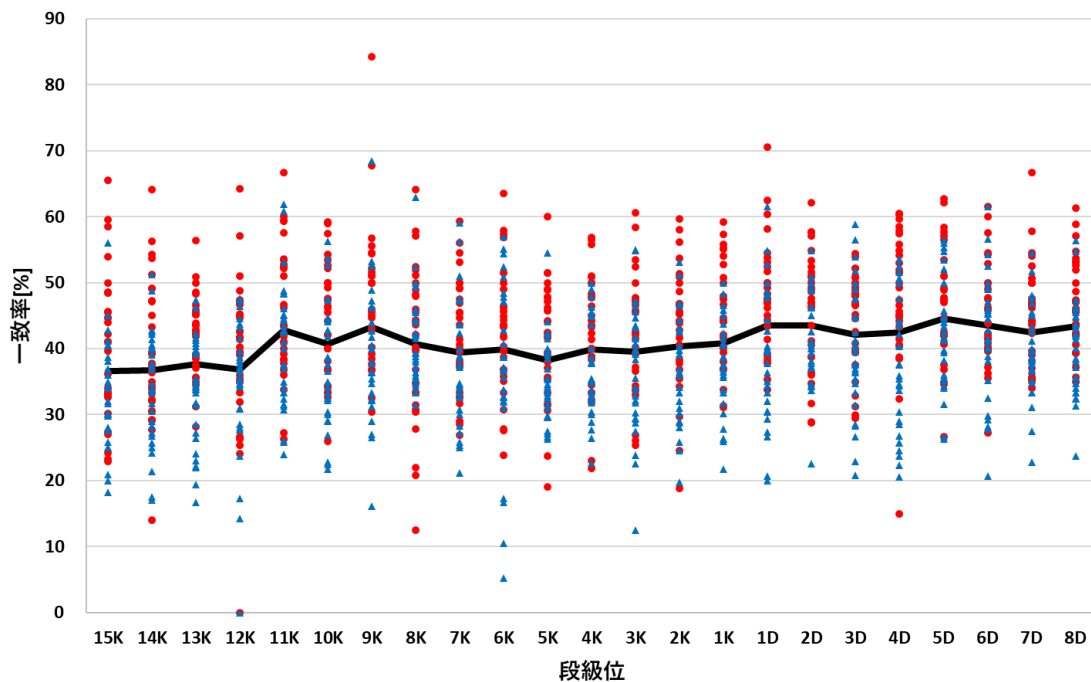


Fig. B-1 MCTS による一致率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

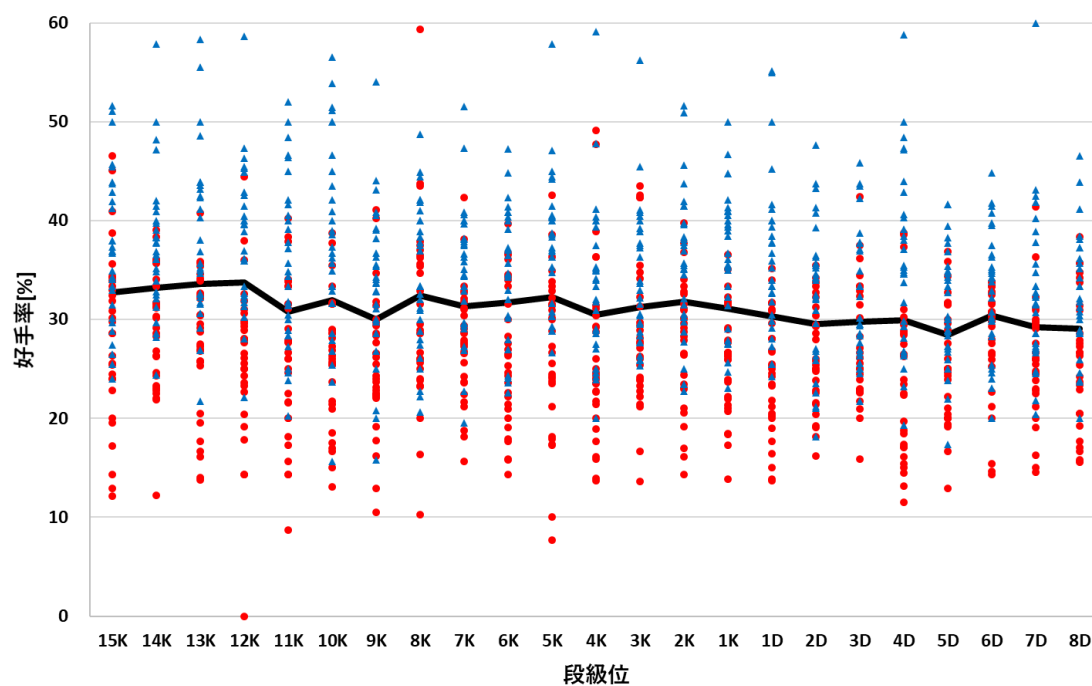


Fig. B-2 MCTS による好手率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

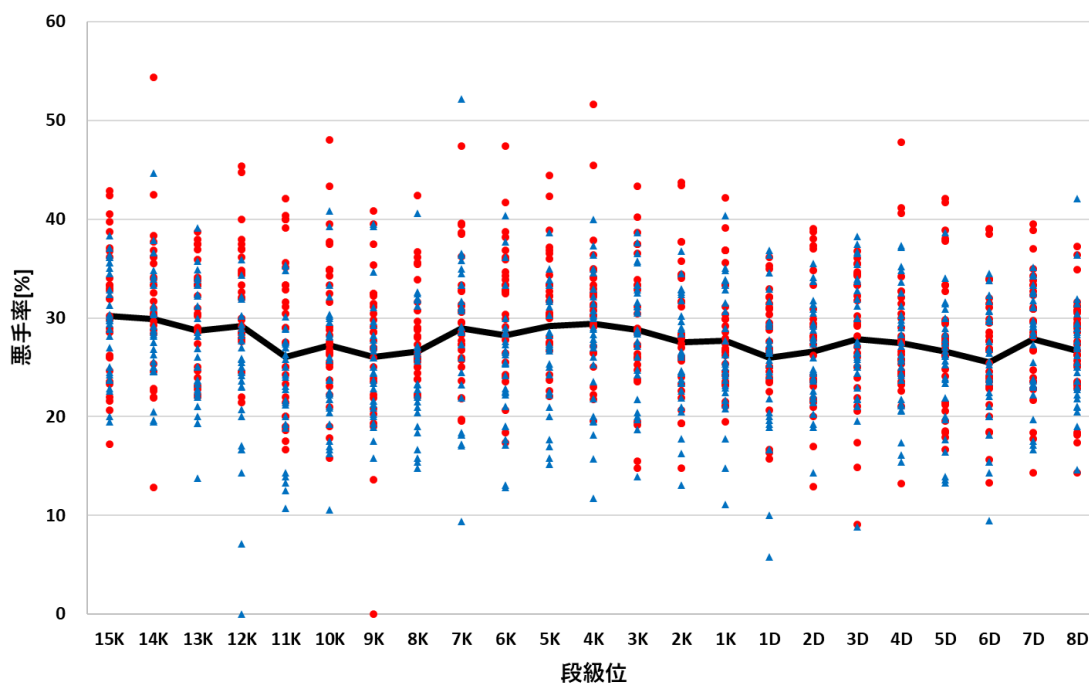


Fig. B-3 MCTS による悪手率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

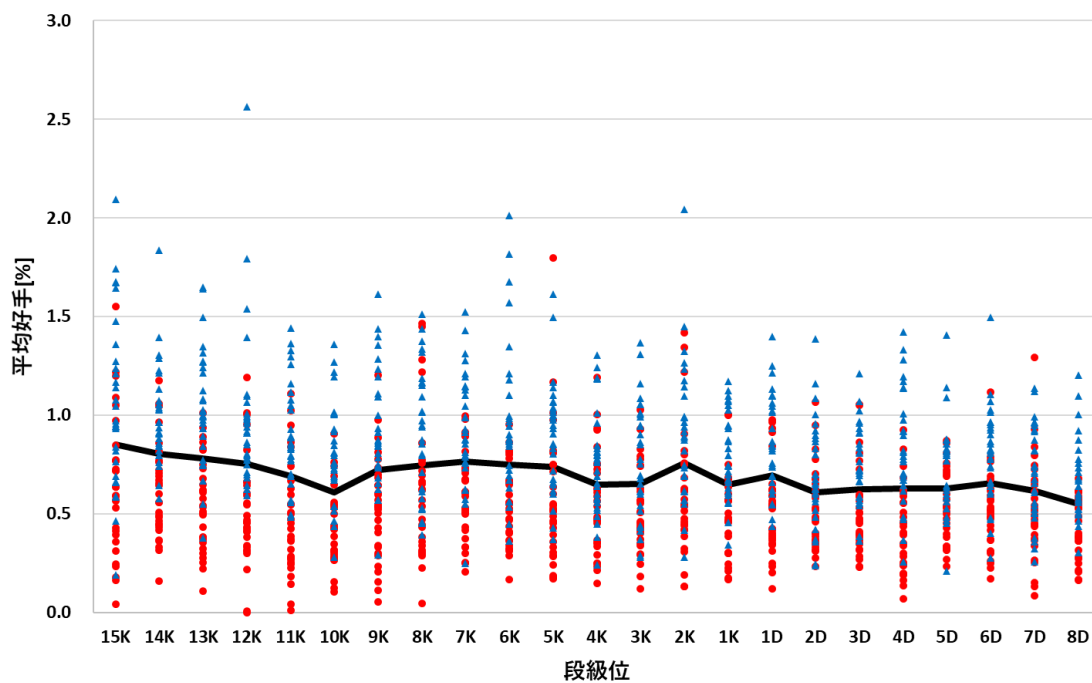


Fig. B-4 MCTS による平均好手の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

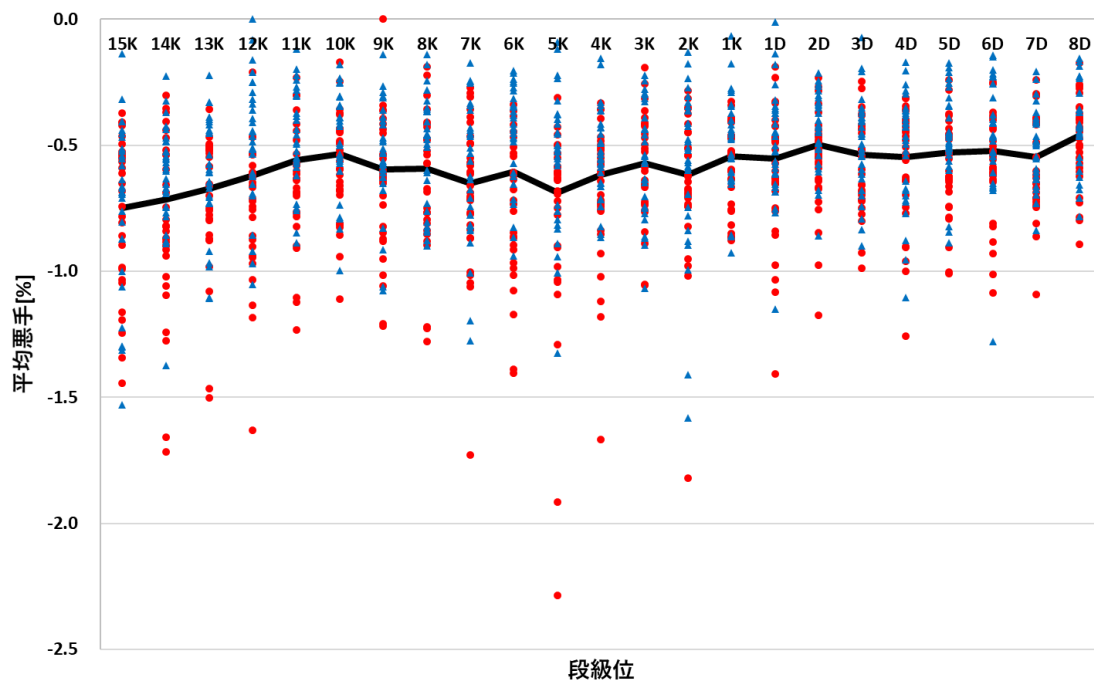


Fig. B-5 MCTS による平均悪手の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

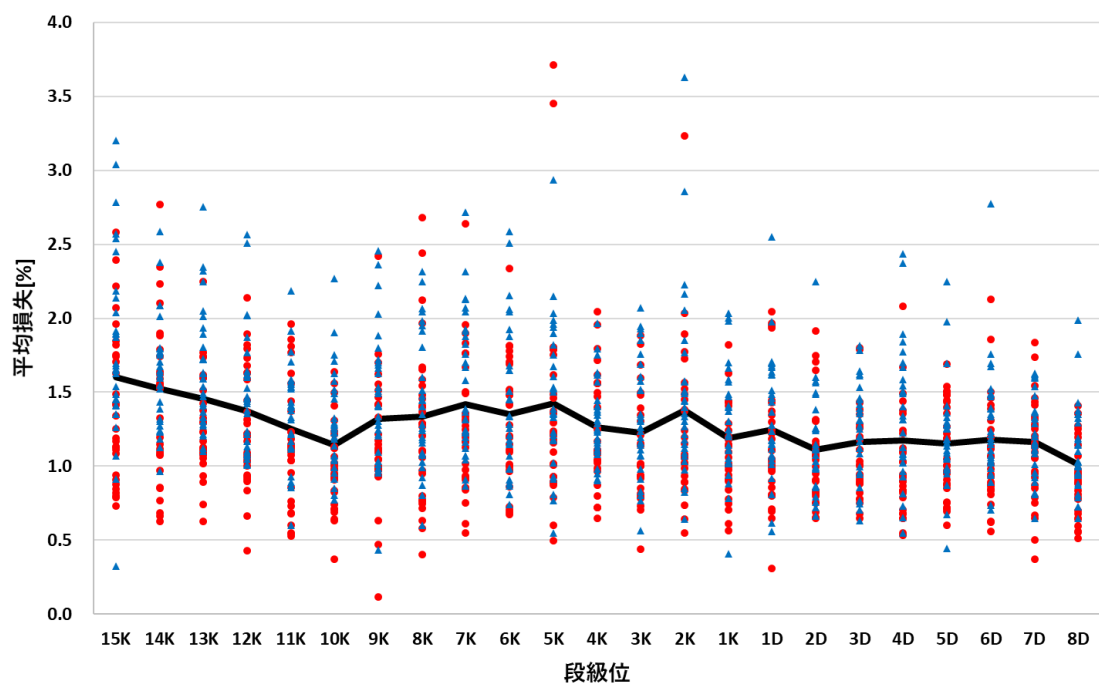


Fig. B-6 MCTS による平均損失の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

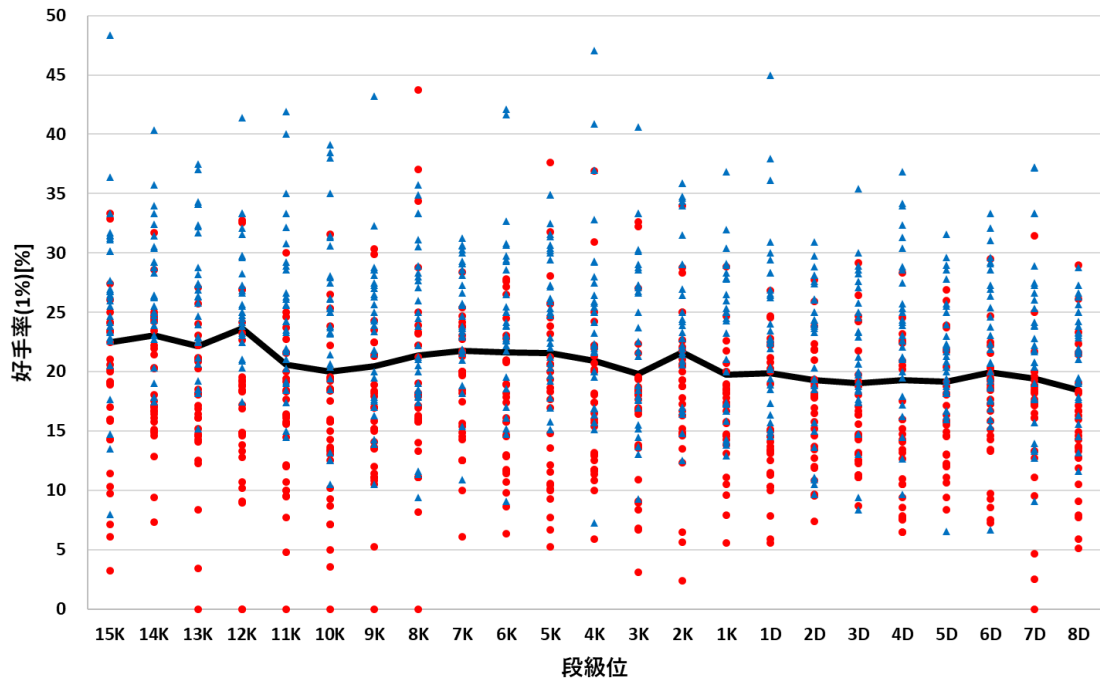


Fig. B-7 MCTS による好手率（1％）の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

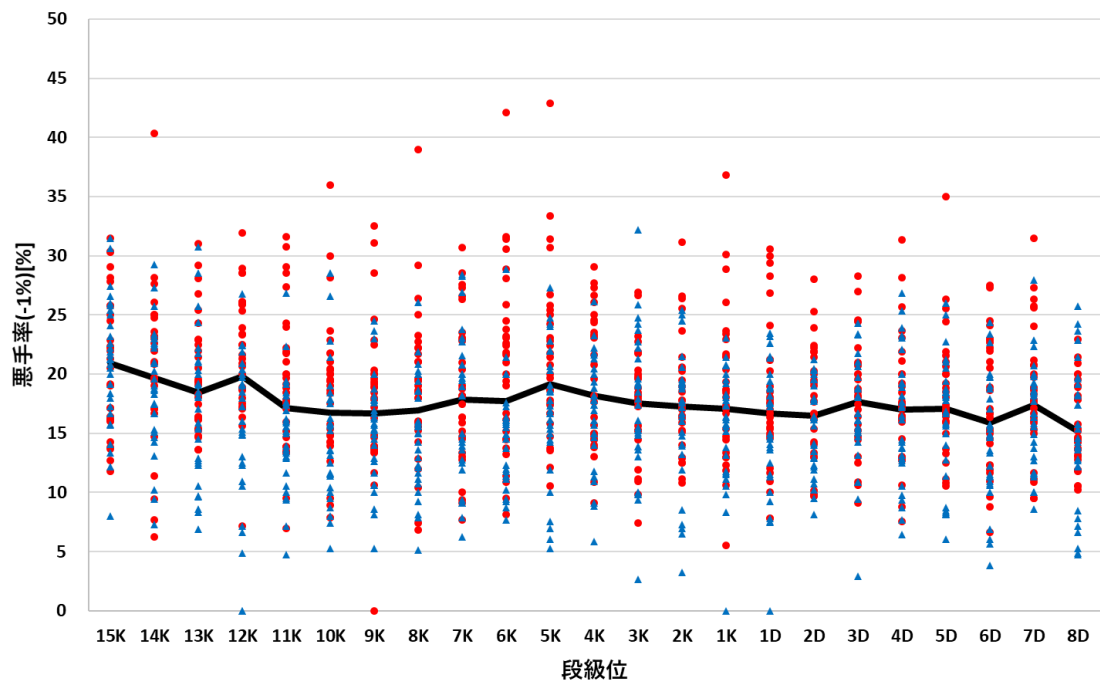


Fig. B-8 MCTS による悪手率（-1％）の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

付録 C 実験 6.2 における 64 手目以前の評価指標の散布及び平均値（評価値 P）

実験 6.2 における評価値 P を用いた際の 64 手目以前の各級位・段位の一致率，好手率，悪手率の結果を Fig. C-1, Fig. C-2, Fig. C-3 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. C-4, Fig. C-5, Fig. C-6 に示す。

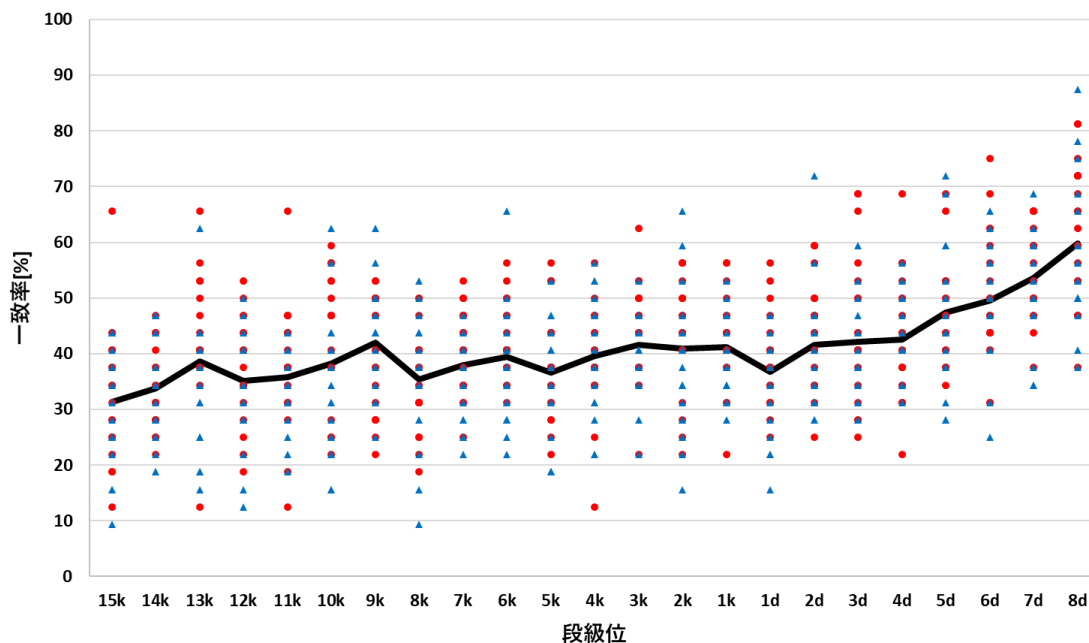


Fig. C-1 AQ による一致率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

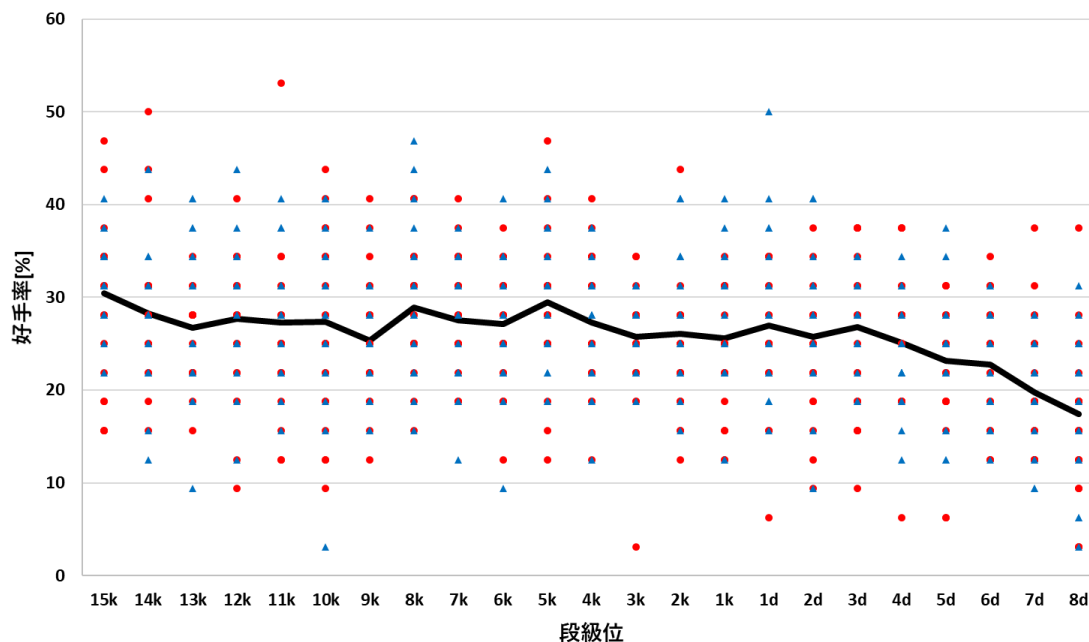


Fig. C-2 評価値 P による好手率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

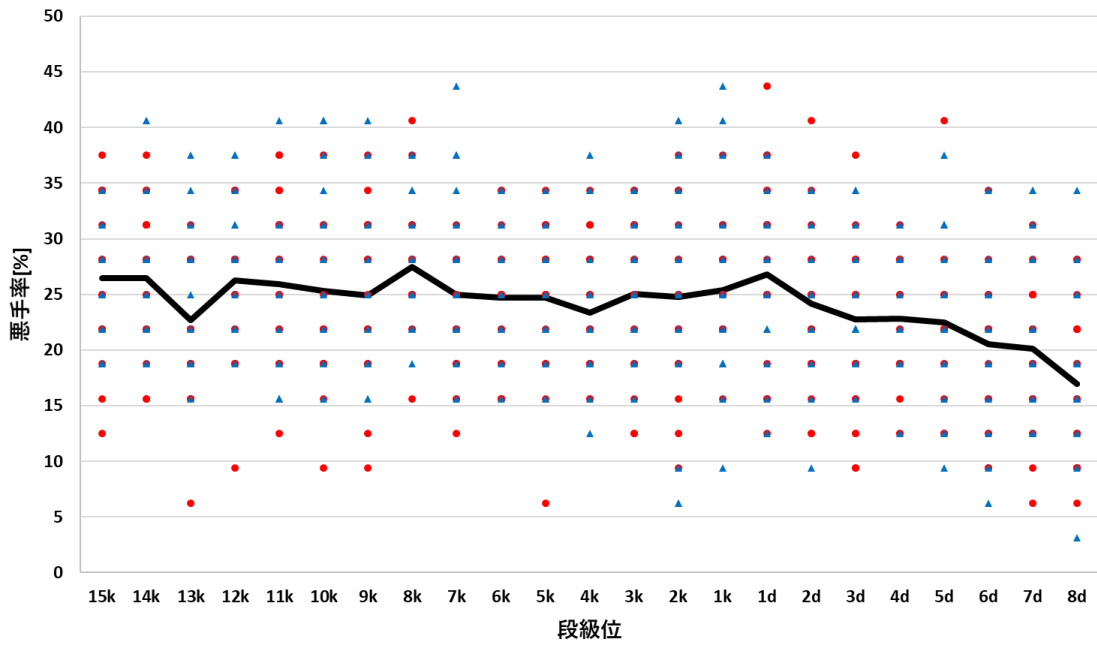


Fig. C-3 評価値 P による悪手率の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

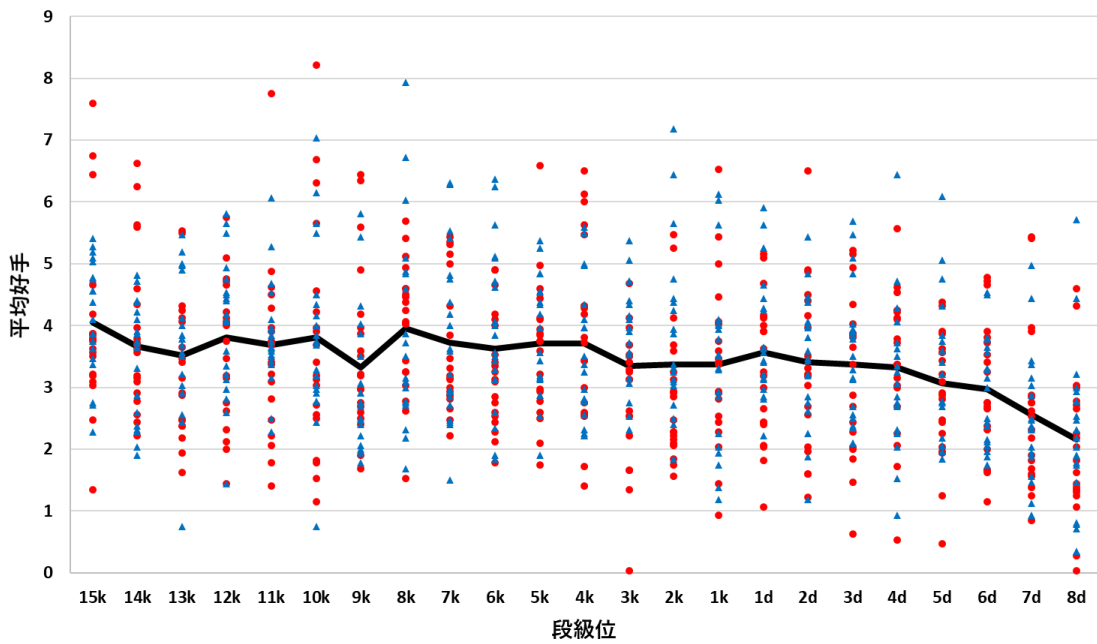


Fig. C-4 評価値 P による平均好手の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

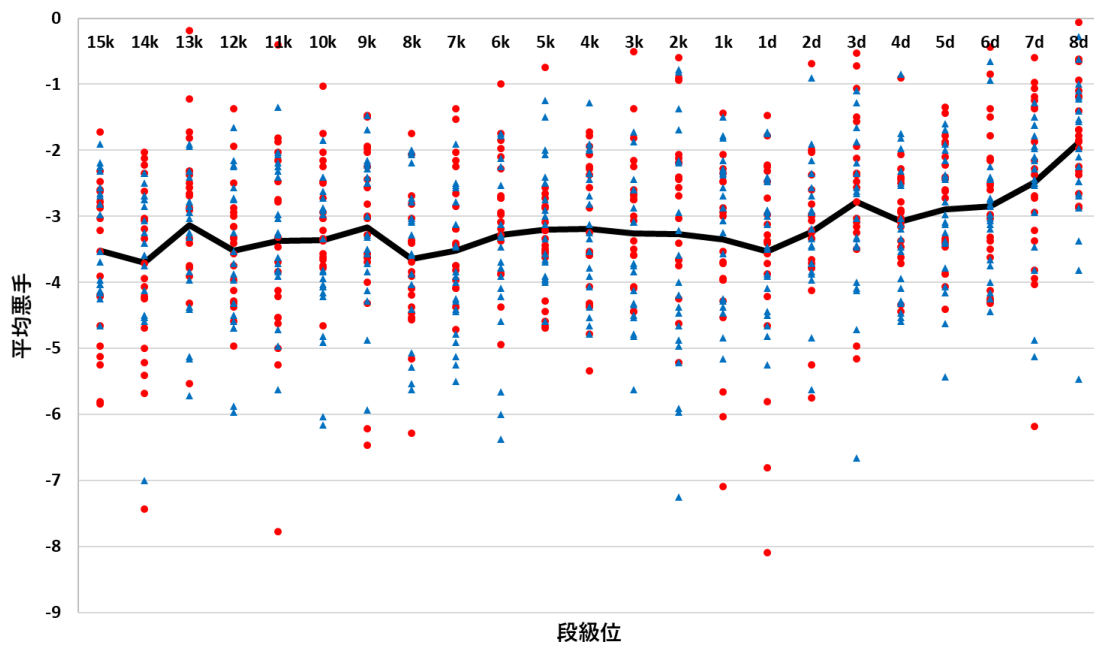


Fig. C-5 評価値 P による平均悪手の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

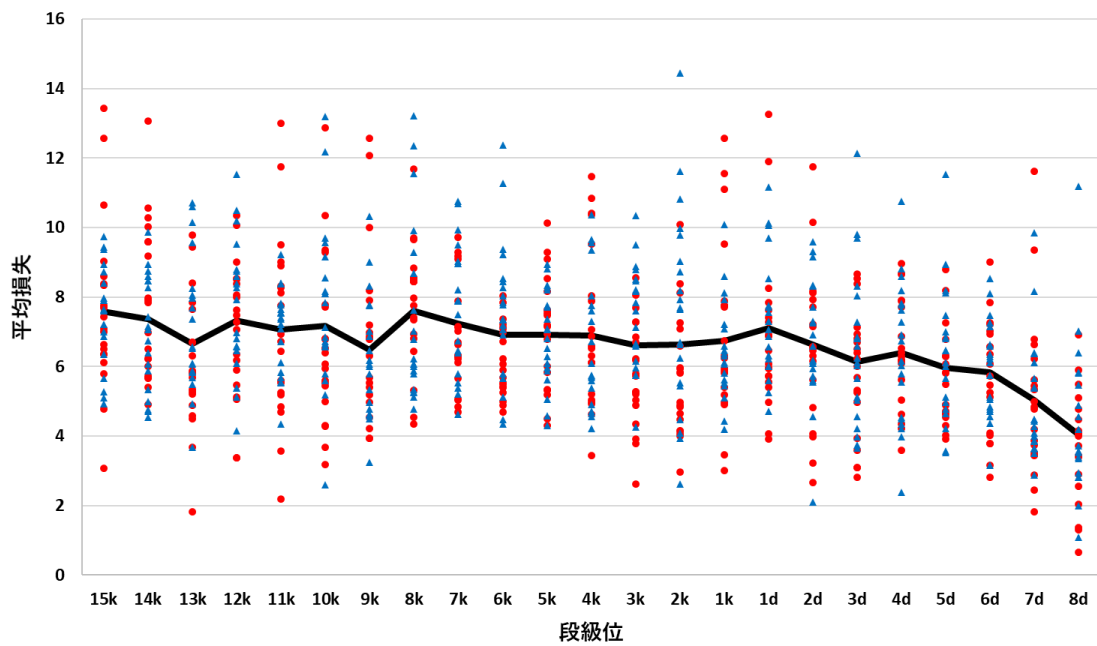


Fig. C-6 評価値 P による平均損失の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

付録 D 実験 6.2 における 65 手目以降の評価指標の散布及び平均値（評価値 P）

実験 6.2 における評価値 P を用いた際の 65 手目以降の各級位・段位の一致率，好手率，悪手率の結果を Fig. D-1, Fig. D-2, Fig. D-3 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. D-4, Fig. D-5, Fig. D-6 に示す。

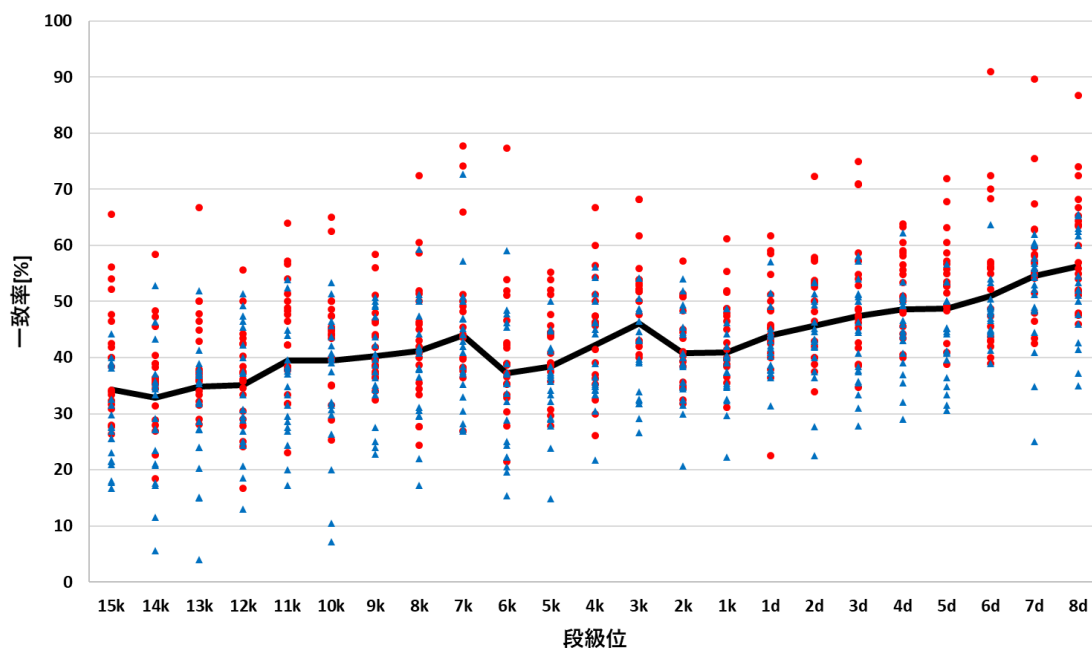


Fig. D-1 AQ による一致率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

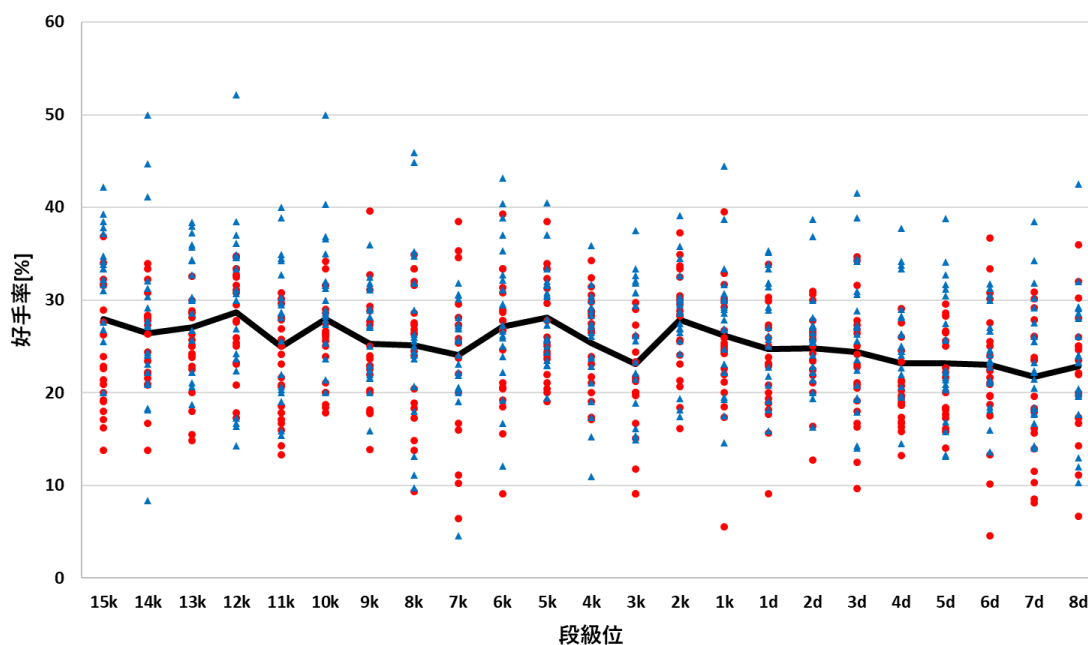


Fig. D-2 評価値 P による好手率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

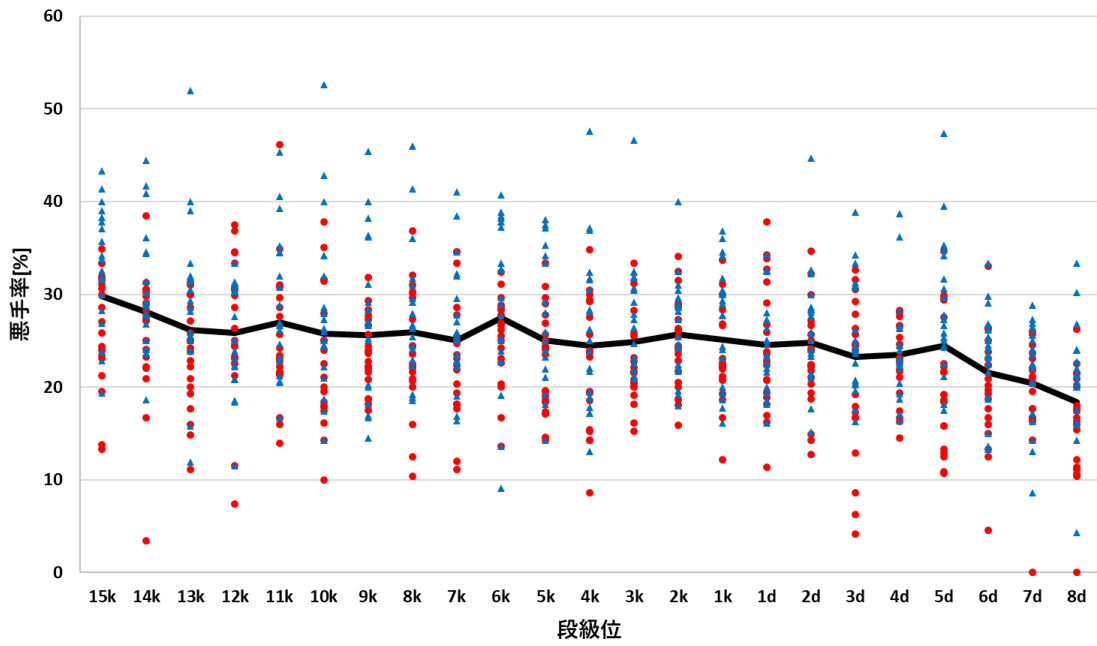


Fig. D-3 評価値 P による悪手率の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

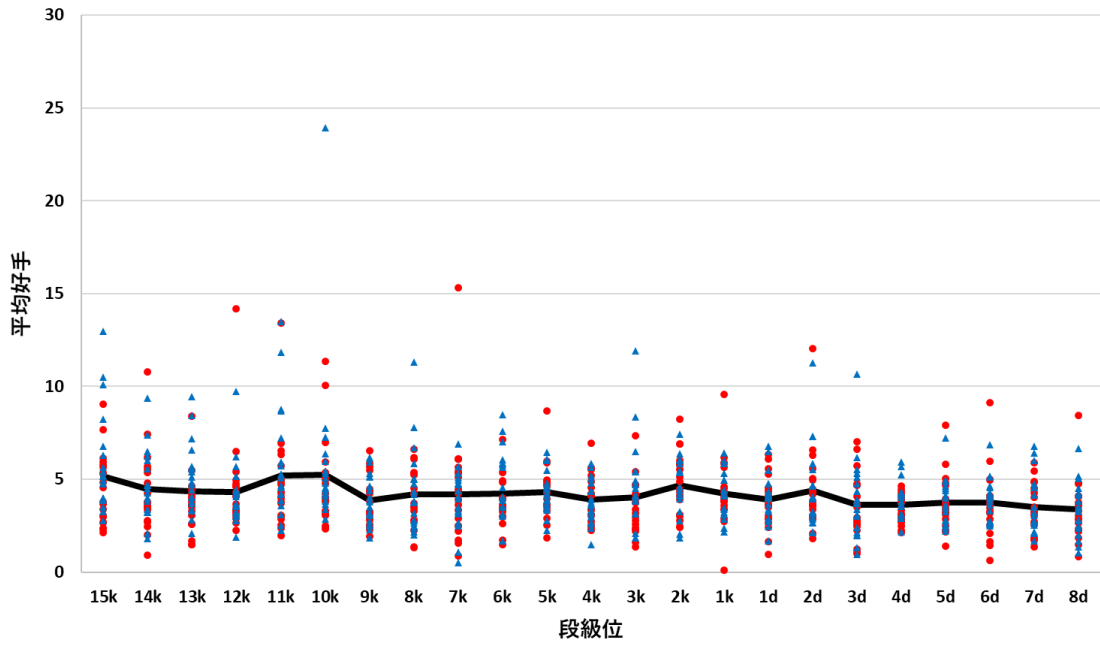


Fig. D-4 評価値 P による平均好手の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

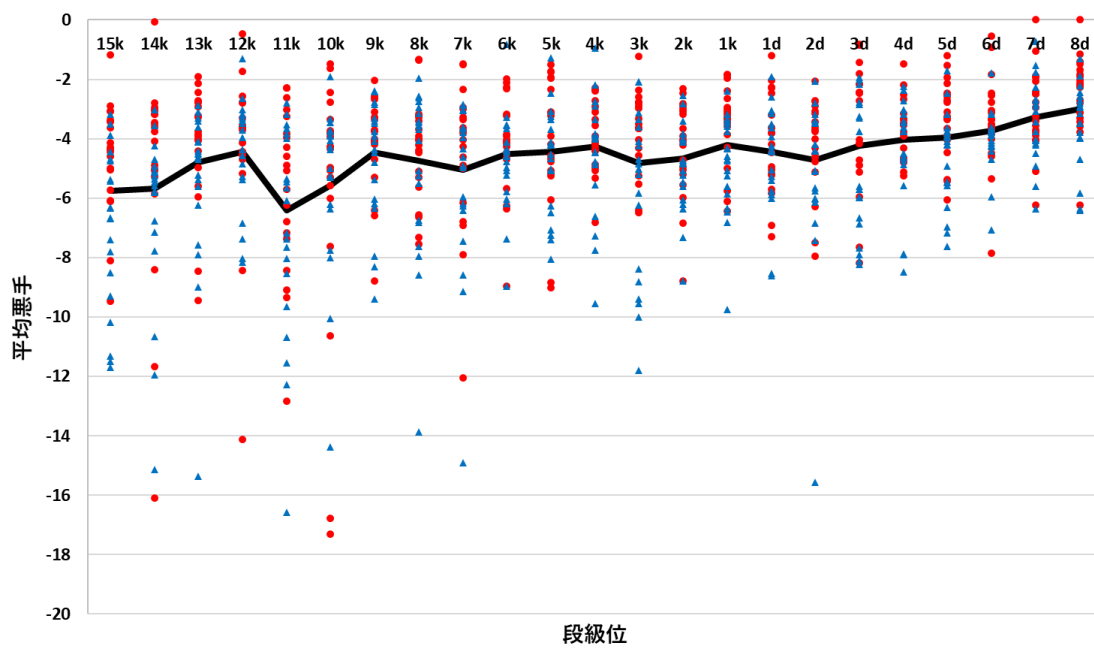


Fig. D-5 評価値 P による平均悪手の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

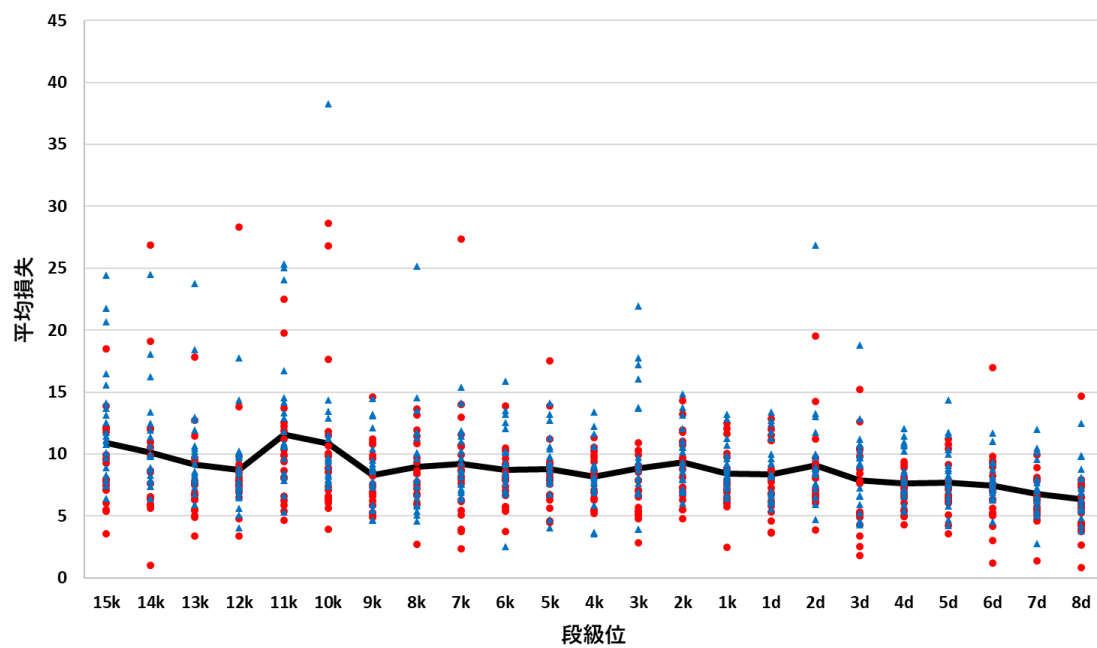


Fig. D-6 評価値 P による平均損失の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

付録 E 実験 6.2 における 64 手目以前の評価指標の散布及び平均値（評価値 V）

実験 6.2 における評価値 V を用いた際の 64 手目以前の各級位・段位の好手率，悪手率の結果を Fig. E-1, Fig. E-2 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. E-3, Fig. E-4, Fig. E-5 に示す。

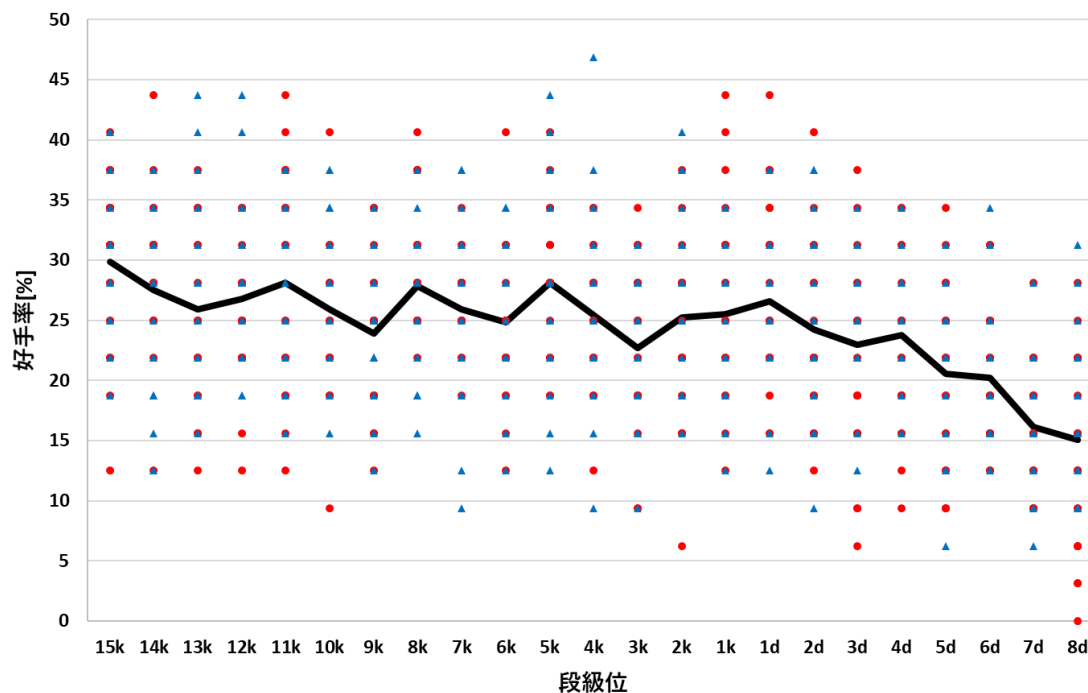


Fig. E-1 評価値 V による好手率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

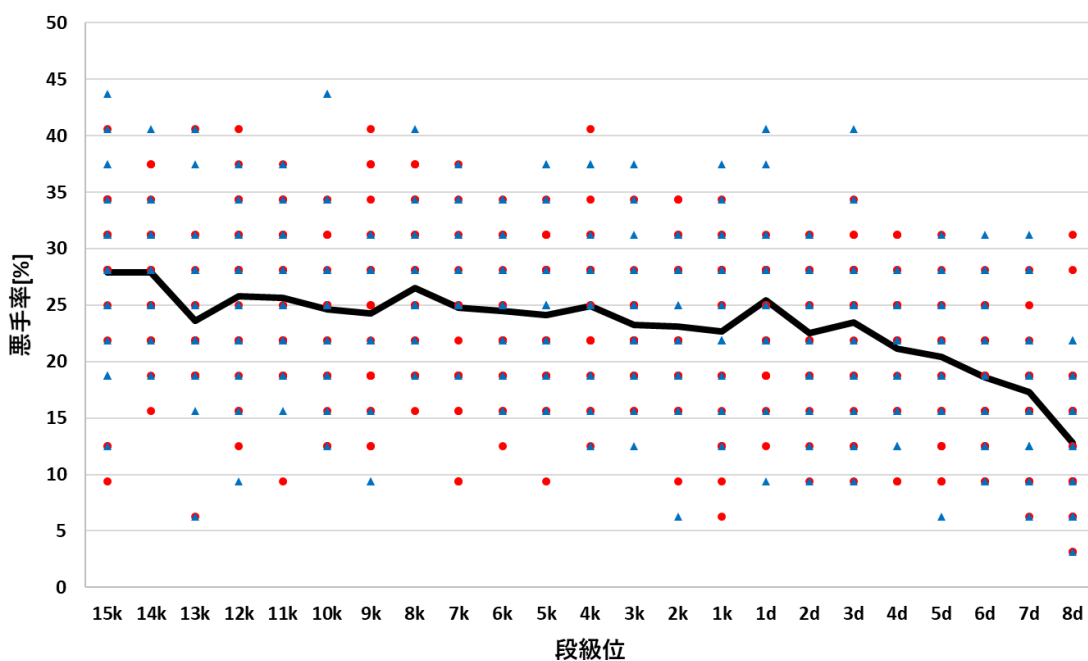


Fig. E-2 評価値 V による悪手率の計測データの散布，平均値の推移（64 手目以前）

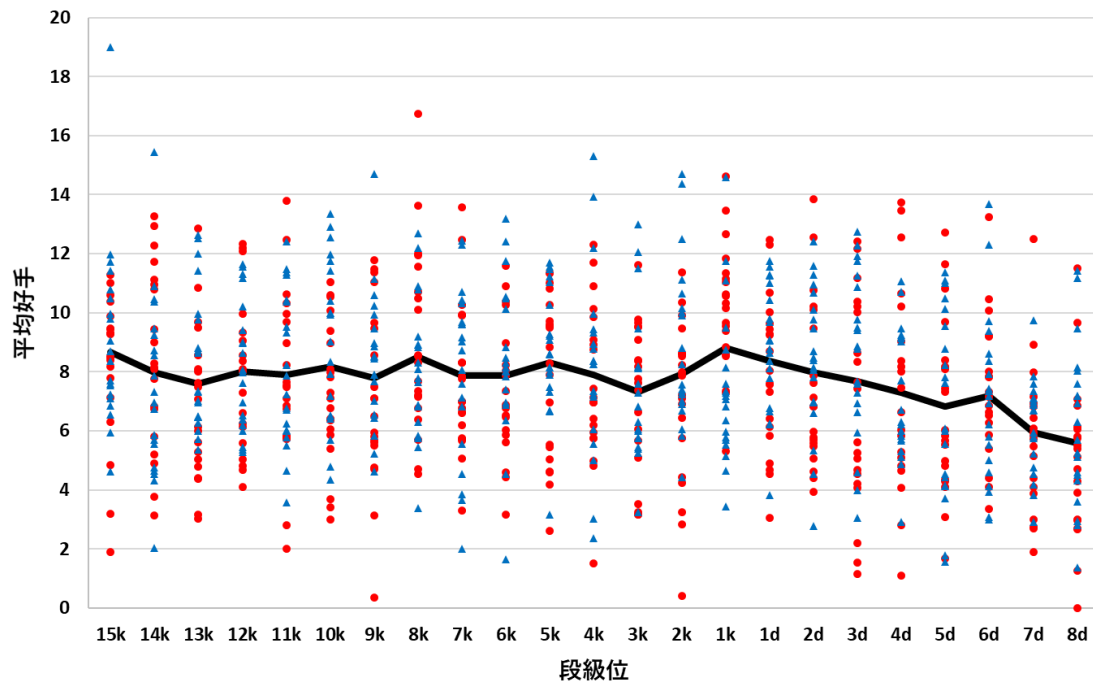


Fig. E-3 評価値 V による平均好手の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

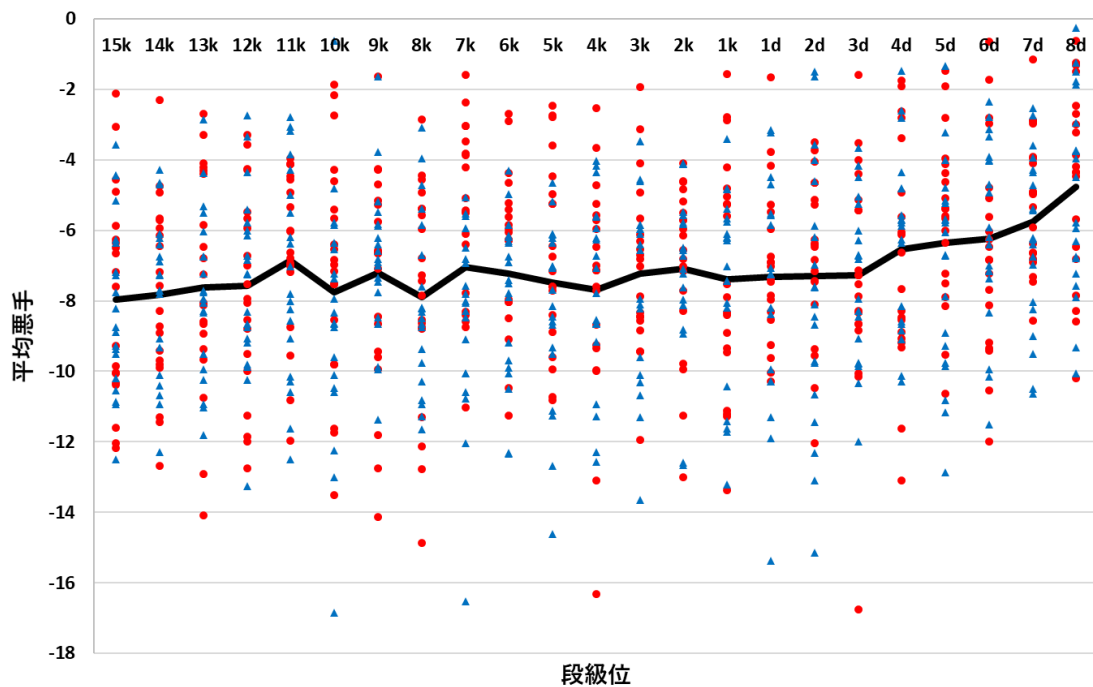


Fig. E-4 評価値 V による平均悪手の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

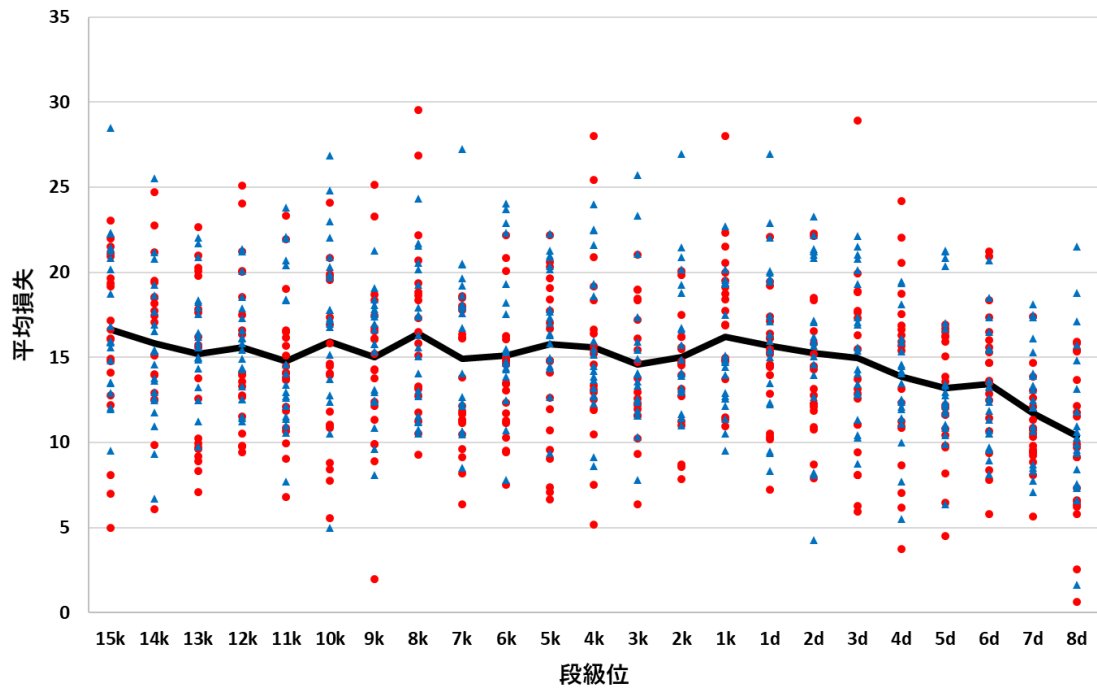


Fig. E-5 評価値 V による平均損失の計測データの散布, 平均値の推移 (64 手目以前)

付録 F 実験 6.2 における 65 手目以降の評価指標の散布及び平均値（評価値 V）

実験 6.2 における評価値 V を用いた際の 65 手目以降の各級位・段位の好手率，悪手率の結果を Fig. F-1, Fig. F-2 に，平均好手，平均悪手，平均損失の結果を Fig. F-3, Fig. F-4, Fig. F-5 に示す。

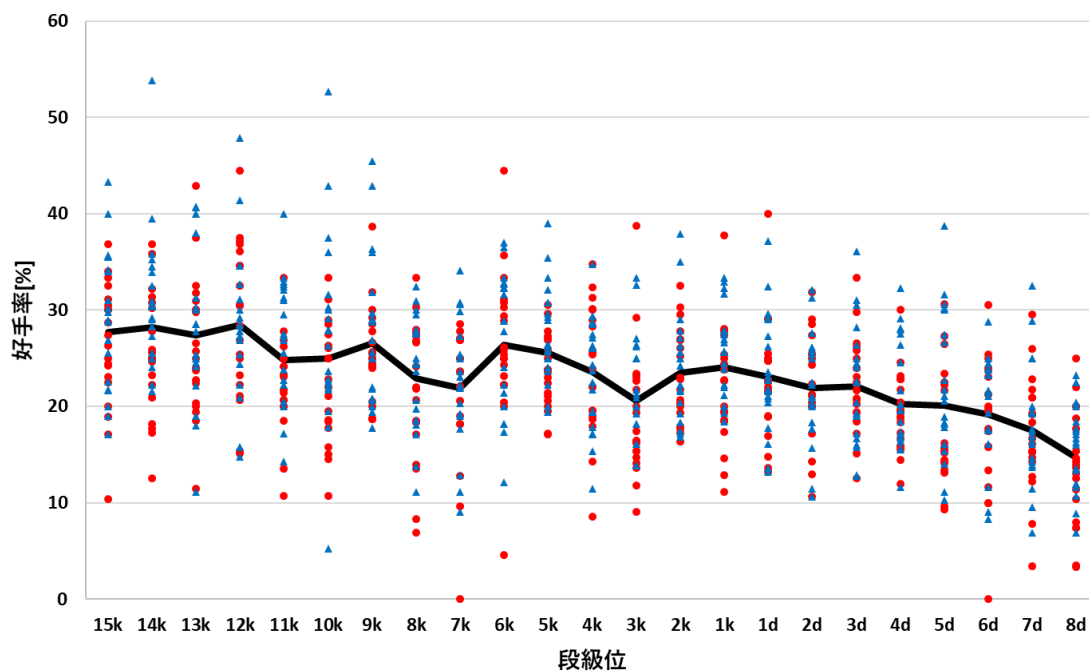


Fig. F-1 評価値 V による好手率の計測データの散布，平均値の推移（65 手目以降）

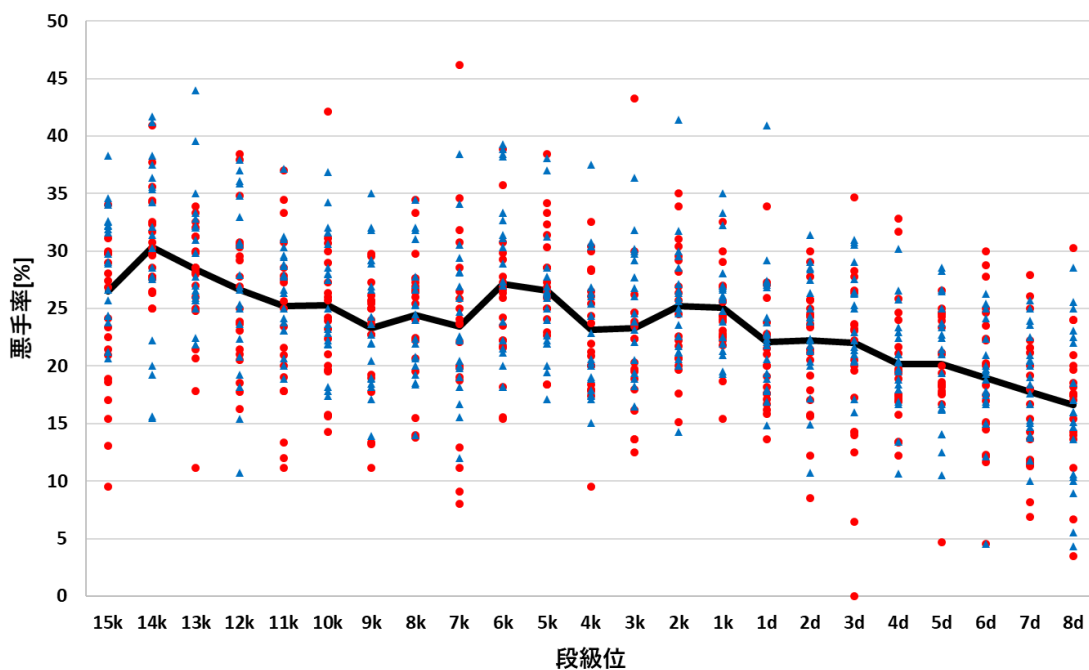


Fig. F-2 評価値 V による悪手率の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

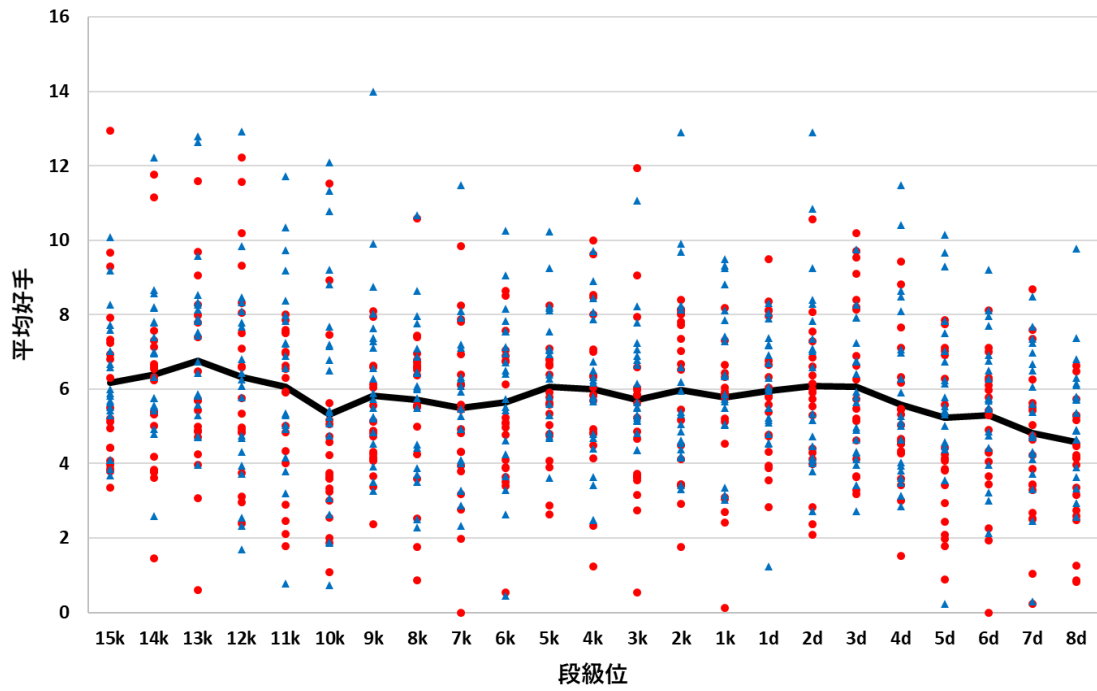


Fig. F-3 評価値 V による平均好手の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

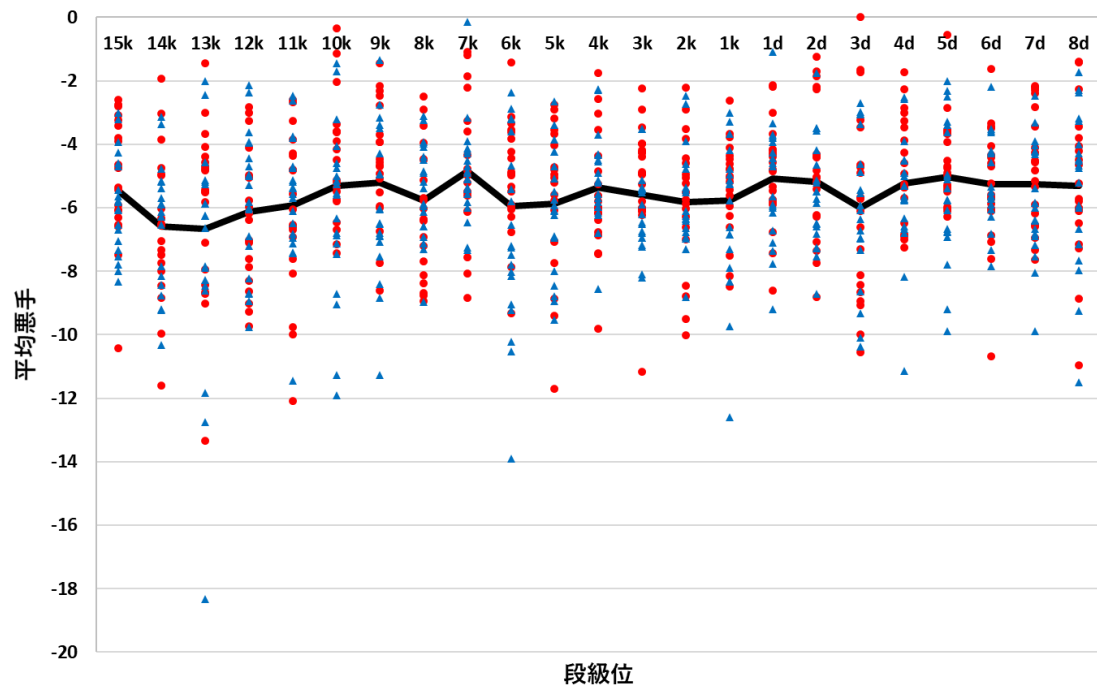


Fig. F-4 評価値 V による平均悪手の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

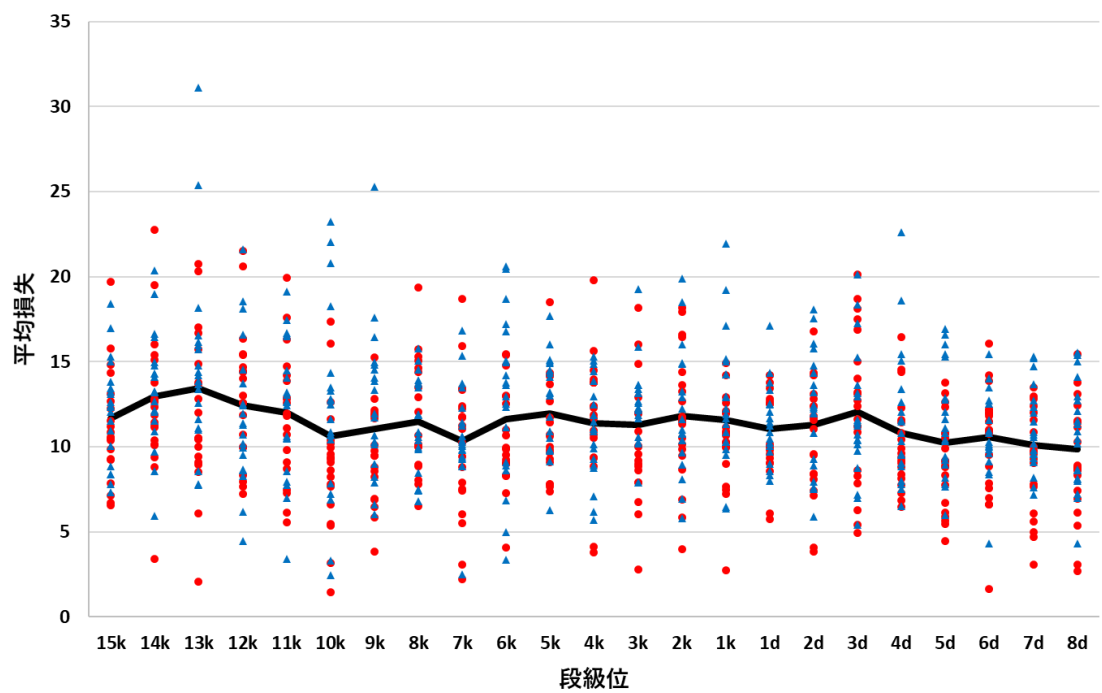


Fig. F-5 評価値 V による平均損失の計測データの散布, 平均値の推移 (65 手目以降)

謝辞

主任指導教員として本研究を指導してくださった伊藤毅志先生には心より感謝申し上げます。また、指導教員として論文を丁寧に読んでいただき、的確な修正点をご指摘くださった佐藤証先生にも深く感謝申し上げます。

研究を行うにあたっては、日本棋院より“幽玄の間”の棋譜をご提供いただきました。ご協力いただいた日本棋院の皆様に御礼申し上げます。さらに、囲碁 AI に関する情報提供をくださった HCCL (Human Computer Cooperative Learning) 研究会の皆様、本研究のベースとなる囲碁 AI “Ray” の開発者である小林佑樹様、“AQ” の開発者である山口祐様にはこの場を借りてお礼申し上げます。

最後に論文の執筆や添削に協力してくれた伊藤毅志研究室の学生の皆さんにもお礼申し上げます。

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] I. Coulom, R.: Efficient selectivity and backup operators in Monte-Carlo tree search, Proceedings Computer and Games 2006 (2006).
- [2] D. Silver et al., “Mastering the game of go with deep neural networks and tree search,” Nature, vol. 529, pp. 484-489, (2016).
- [3] D. Silver et al., “Mastering the game of go without human knowledge,” Nature, vol. 550, no. 7676, pp. 354–359, (2017).
- [4] T. Nakamichi and T. Ito, “Adjusting the Evaluation Function for Weakening the Competency Level of a Computer Shogi Program,” ICGA Journal, vol. 40, no. 1, pp. 15–31, 2018.
- [5] T. Ito, “Game Learning Support System Based on Future Position, Computer and Games 2018, International Computer Game Association 2018 in Taiwan, 2018.
- [6] 望月正行,景山充人,桑門昌太郎,日本バックギャモン協会:バックギャモンブック,河出書房新社,(2017)
- [7] M. Guid, I. Bratko: “Computer Analysis of World Chess Champions.” JCGA Journal, 29(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, The 19th Game Programming Workshop 2014, pp9-16, (2014).
- [9] 濱野 航汰, 松原 仁: 棋譜解析によるプレイヤーのレーティング推定, The 23th Game Programming Workshop 2018, pp95-100, (2018).
- [10] M. Guid and I. Bratko: “Using Heuristic-Search Based Engines for Estimating Human Skill at Chess,” ICGA journal, Vol. 34, No.2, pp. 71-81, 2011.
- [11] J. Moudrik, P. Baudis, R. Neruda: “Evaluating Go Game Records for Prediction of Player Attributes,” Computational Intelligence and Games, 2015 IEEE Conference on, pp. 162–168, 2015.
- [12] 「The KGS Go Server」 <https://www.gokgs.com/index.jsp?locale=ja_JP>, (2019年12月23日アクセス).
- [13] 荒木 信夫: 囲碁に対する2つの情報工学的アプローチ, 電気通信大学 平成29年工学博士の学位申請論文
- [14] 「SGF ファイル形式」, <http://www.geocities.jp/nakamiya_town/SGF.html>, 2018年12月23日アクセス.
- [15] 「Gogui」, <<https://sourceforge.net/projects/gogui/files/>> (2018年12月23日アクセス).
- [16] 「日本棋院ネット対局 幽玄の間」, <<https://u-gen.nihonkiin.or.jp/>> (2018年12月23日アクセス).
- [17] 松原 仁, 美添 一樹, 山下 宏: コンピュータ囲碁 モンテカルロ法の理論と実践, 共立出版, (2012).

- [18] 小林 祐樹: モンテカルロ木探索を用いた強い囲碁プログラムの設計と開発, 電気通信
大学平成 28 年修士論文.
- [19] 「Ray について」, <<http://computer-go-ray.com/>> (2018 年 12 月 23 日アクセス).
- [20] 「AQ」, <<https://github.com/ymgaq/AQ>> (2018 年 12 月 23 日アクセス).