

機械学習を用いた将棋における棋風の学習の研究

大森 翔太郎^{1,a)} 金子 知適^{1,b)}

概要: 近年プレイヤーの個性に関する研究が人工知能の分野で取り組まれ始めている。本研究では、将棋の指し手の選択に注目し、コンピュータプログラムで棋風を実現する方法について提案する。棋風としては、プレイヤーが攻めや受けなど特徴を持つ指し手を選ぶ傾向についてに着目する。棋風を統計的に分析した過去の研究を参考に攻めの特徴と受けの特徴を決め、攻めと受けの棋風について、それぞれの特徴の現れているプレイヤーの棋譜を選別する。そしてそれらの棋譜を教師に評価関数の機械学習を行う。提案手法で学習したプログラムと、一般の棋譜で学習したプログラムの差を、攻めと受けに関する次の一手問題を題材に評価する予定である。

A Study on Learning of Playing Style in Shogi by Using Machine Learning

SHOTARO OMORI^{1,a)} TOMOYUKI KANEKO^{1,b)}

Abstract: There are several work on playing styles of computer players in Artificial Intelligence research in recent years. This study proposes a method to make a computer player have an intended playing style in shogi. We focus on how a player prefers attack or defense moves as an example of a playing style, because many moves in shogi are categorized in attack or defense. We select a set of game records played by players having the intended playing style, based on statistical analysis proposed in existing researches. Then, we conduct a supervised learning of an evaluation function by using the records. The effectiveness of our method will be measured in our experiments. We will prepare test positions for attack and defense moves in shogi, and compare how well programs with or without the tuning of evaluation functions solves the test positions.

1. はじめに

現在までに、プロ棋士にコンピュータ将棋ソフトウェアが大幅に勝ち越している。既にコンピュータ将棋ソフトウェアの棋力は、プロ棋士と同等以上に到達したと考えられている。このことからプロ棋士と同じ棋力に達しているのならば、特定のプロ棋士の指し手を模倣するコンピュータ将棋ソフトウェアが実現できるのではないかという期待がある。もし実現したならば、タイトル戦の局面や自分の対局で自分の教わりたいプロ棋士の考え方をするコンピュータ将棋ソフトウェアにアドバイスを求めて、自分の棋力向

上に役立てることができる。文献 [1] などからも分かるように、現在の将棋ソフトウェアは、プロ棋士の棋譜を教師とした評価関数の機械学習でパラメータを調整している。そこで、真似したい棋士の棋譜のみを学習に用いれば、その棋士の棋風を評価関数に反映させることができないかと考えられる。しかし、実際には学習に使える棋譜が減ってしまうことから、棋風を持たせる以前に弱くなってしまうなどの弊害が心配され、現段階では成功したという報告はない。そこで棋譜を増やす工夫をすることができれば、棋風を実現することが可能ではないかと考え、本研究では、攻めの棋風と受けの棋風を対象に、次のような手法を提案した。まず本研究では、学習するための棋譜を攻めの棋譜と受けの棋譜に選別する基準を作る。攻めの棋譜と選別された棋譜で、評価関数の機械学習を行い攻めの棋風を実現し、受けの棋譜と選別された棋譜で評価関数の機械学習を行い受けの

¹ 東京大学大学院総合文化研究科
Department of General Systems Studies, Graduate School of Arts and Sciences, The University of Tokyo

a) omori@graco.c.u-tkyo.ac.jp

b) kaneko@graco.c.u-tkyo.ac.jp

棋風を実現する。本研究では、攻めと受けの選別の基準として、マンハッタン距離を用いて測定が可能かどうかを検証した。今後はマンハッタン距離を用いて棋譜の選別を行い、選別された棋譜を元に評価関数の機械学習を行っていく予定である。

2. 関連研究

将棋のプレイヤーの指し手に関する個性には、強さ、戦法、棋風の3つなどが候補としてあげられる。

戦法に関する研究としては、文献[2]があげられる。文献[2]では、プロ棋士の個性を実現するために、特定の棋士を対象に定跡データベースを用いて序盤の戦法の部分を実現し、中盤以降の指し手に関しては、特定の棋士の棋譜だけで評価関数の機械学習を行い特定の棋士の棋風を持つ指し手を実現するという実験を行っている。この文献では、特定のプロ棋士の序盤の戦法に関して、定跡データベースを使用することで実現できているが、中終盤に関しては特定の棋士の棋譜の評価関数の機械学習を行って、棋風を実現するのは難しいと結論づけている。

強さに関する研究として、文献[3]があげられる。文献[3]では、棋力ごとに分けた3つの棋譜の集合(アマチュアの棋譜の集合、プロ棋士の棋譜の集合、コンピュータの棋譜の集合)のそれぞれで評価関数の機械学習を行い、対戦実験や次の一手などを通して、強さの違いを測定している。アマチュアの棋譜の集合で評価関数の機械学習を行ったものよりもプロ棋士の棋譜の集合で評価関数の機械学習を行ったものの方が強くなっているという結果が報告されている。

棋風の研究としては、文献[4]があげられる。文献[4]では、プロ棋士の片上大輔六段と佐藤康光九段に攻めの棋士と受けの棋士をあげてもらい、攻めの棋士の集合と受けの棋士の集合と一般の棋士の集合との差を統計的に分析している。持ち駒の使い方に差が見られ、攻めの棋士の集合は、敵陣に駒を打つことが多く、自陣に打つことが少ないという結果が報告されている。一方で、受けの棋士の集合は、自陣に駒を打つことが多くという結果が報告されている。また銀の使い方に関して、受けの棋士は、中段の銀を引くことが多く、攻めの棋士は、中段の銀を引くことが少ないという結果が報告されている。また特定の棋士に着目して、分析した文献[5]があげられる。この文献の中では、羽生善治四冠を対象に統計的な分析を行っており、駒の使用頻度や指した駒の位置から駒の使い方などについて分析が行われている。結果として、香車、玉の使用頻度が他の棋士より少なく、龍の使用頻度が高いことが報告されている。指した駒の位置の分析からは、歩を左辺中央よりも多く指し、右辺には、あまり指さない。また銀を手前側に動かすことが多く、玉は手前側に指すことが少なく相手側に指すことが多くということが報告されている。本研究では、これらの関

連研究から着想を得て、次節に説明する手法を提案する。

3. 提案手法

棋譜を攻めの棋譜と受けの棋譜に分けて、攻めの棋譜の集合で機械学習を行い、攻めの棋風を実現し、受けの棋譜の集合で機械学習を行い、受けの棋風を実現する。攻めや受けの手の判定について将棋を指す人の感覚に近づけるように棋譜の選別基準は、文献[4]を参考に作る。このような提案をした理由は、文献[2]では、特定の棋士の棋譜を学習しただけでは、棋士の棋風を実現できていないという結果になっているからである。原因として、棋譜数の少なさが問題だと考えられる。文献[3]では、強さごとに棋譜の集合を区別して、評価関数の機械学習を行うことで強さを実現できている。特定の棋士に限定をしなければ棋譜数が増え、強さと同様に評価関数の機械学習を行うことで、棋風を実現できるのではないかと考えた。

3.1 棋譜の選別

棋譜の選別基準として、攻めと受けの区別をするためには、指した手が相手の王に迫るような手や相手の王付近に拠点を作る手を攻めの手として、自分の王の付近の相手の駒を取ったり、自分の王の付近に駒を打つ手を受けの手としたい。そのために、マンハッタン距離を用いることを提案する。具体的には、指した手の駒と自分の王とのマンハッタン距離と指した手の駒と相手の王とのマンハッタン距離を比べて、自分の王とのマンハッタン距離が近いときには、受けの手とする。一方で、相手の王とのマンハッタン距離が近いときには、攻めの手とする。全ての手を攻めの手と受けの手に分ける。等距離のときには、攻めの手とする。総手数を3分割して、序盤中盤終盤に分け、中盤で攻めの手と受けの手に分ける測定を行う。さらに総手数を3分割した序盤中盤終盤の中盤で攻めの棋譜と受けの棋譜に分ける測定を行う。攻めの手が多い棋譜を攻めの棋譜として、受けの手が多い棋譜を受けの棋譜とする。全ての棋譜を攻めの棋譜と受けの棋譜に分ける。攻めの手の数と受けの手数が同じときには、攻めの棋譜とする。棋譜に関しては、千日手と持将棋の対局は除く。中盤だけを利用する理由は、序盤には、マンハッタン距離を比較すると受けの手ばかりになり、終盤には、詰みの関係で、勝っている棋譜では攻めの手が多くなり、負けている棋譜では受けの手が多くなるからである。また千日手と持将棋を除いた理由は、総手数を3分割しているため、手数が短かったり、長かったりしたときの影響が大きいからである。これらの条件で、攻めと受けを区別できているのかどうかを文献[4]の中で測定した攻めの棋士の集合と受けの棋士の集合で、結果を測定した。

3.2 評価関数の機械学習

評価関数の機械学習には、Bonanzaを用いた。理由とし

では、棋譜の分類には、王とのマンハッタン距離を利用しているため、評価関数で位置関係を利用している Bonanza に変化が現れやすいと考えたからである。Bonanza では、評価関数の特徴として 3 種類を持つ。本稿では、それらを KKP, KPP, 駒の価値とそれぞれを呼ぶことにする。KKP とは、自分の王と相手の王と他の駒との位置関係を表しており、KPP は自分の王と他の 2 駒との位置関係を表している。

本研究では、Bonanza を改造して、先手番の棋士の棋譜を学習したいときには、先手番の手だけが、評価関数のパラメータに影響を与え、後手番の棋士の棋譜を学習したいときには、後手番の手だけが、評価関数のパラメータに影響を与えるようにする。この変更を加えた理由は、例えば先手番の棋士で攻めの手と受けの手を測定して、攻めの棋譜と判断された棋譜を学習する際に、後手番がもし受けの棋風が現れている棋譜ならば、どちらの棋風の影響の手もパラメータに反映されてしまい特定の棋風を持たなくなってしまうと考えられるからである。棋譜の分類分けをすると棋譜の数が減少して、学習がうまく行えないという可能性がある。そこで、文献 [6] を参考に既存のパラメータの項を保つ項を導入した文献 [7] を利用して、既存のパラメータの値を保ちながら、攻めまたは受けの特徴を導入するという評価関数の学習方法を提案する。

4. 実験

4.1 実験条件

本実験では、攻め/受けの棋風を持つ棋譜として、文献 [4] の中であげられている、有吉道夫、佐藤康光、北浜健介、久保利明、塚田泰明、渡辺明、田中寅彦、藤井猛、豊島将之の九人を攻めの棋士の集合とし、大山康晴、中村修、木村一基、森安秀光、杉本昌隆、森下卓、山崎隆之、糸谷哲郎、永瀬拓矢の九人を受けの棋士の集合とした。これらの攻めの棋士の集合の棋譜と受けの棋士の集合の棋譜で攻めの手と受けの手の測定を行い、攻め棋士の集合は攻めの特徴が現れていることを確認し、受けの棋士の集合でも受けの特徴が現れていることを確認して、マンハッタン距離を用いて攻めの棋士と受けの棋士の特徴を区別できていることを確認する。棋譜は、将棋の棋譜で一たべす [8] を用いた。まず攻めの棋士の平均と受けの棋士の平均の結果を示し、測定できていることを示す。また棋士番号 1 番から 295 番までの棋士の集合を全体の棋士の集合として、全体の棋士の集合から求めた平均を攻めの棋士の集合から求めた平均と受けの棋士の集合から求めた平均それぞれとウェルチの t 検定を用いて比較を行った。帰無仮説は、「全体の棋士の集合から求めた平均と攻めまたは受けの棋風を持つ集合から求めた平均が等しい。」とした。

4.2 実験結果

4.2.1 攻めの棋士と受けの棋士の比較

攻めの棋士の集合から求めた平均と受けの棋士の集合から求めた平均の結果を先手と後手、勝ちの棋譜と負けの棋譜と千日手と持将棋を除いた対局を行ったときの棋譜で、攻めの棋士の集合の攻めの特徴と受けの棋士の集合の受けの特徴を取れているかどうかを確認した。表 1 に攻めの棋士の集合から求めた平均と表 2 に受けの棋士の集合から求めた平均を示す。攻めの棋士の集合に分類される棋士の 1 人が、中盤の局面で指した攻めの手の数と総対局数で割ったものを 1 人あたりの 1 局の攻めの手の数とする。9 人分繰返し平均を求めたものが、表 1 での 1 局あたりの攻めの手である。攻めの棋士の集合に分類される棋士の 1 人が、中盤の局面で指した受けの手の数と総対局数で割ったものが、1 人あたりの 1 局の受けの手の数である。9 人分繰返し平均を求めたものが、表 1 での 1 局あたりの受けの手である。1 局の中で中盤の攻めの指し手の数が受けの指し手の数以上に指されているときの対局を攻め優位の対局とする。攻めの棋士の集合に分類される棋士 1 人で測定し、総対局数で割ったものが 1 人あたりの攻め優位の対局の割合である。9 人分繰返し平均を出したものが、表 1 での攻め優位の対局の割合である。1 局の中で中盤の受けの指し手の数が中盤の攻めの指し手の数より多いときの対局を受け優位の対局とする。攻めの棋士の集合で分類される棋士 1 人で測定し、総対局数で割ったものが 1 人あたりの受け優位の対局の割合である。9 人分繰返し平均を求めたものが表 1 での受け優位の対局の割合である。勝った対局での測定と負けた対局での測定を同様に行った。表 2 では、受けの棋士 9 人で、表 1 と同様の計測を行った。表を見るとわかるように、攻めの棋士の集合から求めた平均では先手番では、全ての項目で攻めの手が受けの手より多い。一方、受けの棋士の集合から求めた平均では、全ての項目で受けの手が攻めの手より多いことがわかり、攻めの棋士と受けの棋士の特徴を測定できていることが確認できた。

表 1 攻めの棋士の集合の中盤の指し手から求めた平均

手番	先手	後手
1 局あたりの攻めの手	9.6715	9.2954
1 局あたりの受けの手	9.4276	10.0727
勝ったときの 1 局あたりの攻めの手	9.4797	9.3347
勝ったときの 1 局あたりの受けの手	9.1472	9.6792
負けたときの 1 局あたりの攻めの手	9.9983	9.2654
負けたときの 1 局あたりの受けの手	9.8622	10.5710
攻め優位の対局の割合	0.5219	0.4813
受け優位の対局の割合	0.4781	0.5187
勝ったときの攻め優位の対局の割合	0.5365	0.5002
勝ったときの受け優位の対局の割合	0.4635	0.4998
負けたときの攻め優位の対局の割合	0.5003	0.4609
負けたときの受け優位の対局の割合	0.4997	0.5391

表 2 受けの棋士の集合の中盤の指し手から求めた平均

手番	先手	後手
1 局あたりの攻めの手	8.9309	8.6778
1 局あたりの受けの手	10.9075	11.5303
勝ったときの 1 局あたりの攻めの手	9.1849	8.6959
勝ったときの 1 局あたりの受けの手	10.4223	11.2074
負けたときの 1 局あたりの攻めの手	8.4927	8.6167
負けたときの 1 局あたりの受けの手	11.7457	11.9421
攻め優位の対局の割合	0.4199	0.3833
受け優位の対局の割合	0.5801	0.6167
勝ったときの攻め優位の対局の割合	0.4507	0.4000
勝ったときの受け優位の対局の割合	0.5493	0.6000
負けたときの攻め優位の対局の割合	0.3666	0.3616
負けたときの受け優位の対局の割合	0.6334	0.6384

表 3 攻めの棋士の集合から求めた平均 (先手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	9.4797	9.9983	9.6715
受け/棋譜数	9.1472	9.8622	9.4276
攻め/総手数	0.1667	0.1676	0.1670
受け/総手数	0.1607	0.1655	0.1627
総手数/棋譜数	56.896	59.628	57.917
攻め数	2300.22	1668.89	3969.11
受け数	2241.78	1677.22	3919.00
総手数	13872.8	10038.6	23911.3

表 4 受けの棋士の集合から求めた平均 (先手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	9.1849	8.4927	8.9309
受け/棋譜数	10.4223	11.7457	10.9075
攻め/総手数	0.1534	0.1399	0.1485
受け/総手数	0.1744	0.1935	0.1815
総手数/棋譜数	59.799	60.711	60.122
攻め数	2009.67	1210.11	3219.78
受け数	2417.00	1722.22	4139.22
総手数	13502.3	8797.0	22299.3

4.2.2 全体の棋士との比較

それぞれの結果の比較を行うために、先手番のときの攻めの棋士の集合から求めた平均と受けの棋士の集合から求めた平均と全体の棋士の集合から求めた平均の結果を表 3、表 4、表 5 に示し、後手番のときの結果を表 6、表 7、表 8 に示す。表 9 は、有意差のあった場所に星を付け、どのくらいの有意差なのかを示すために星の数で区別をするためのものである。ウェルチの t 検定で求めた t の値を表 10、表 11、表 12、表 13 で示した。表 10、表 11 は先手番のときの攻めの棋士の集合から求めた平均、受けの棋士の集合から求めた平均の t の値を示し、表 12、表 13 は後手番のときの攻めの棋士の集合から求めた平均、受けの棋士の集合から求めた平均の t の値を示した。表 9 をもとに表に星を付け、結果を比較した。結果をみると、先手番のときの比較では、表 10 より、攻めの棋士の集合から求めた平均は全体の棋士の集合から求めた平均よりも勝った棋譜での攻め/棋譜数の項目以外有意に攻めの手が多く、受けの手が少なかった。表 11 より、受けの棋士の集合から求めた平均との比較では、特に負けた棋譜での攻め/棋譜数以外の受けの手が多く、攻めの手が少ないという有意差が見られた。後手番のときには、表 12 より、攻めの棋士の集合から求めた平均は負けた棋譜と全体の棋譜に関しては、どの項目でも攻めの手が多く、受けの手が少なかったという有意差が見られた。表 13 より、受けの棋士の集合から求めた平均では、勝ったときの攻め/棋譜数以外の攻めの手が少なく、受けの手が多いという有意差が見られた。これらの結果から、先手番では、勝つときに攻めが多く、受けが少ない人が攻めの棋士と判断され、負けているときに受けが多い棋士が受けの棋士と判断される傾向があると考えられる。一方で後手番では、負けているときに攻めが多く、受けが少ない人が攻めの棋士と判断され、勝っているときに攻めの手が少なく、受けの手が多い人が受けの棋士と判断される傾向があると考えられる。

表 5 全体の棋士の集合から求めた平均 (先手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	9.0854	8.6918	8.9246
受け/棋譜数	9.8733	10.6347	10.3321
攻め/総手数	0.1551	0.1490	0.1531
受け/総手数	0.1682	0.1832	0.1774
総手数/棋譜数	57.847	57.990	58.264
攻め数	809.59	672.16	1481.75
受け数	863.88	815.78	1679.67
総手数	5107.5	4462.9	9570.4

表 6 攻めの棋士の集合から求めた平均 (後手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	9.3347	9.2654	9.2954
受け/棋譜数	9.6792	10.5710	10.0727
攻め/総手数	0.1638	0.1586	0.1615
受け/総手数	0.1696	0.1805	0.1747
総手数/棋譜数	57.016	58.498	57.620
攻め数	1812.00	2009.78	3821.78
受け数	2102.33	2129.22	4231.56
総手数	12414.0	11547.2	23961.2

表 7 受けの棋士の集合から求めた平均 (後手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	8.6959	8.6167	8.6778
受け/棋譜数	11.2074	11.9421	11.5303
攻め/総手数	0.1456	0.1420	0.1442
受け/総手数	0.1879	0.1969	0.1917
総手数/棋譜数	59.674	60.675	60.166
攻め数	2002.89	1434.33	3437.22
受け数	2662.00	2122.33	4784.33
総手数	13992.7	10502.4	24495.1

表 8 全体の棋士の集合から求めた平均 (後手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	8.9780	8.2163	8.5411
受け/棋譜数	10.1803	11.1098	10.7840
攻め/総手数	0.1536	0.1440	0.1488
受け/総手数	0.1740	0.1953	0.1878
総手数/棋譜数	57.474	56.971	57.404
攻め数	713.99	718.58	1432.57
受け数	817.70	963.79	1781.49
総手数	4595.4	4960.6	9556.0

表 9 有意水準

有意水準	星の数
0.001	****
0.01	***
0.05	**
0.10	*

表 10 攻めの棋士の集合から求めた平均の t 値 (先手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	1.7264	4.0482***	3.2610***
受け/棋譜数	-2.8233**	-2.9003**	-3.6486***
攻め/総手数	3.7290***	4.3271***	4.1051***
受け/総手数	-2.3952**	-4.1540***	-4.8127***

表 11 受けの棋士の集合から求めた平均の t 値 (先手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	0.3068	-0.9518	0.0232
受け/棋譜数	2.0093*	4.8788****	2.2669**
攻め/総手数	-0.3645	-3.0241**	-1.1884
受け/総手数	1.4093	3.4084***	1.0478

表 12 攻めの棋士の集合から求めた平均の t 値 (後手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	1.6033	5.9351****	4.7774****
受け/棋譜数	-1.7304	-1.9263*	-2.6888**
攻め/総手数	2.7727**	4.2287***	4.0959***
受け/総手数	-1.1746	-4.2920***	-4.2684***

表 13 受けの棋士の集合から求めた平均の t 値 (後手番のとき)

	勝ち	負け	全部
攻め/棋譜数	-1.2471	1.5424	0.6599
受け/棋譜数	4.9223****	3.3238***	3.7097***
攻め/総手数	-3.1545***	-0.5918	-1.8996*
受け/総手数	5.3256****	0.4749	1.6008

4.3 評価関数の機械学習

ここでは、手番の片側だけで評価関数の機械学習をするようにした Bonanza で、文献 [4] で書かれている攻めの棋士の集合の棋譜と受けの棋士の集合の棋譜を今回のマンハッタン距離を利用した選別を行わずに、それぞれの集合の棋士が指した棋譜を攻めの棋士が指した棋譜ならば攻めの棋譜として、受けの棋士が指した棋譜ならば受けの棋士として評価関数の機械学習を行った結果を紹介する。実験に使用した Bonanza は Bonanza(ver6.0) である。実験の内容は、まず片側学習の改造をしていない Bonanza で攻めの棋士の集合に含まれる棋士が指した棋譜の学習をした結果を出す。次に後手番の手のみを学習する片側学習の改造をした Bonanza で攻めの棋士の集合に含まれる棋士が後手番になっている棋譜を片側学習した結果を出す。後手番の手のみを学習する Bonanza の結果で出された評価関数のパラメータの値を初期値として、先手番の手のみを片側学習する Bonanza で攻めの棋士の集合に含まれる棋士が先手番の棋譜を片側学習した結果を出す。これらの結果から考察を示す。

まず、先手後手の片側学習の改造を行わずに、先手後手どちらの手も評価関数のパラメータに影響を与える場合に評価関数の学習を行った結果を示す。学習する棋譜として今回は攻めの棋士の集合に含まれる棋士が指した棋譜 (7090 局) を用いた結果を示す。学習した棋譜との一致率の変化と成駒 (と金, 成銀, 成香, 成桂) と同じ動きをする金の価値の変化のグラフを結果として示す。学習した棋譜との一致率は、先手後手のどちらの手の一一致率も含む。図 1 より、学

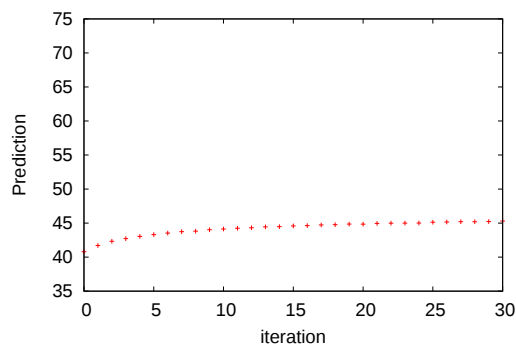


図 1 学習した棋譜との一致率の変化 (片側学習の改造をしないで学習)

習した棋譜との一致率がどんどん上がっていることがわ

かる。学習の際に先手の手も後手の手もパラメータに影響を与えているので、どちらの手の一致率もあがっていることが予想される。図 2 より、成駒のと金の価値に他の成駒

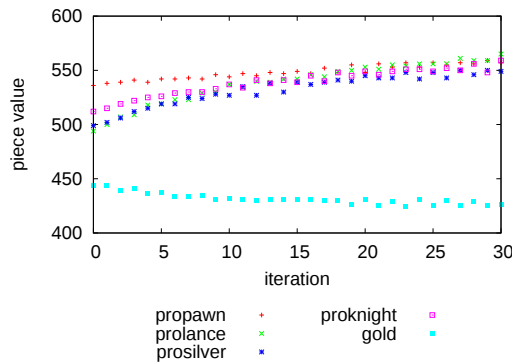


図 2 成駒と金の価値の変化 (片側学習の改造をしないで学習)

の価値が、学習回数を重ねるごとに近づいている。このことから成駒の価値をうまく学習できていないことがわかる。

次に後手番の指し手のみを片側学習するように改造した Bonanza で、後手番が攻めの棋士の集合に含まれる棋士の棋譜 (3566 局) だけで、評価関数の片側学習を行ったときの結果を示す。学習した棋譜との一致率は、先手後手のどちらの一致率も含んでいる。図 3 より、後手番の指し手の

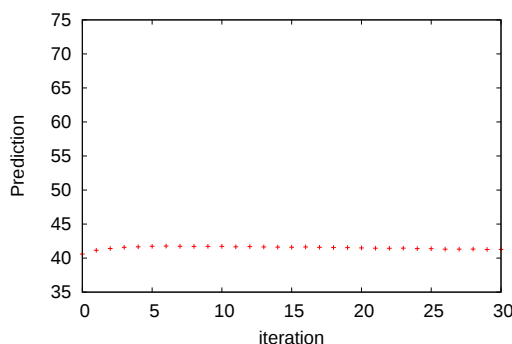


図 3 学習した棋譜との一致率の変化 (後手の手だけ片側学習)

みの片側学習を行ったときの学習した棋譜との一致率は、直線のようなグラフになった。しかし一致した指し手や一致しなくなった指し手は変化している可能性が高い。今回は先手後手両方の手を含んだときの学習した棋譜との一致率なので、学習した棋譜の先手だけの一致率と学習した棋譜の後手だけの一致率を見れば、一致率の変化を確かめられる可能性が高い。図 4 より、後手の手番の指し手のみの片側学習を行ったときでも、片側学習の改造をしなかった Bonanza で学習したとき同様に成駒の価値がうまく学習できていない。しかも改造をしていない Bonanza で学習をしたものよりも成駒の価値の変化が大きい。攻めの棋士の集合に含まれる棋士が後手番のときだけの棋譜のみなので、改造をしていない Bonanza の学習より棋譜数が少なく

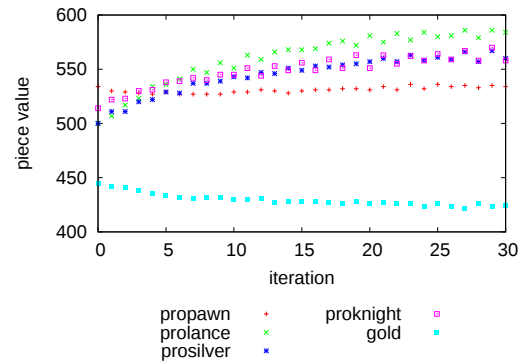


図 4 成駒と金の駒の価値の変化 (後手の手だけ片側学習)

なったことと片側学習により学習する棋譜の半分しかパラメータへ影響しないことが原因だと考えられる。

前の実験で求めたグラフ図 3、図 4 の結果である後手番の指し手のみの片側学習を学習回数 30 回で行ったときの評価関数のパラメータの値を初期値として、攻めの棋士の集合に含まれる棋士が先手番の棋譜 (3524 局) で先手番の指し手のみの片側学習を行った結果を示す。学習した棋譜との一致率は、先手後手どちらの一致率も含む。

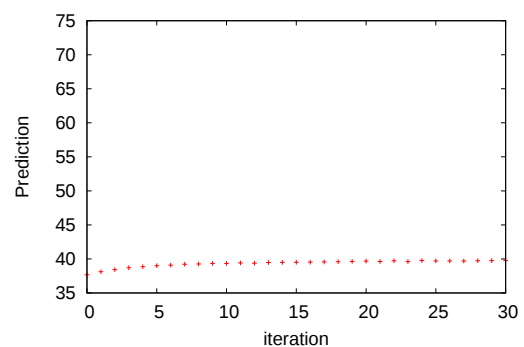


図 5 学習した棋譜との一致率の変化 (初期のパラメータに前の実験の結果を使用して先手だけの片側学習)

図 5 より、後手番の指し手のみの片側学習を行ったパラメータを初期値として、先手番の指し手のみの片側学習を行った結果は、学習した棋譜との一致率がだんだんと学習回数を重ねるごとに上がっていった。この結果の学習した棋譜との一致率は、先手後手どちらの指し手の一致率も含んでいるので、学習した棋譜の先手番だけの一致率と後手番だけの一致率を見る必要がある。後手番の指し手のみの片側学習の学習した棋譜との先手後手どちらの指し手との一致率ももとのままで、初期値として、後手番の指し手のみの片側学習で求めた結果のパラメータを利用した先手番の指し手のみ片側学習したときの学習した棋譜との先手後手どちらの指し手の一致率も上がっているため、片側学習でうまく対象となった棋士の集団の一致率をあげることができた可能性がある。図 6 に示された駒の価値は、後手番の指し手のみの片側学習を学習回数 30 回で行ったあと

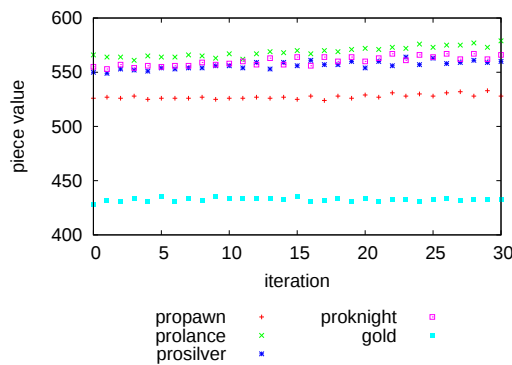


図 6 成駒と金の駒の価値の変化 (初期のパラメータに前の実験の結果を使用して先手だけの片側学習)

のものなので、他の成駒の価値がと金より下がってほしいが直線のようなグラフになってしまっている。結局成駒の価値をうまく行えていないことがわかる。

これらの結果から、駒の価値についての成駒の価値をうまく学習できていないことがわかる。今回の実験では、攻めの棋士の集合だけと棋譜数が少ないことが原因だと考えられる。また成駒の価値の変化が片側学習のときの方が大きくなってしまっているため、片側しか学習に用いないときには、より棋譜の量を増やす必要がある。しかし一致率に関しては、片側学習の効果が現れている可能性が高いので、より実験を行っていく必要がある。

5. まとめ

マンハッタン距離を用いて、攻めの棋士の違いと受けの棋士の違いを確認できるかどうかという実験では、マンハッタン距離によって、攻めの棋士と受けの棋士に違いが現れることがわかり、さらに受けの棋士に関しては、攻めの指し手と受けの指し手で受けの指し手の方が多くことがわかり、攻めの棋士と受けの棋士の区別ができることを示すことができた。また今回全体の棋士の集合から求めた平均と比較した結果では、攻めの棋士の集合と受けの棋士の集合が、攻めの棋士の集合は先手番で攻めがうまい人であり、受けの棋士の集合は後手番で受けがうまい人の集合であることが考えられる。また先手番のときの受けの棋士は負けた対局で受けの手が多く、後手番の攻めの棋士は負けた対局で攻めの手を多く指すことに関しては、不利な展開のときに自分の棋風である攻めや受けを多く指すという可能性が考えられる。確かめるために、中盤の局面で不利だと感じているということを感じ戦のログなどから抽出して、棋風が不利なときに現れやすいのかがわかる可能性がある。また、ミスをした影響で負けたときの有意差が現れているという可能性も考えられる。短時間の将棋を除いて、長時間の将棋での計測を行えば、ミスをした対局の数を減らすことができ、負けた対局での有意差が現れなくなるという今回とは違った結果になる可能性がある。

評価関数の機械学習の実験では、攻めの棋譜 7090(先手 3524 局, 後手 3566 局) 局で成駒の価値をうまく学習できていないので、片側の改造をしてもしなくても、より棋譜を増やす必要があることがわかった。また提案手法で述べた文献 [6] を元に既存の評価関数の値を保つ項を導入した文献 [7] を利用して、成駒の価値が既存の値を保ちながら特徴をうまく学習できるという効果を実現できれば、攻めまたは受けの特徴を持ちながら元々の強さを維持できるという期待がある。

今後の予定としては、今回のマンハッタン距離の結果を利用して棋譜を選別して学習を行い棋風を実現できるかどうかの確認を行う。また今回マンハッタン距離を攻めと受けの 2 分割にしか利用しなかったが、距離の差の情報も利用すればより細かい棋譜の情報を取れるので、精度を高める手段として有力である。なので、攻めと受けの選別の条件をより細かくしたら攻めと受けがどのように反映されるのかという検証も行う。

参考文献

- [1] K. Hoki, T. Kaneko: Large-Scale Optimization for Evaluation Functions with Minimax Search, JAIR, Vol. 49, pp. 527-568 (2014).
- [2] 生井智司, 伊藤毅志: 将棋における棋風を感じさせる AI の試作, 情報処理学会研究報告, Vol. 2010-GI-24, No.3, pp. 1-7 (2010).
- [3] 金子知通: コンピュータ将棋の評価関数と棋譜を教師とした機械学習, 人工知能学会誌 27(1), pp. 75-82 (2012).
- [4] 澤宣成, 伊藤毅志: 将棋における棋風を形成する要素に関する統計的分析, 情報処理学会研究報告, Vol. 2011-GI-26, No.3, pp. 1-8 (2011).
- [5] 登坂紘介, 松原仁: 将棋における棋譜データベースからの棋士の特徴抽出, 情報処理学会研究報告, Vol. 2006-GI-016, pp. 1-8 (2006).
- [6] 矢野友貴, 三輪誠, 横山大作, 近山隆: 既存評価関数のパラメータを活かした適応学習, 第 14 回ゲームプログラミングワークショップ, pp. 1-8 (2009).
- [7] 大森翔太郎, 金子知通: 将棋での少数の棋譜からの評価関数の学習における拘束条件の研究, 第 19 回ゲームプログラミングワークショップ, pp. 41-47 (2014).
- [8] 将棋の棋譜データベース <http://wiki.optus.nu/shogi/>