

囲碁 AI を用いたプレイヤーの棋力推定

小坂悠登^{†1} 伊藤毅志^{†1}

概要: 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った。さらに、これらの手法を合議で組み合わせることによって、さらに飛躍的に棋力推定の精度を高めることができた。

キーワード: コンピューター囲碁, モンテカルロ木探索, レーティング, 棋力推定, 合議アルゴリズム

Examination of Indicators for Estimating Players' Strength by using Computer Go

YUTO KOSAKA^{†1} TAKESHI ITO^{†1}

Abstract: In this research, we describe a method to apply players' strength estimating approach to Go by using game AI which was conventionally done in chess, shogi and so on. The big difference between the other games and the game of Go is that the base algorithm is not the minimax search but the Monte Carlo tree search (MCTS). For this reason, instead of the index of "evaluation value" in the minimax search which was used in the relational works, we decided to use the index "winning percentage" which is the aspect evaluation derived by MCTS in this research. In the evaluation of the game records, experimental results were compared and verified using both Go program using only MCTS and Go program using DNN (Deep Neural Network) following Alpha Go's method. Furthermore, by combining these methods in consultation algorithm, we were able to further improve the precision of estimation dramatically.

Keywords: computer Go, Monte Carlo Tree Search, rating, examination of players' strength, consultation algorithm

1. はじめに

これまで、人間と対戦するために作成されたゲーム AI の研究開発は盛んにおこなわれてきた。ゲーム AI 開発者にとって一つの目標である「人間のトッププレイヤーよりも強いゲーム AI を作る」という試みは様々なゲームで取り組まれてきた。囲碁においても例外ではなく、トッププロ棋士よりも強くなるために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 (以降、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 の実力は人間トップを超えるレベルの棋力を得たといえるだろう。

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

い AI を利用する研究へと変遷する傾向にある。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、客観的な指標で強さを評価ができることや比較的少ない対戦から棋力を推定できることから、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。

チェスにおいては指し手に対する AI の評価値の増減を用いて「平均損失」を算出することで、歴代チェストッププレイヤーの強さを測定する試みが行われている[4]。この手法を参考にし、将棋、オセロにおいても同様に棋力の推定を試みる研究も行われてきた[5][6]。しかし、囲碁の分野では、まだこの手法を用いた棋力推定についての研究は行われていない。

そこで、本研究で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て、囲碁への応用を考える。先行研究のチェス、将棋、オセロがゲーム木探索をベースにしているのに対して、囲碁 AI はモンテカルロ木探索をベースにしているという違いがある。

^{†1} The University of Electro-Communications

ここでは、囲碁を題材にして、回帰分析を用いた棋力推定の手法を提案し、その有効性を検証する。

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[4]. 「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 局の棋譜を調査し、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。この研究においては、限られた数の棋譜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は行われていない。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模倣して、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[5]. 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、平均悪手などの新しい指標を定義した。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 未満の局面を対象とした。40 手の制限を加えたのは序盤の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。また、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いう結果も示した。

さらに,”Bonanza6.0”の探索深さ 11 の時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結論づけている。

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困難であることを指摘している。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[6]. 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、Moudřik らは囲碁プレイヤーを評価するための評価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[7]. 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” の 20K~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 (RSME) 2.659 [段・級] 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[9]。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。但し、荒木の研究は 13 路盤の棋力推定にとどまっておらず、19 路盤における棋力推定は行っていない。

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。
- 序盤定石に当たる手に留意する。
- 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全ての線形近似の結果を合議によって組み合わせて棋力推定を行う。

3. 提案手法

3.1 評価指標

山下の手法に倣い、棋譜を分析するために一手一手を囲碁 AI によって探索し、最善手と評価値を記録する。留意点として、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、MCTS による勝率 (以降、評価値 M)、policy network (以降、評価値 P)、value network (以降、評価値 V) による評価値を用いる。評価指標を以下のように定義する。

- ・一致率:一局における AI と同じ着手をした割合
- ・好手率:AI と別の手を指し評価値が上昇した割合
- ・悪手率:AI と別の手を指し評価値が減少した割合
- ・平均好手:好手による評価値の上昇量の総和/手数

- ・平均悪手:悪手による評価値の減少量の総和/手数
- ・平均損失:平均好手と平均悪手の差

最終盤の寄せが絡む局面が影響するのを避けるため、囲碁 AI が投了した時点で逆転は無いと判断し、検証を中止する。また、先行研究で考慮されているように、本研究でも序盤の定石にあ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。棋譜の再生には GoGui を用いた。

3.2 囲碁 AI

棋譜の評価に使う囲碁 AI は小林が開発した MCTS ベースの Ray[8]と、山口が開発した AlphaGo の手法に倣って作られた AQ[9]を用いた。各囲碁 AI の概要について Tab. 1 に示す。

Tab. 1 囲碁 AI の概要

	Ray	AQ
探索ベース	MCTS	DNN
探索時間	4[s]	7[s]
棋力	KGS-2D	幽玄の間-8D
取得する評価値	評価値M	評価値P 評価値V
計測環境	Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60GHz	

3.3 棋譜

分析対象の棋譜は、オンライン囲碁サーバーの“幽玄の間”より提供していただいた 15K~8D の棋譜を用いた。棋譜選定の条件は

- ・日本ルール、コミ 6.5
- ・置石 (ハンディキャップ) なし
- ・段級位の差が±1 [段・級] のプレイヤー間の対局
- ・100 手以上
- ・人間同士の対局 (AI との対局を除く)

である。また、10 手目まで真似碁をした棋譜は除いた。

4. 棋譜分析実験

4.1 目的

各段級位における評価指標を棋譜から分析し、相関係数および回帰式を算出する。将棋の先行研究および 3 つの評価値の相関を比較し考察する。

4.2 実験方法

Ray は各段級位 60 局の計 1380 局、AQ は各段級位 40 局の計 920 局の分析を行った。各 AI の分析実験に使った棋譜は異なるものである。

本実験は以下の手順で棋譜から評価値を計測した。

- 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、その際の勝率を計測する。
- ③ 1 手戻して本来の棋譜の手順に戻し、次の着手まで進める。
- ④ ②、③を最終着手の手番に到達するか、または囲碁 AI が投了するまで繰り返す。

また、評価値 M においては提案手法で述べた評価指標に加え、±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。

棋譜の分析後、各段級位の評価指標の平均値と段級位間の相関係数を算出した。

各評価値において、目的変数を段級位、説明変数を各評価指標としたときの重回帰式を算出し、説明変数の標準偏回帰係数、寄与率を求めた。

4.3 実験結果

棋譜分析実験の一部の結果として、Fig. 1 に AQ による一致率の分析結果を示す。横軸が段級位を示しており、右へ行くほど棋力が向上する。縦軸が一致率を百分率で示している。赤の散布が勝利時、青の散布が敗北時の一致率を示す。各段級位の一致率の平均値を算出し折れ線で示す。

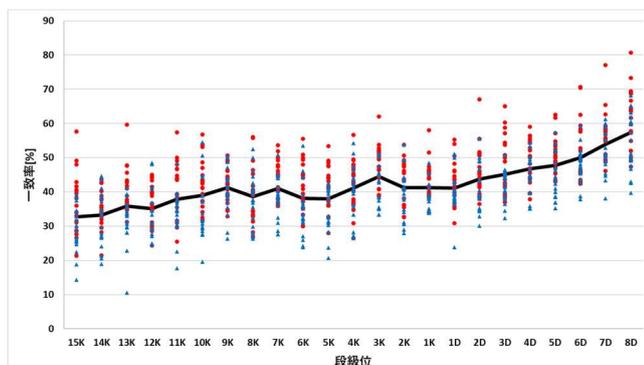


Fig. 1 AQ による一致率の散布および平均値の推移

この結果からは、棋力の向上に伴い一致率が上昇していることが確認できる。特に 8D の一致率の平均値は 57.4% となっており、[]の示した高段位者との着手の一致率と同等である。また、勝利時と敗北時でとる値に有意に差は無いが平均値から大きく離れた値もあり 1 局から棋力を推定するのは困難であることが推察される。

次に相関分析の結果として、Tab. 2 に評価値 M による棋譜分析実験の各評価指標の相関係数を示す。分析範囲は全着手、64 手以前、65 手以降の 3 つの範囲である。相関分析の範囲は 15K~8D までの区間 ($n=23$) であり、評価指標は各段級位の平均値を用いた。相関係数が 0.7 以上である場合は赤で強調し、-0.7 以下である場合は緑で強調表示する。

Tab. 2 評価値 M による評価指標の相関係数

評価値M	全着手	64手以前	65手以降
一致率	0.771	0.764	0.741
好手率	-0.819	-0.765	-0.827
好手率(+1%)	-0.806	-0.799	-0.822
悪手率	-0.624	-0.642	-0.489
悪手率(-1%)	-0.717	-0.710	-0.686
平均好手	-0.757	-0.611	-0.780
平均悪手	0.758	0.613	0.759
平均損失	-0.771	-0.616	-0.788

Tab. 3 に評価値 P による棋譜分析実験の各評価指標の相関係数を示す。

Tab. 3 評価値 P による評価指標の相関係数

評価値P	全着手	64手以前	65手以降
一致率	0.914	0.822	0.920
好手率	-0.813	-0.764	-0.727
悪手率	-0.815	-0.708	-0.847
平均好手	-0.798	-0.789	-0.741
平均悪手	0.810	0.726	0.812
平均損失	-0.822	-0.776	-0.807

Tab. 4 に評価値 V による棋譜分析実験の各評価指標の相関係数を示す。

Tab. 4 評価値 V による評価指標の相関係数

評価値 V	全着手	64手以前	65手以降
一致率	0.914	0.822	0.920
好手率	-0.896	-0.800	-0.885
悪手率	-0.902	-0.821	-0.875
平均好手	-0.736	-0.629	-0.677
平均悪手	0.802	0.751	0.531
平均損失	-0.795	-0.708	-0.666

相関分析の結果、各評価値による相関係数の正負はすべて一致した。評価値 M、評価値 V においては着手を分割した際に相関が弱まる評価指標が確認できたが、評価値 P ではすべての評価指標・すべての分析区間において強い相関があることが分かる。この分析結果をもとに重回帰分析に用いる説明変数を選択した。

次に重回帰分析の結果として、Tab. 5 に各評価値の重回帰式の標準偏回帰係数と寄与率を示す。なお、重回帰分析には全着手を分析した際的评价指標のデータを使用した。評価値 M では一致率、好手率(+1%)、悪手率(-1%)、平均好手、平均悪手を説明変数とし、評価値 P と評価値 V では一致率、好手率、悪手率、平均好手、平均悪手を説明変数とした。

Tab. 5 重回帰式の標準偏回帰係数と寄与率

	評価値 M	評価値 P	評価値 V
一致率	0.533	2.138	1.588
好手率		1.021	-0.164
好手率(+1%)	-0.401		
悪手率		0.549	0.249
悪手率(-1%)	0.322		
平均好手	-0.194	-0.525	0.795
平均悪手	0.038	-0.237	0.161
寄与率	0.740	0.903	0.917

重回帰分析の結果、各評価値において標準偏回帰係数の絶対値が最も高いのは一致率であり、最も低いのは平均悪手となった。また、評価値 V による重回帰式の寄与率が最も高い結果となった。

4.4 考察

4.4.1 評価値 M の±1%制限の効能

本実験では評価値 M において、好手率と悪手率に±1%の制限を設けた。好手率は制限を設ける前後ともに強い相関を示しており、悪手率は制限を設けることによって、より強い相関が確認できた。この結果より、制限を加えることによってプレイアウトによる勝率の誤差を緩和できたとみられ、本実験において有効であったことが示唆される。

4.4.2 着手分割の効能

将棋やオセロの先行研究に倣い、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見られる。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予想できる。

4.4.3 先行研究との比較

山下の研究では一致率、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であった。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、平均好手では異なる結果を示した。これは先行研究に比べて囲碁では合法手数が圧倒的に多い点や 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可能性がある。

4.4.4 有望な評価値、評価指標

実験結果から標準偏回帰係数が最も高い一致率が提案手法において重要な評価指標となったことが確認できた。

また、寄与率の結果から評価値 V の重回帰式を用いることが、棋力推定に最も有効であることが推察される。これは、value network が囲碁 AI においてまさに評価関数として機能していることを示唆している。

5. 棋力推定実験

5.1 目的

棋譜分析実験により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、Ray と AQ を用いた棋譜分析を行う。

5.2 実験方法

“幽玄の間”より無作為抽出した10人のプレイヤーの棋譜各10局の計100局の分析を行った。10局分の評価指標を平均し重回帰式に代入し段級位を推定した。また、各評価値によって推定される段級位の平均値をとる手法(以降、合議)も用いて棋力の推定を行った。

各評価値の棋力推定精度を実際の棋力と推定した棋力の偏差によるRMSEで算出した。

5.3 実験結果

被験者の段級位と3つの評価値によって得られた重回帰式から予測した段級位と合議によって得られた段級位をTab. 6に示す。括弧内は被験者の段級位との偏差を示す。

Tab. 6 被験者の棋力推定結果と RMSE

被験者	段級位	評価値M	評価値P	評価値V	合議
A	7D	8D(+1)	4D(-3)	6D(-1)	6D(-1)
B	5D	3D(-2)	5D(0)	7D(+2)	5D(0)
C	2D	3D(+1)	1D(-1)	1K(-2)	1D(-1)
D	1D	3K(-3)	2D(+1)	2K(-2)	1K(-1)
E	2K	1K(+1)	2K(0)	2K(0)	2K(0)
F	4K	10K(-6)	1D(+4)	7K(-3)	6K(-2)
G	6K	4K(+2)	1K(+5)	9K(-3)	5K(+1)
H	8K	4K(+4)	9K(-1)	11K(-3)	8K(0)
I	10K	9K(+1)	11K(-1)	12K(-2)	11K(-1)
J	15K	16K(-1)	15K(0)	15K(0)	15K(0)
RMSE		2.720	2.324	2.098	0.949

棋力推定実験の結果、3つの評価値の中では評価値Vによる棋力推定精度が最も高く、合議による棋力推定は全ての棋力推定より格段に推定精度が良くなっていることが分かる。

5.4 考察

5.4.1 有望な評価値

3つの評価値による実験結果を比較すると評価値Vによる棋力推定が最も精度よく棋力推定が行えていることが確認された。評価値Mと評価値Pによる棋力推定に比べて評価値Vが良好であったという本実験結果は、この棋力推定手法において、value networkを用いた評価値が棋力推定

で有用であることを示している。

5.4.2 合議とその効果

本実験ではさらに、従来行われていなかった複数の推定器による合議を行った。その結果、**RMSE0.949 [段・級]**と単一の推定器による棋力推定に比べて極めて高い精度が得られた。この結果は、本棋力推定手法における合議の有効性を示すのではないかと考える。

6. おわりに

本研究では“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、囲碁AIの算出する3つの評価値を用いる手法を考案した。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た。そして、“幽玄の間”の実際のプレイヤーの棋譜を分析し、段級位-評価指標間の回帰式を求めた。この回帰式を用いて“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、評価値Vを用いた棋力推定実験では**RMSE2.098 [段・級]**となり、他の評価値と比べてかなり高い精度で棋力を推定することができた。また、3つの評価値による合議を行った結果、**RMSE0.949 [段・級]**と推定精度が格段に向上することを確認した。

本研究の今後の展望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、より精密に棋力を推定する手法の探求が考えられる。そのためには、Moudrik 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で、より良い結果が得られる可能性がある。

謝辞

本研究を行うにあたり“幽玄の間”の棋譜の提供をしてくださった日本棋院の関係者様、囲碁AIに関する情報提供をしてくださったHCCL研究会の会員の皆様感謝申し上げます。また、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もこの場を借りてお礼申し上げます。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] 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] M. Guid, I. Bratko: “Computer Analysis of World Chess Champions.” JCGA Journal, 29(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. The 19th Game Programming Workshop 2014. pp9-16, 2014.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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, 2016.
- [9] 「AQ」. <<https://github.com/ymgq/AQ>>. 2018 年 12 月 23 日アクセス.