

将棋における特徴や平均悪手にみられる AI と人間の差

藤田 和音^{1,a)} 竹内 聖悟^{2,b)}

概要: 将棋 AI の研究発展により、将棋やチェスにおける AI の強さは人間を超えるようになり、単純な強さ以外の面について研究が進められている。人間らしい AI はその一つであり、人間が対戦して楽しいと思えるような AI を実現するため、AI 特有の不自然さを減らす試みが行われている。しかしながら、AI と人間の着手の間に、具体的にどのような差異が存在するかを調べている研究は少ない。そこで本研究では、特定の特徴を含む着手の割合や平均悪手を AI と人間について比較することで、その差異を調べることを試みた。結果としていくつかの特徴において、人間と AI の間に生じる差異を確認できた。

キーワード: 将棋, AI, 人間らしさ

Differences of Feature or Mean value loss between AI and Humans in Shogi

FUJITA KAZUTO^{1,a)} TAKEUCHI SHOGO^{2,b)}

Abstract: With the development of Shogi AI, the strength of AI in Shogi and chess has surpassed that of humans, and research is being conducted on aspects other than simple strength. Human-like AI is one of them, and attempts are being made to reduce unnaturalness inherent to AI in order to realize an AI that humans would enjoy playing against. However, few studies have examined the specific differences between AI and human moves. In this study, we attempted to investigate the differences by comparing the percentage of moves that include certain features and the average bad moves between AI and humans. As a result, we confirmed the existence of differences between humans and AI in several characteristics.

Keywords: Shogi, AI, Humanity

1. はじめに

AI の研究の発展により、様々な分野で人間を超える能力を発揮する AI がみられるようになってきている。特に将棋やチェスといったゲームでは人間を超える実力を持った AI が珍しくなくなり、現在では強さ以外に着目した研究がなされている。その研究の一つとして、人間を楽しませるような AI というものがある。これは対戦相手となる人間に合わせた強さの調整などによって、人間が対戦して楽しいと感じられるような AI を実現しようというものである。これを実現するための手法として人間らしい AI が研究されており、人間のミスを再現することや、AI 特有の不自然さを減らす試みが進められている。

本研究では、この AI 特有の不自然さに着目する。人間からみて不自然であるということは、人間と AI の着手の間に差異が存在するということである。AI 特有の特徴を発見できれば、それを軽減することによって、より人間らしい AI を目指すことができるはずである。そこで、棋譜から得られる情報をもとに、着手の傾向や得意不得意などといった差異について調査する。

2. 関連研究

人間らしい AI に関する研究として、高橋ら [1] は、将棋において人間が起こしうるミス进行分析し、人間の認知バイアスを実装した将棋 AI の作成を試みている。この研究においては、最近得た情報に重きを置いてしまう直近効果を再現するため、直前の着手座標からの距離による変動を評価関数に加えている。

また、人間の思考の流れを考慮した例も存在する。杵渕

¹ 高知工科大学大学院工学研究科

² 高知工科大学情報学群

^{a)} 275109b@gs.kochi-tech.ac.jp

^{b)} takeuchi.shogo@kochi-tech.ac.jp

ら [2] は、人間が思考する際に用いる「流れ」という概念を考慮することで、より高い精度で人間の指し手を予測する予測器の作成を行っている。評価関数と探索に「流れ」を考慮するための遷移確率関数を組み合わせることで、指し手の一致率が向上することが示されている。

小川ら [3] は、チェスにおける Maia[4] の例と同様に、人間の棋譜を学習させた AlphaZero ネットワークを利用することで、将棋においても人間との一致率を上げることができると確かめている。また、作成したモデルを基に、どのような局面を予測できればモデルの一致率・尤度を上げることができるか分析している。この局面の例として、AI が探索を行わない局面、人間の誤認識が発生した局面や手が広い局面が挙げられている。

3. 提案手法

人間にみられる要素を AI に取り込む研究や、人間の着手を予測する試みは行われているものの、具体的に何が AI と人間を分ける要素となっているのか調べている研究は少ない。先述した小川らの研究においても、AI が予測しにくい局面を調べてはいるものの、着手面にみられる差異については触れられていない。そこで本論文では、平均悪手やデータ中の出現割合を指標として、駒を取る、駒を引く、駒が遠ざかるといった特徴が現れた着手にみられる差異について調べる。

この研究における「出現割合」は、特徴それぞれの出現傾向を示すものであり、以下のように計算される。

$$(\text{出現割合}) = \frac{(\text{特定の特徴を含む着手数})}{(\text{計算に含める着手数})}$$

特定の特徴をもつ着手がどれだけ現れているかということであり、着手の傾向・嗜好を示すものである。

平均悪手は、山下の研究 [5] においてプロ棋士の実力推定に用いられたものであり、どれだけ悪手を指しているかを表す。以下のように計算される。

$$(\text{平均悪手}) = \frac{\sum((\text{着手前の評価値}) - (\text{着手後の評価値}))}{(\text{計算に含める着手数})}$$

平均悪手が大きい場合、悪手を多く指していることとなる。平均悪手が小さいほど、その特徴を含む着手が得意であると言える。

対局が進行する中で着手の傾向は変化していくことから、対局の進行度ごとに比較を行う。また、強さによって現れる差異を最小限にするため、同程度と推定される AI と人間のデータを使用する。

4. 実験

4.1 実験方法

人間と AI の棋譜から、後述する特徴が含まれるような着手について出現頻度および平均悪手を計算し比較する。

人間の棋譜は『最強の将棋データベース』 [6] および『将棋倶楽部 24 万局集: 棋譜データベース』 [7] に収録されているものを使用する。AI の棋譜は floodgate*¹ 上で 2017 年に行われた対局のうち、floodgate 上のレーティング基準が変化しない 12 月 11 日までの棋譜を用いる。調査する特徴については以下の通りである。

- 駒を取る着手
 - 駒を引く着手
 - 着手前後の座標
 - 将棋における格言を基とするもの
 - 「玉飛接近すべからず」: 玉と飛車の距離が大きくなった・小さくなった着手, および白玉と敵飛車の距離が大きくなった・小さくなった着手
 - 「攻めは飛角銀桂」: 攻め駒 (相手から見て 4 段の範囲に存在する飛車・角行・銀将・桂馬) への着手
 - 「玉の守りは金銀 3 枚」: 守り駒 (自分の玉を中心とした 5 x 5 の範囲に存在する金将・銀将) への着手
 - 「焦点の歩」: 敵の駒が利く位置に歩を指す・打つ着手
- 平均悪手は、山下の研究 [5] と同じ方法で計算する。平均悪手の計算に用いる評価値はやねうら王 v7.6.3*² を用いて算出した。計算に含める評価値の閾値については、評価値の計算に用いる AI の基準にあわせ、1000 に定めた。

使用する棋譜を同程度の強さにそろえるため、将棋倶楽部 24 におけるレーティング (以下、24 レーティングと表記) 2,300 相当とされている YSS を floodgate 上でのレーティング (以下、floodgate レーティングと表記) との換算に利用した。具体的には、YSS の floodgate レーティングをデータを使用する期間内について平均し、その平均値と他の AI の floodgate レーティングとの差分を 2,300 に加算する形で 24 レーティングに換算する。

対局の進行度は、技巧 2v2.0.2*³ で計算した値を用いる。算出される進行度は 0 から 1 の間の値として算出され、1 に近づくほど終盤であることを示す。この進行度を 0~0.33, 0.33~0.66, 0.66~1 の 3 段階に分け、それぞれを序盤、中盤、終盤として、各進行段階で出現割合や平均悪手の比較を行う。

各出現割合・平均悪手は定跡の影響と序盤のデータの取得を考慮し、20 手目以降の着手について計算する。AI と人間のデータ数の比がおおよそ 1:2 程度になることから、24 レーティングが 2,200 以上 2,400 未満のデータについて比較を行った。

4.2 実験結果

各駒の着手の出現割合は表 1 のとおりである。進行度全

*1 <http://wdoor.c.u-tokyo.ac.jp/shogi/floodgate.html>

*2 <https://github.com/mizar/YaneuraOu/releases/tag/v7.6.3>

*3 <https://github.com/gikou-official/Gikou/releases/tag/v2.0.2>

表 1: 各駒の出現割合 (%)

		歩	香車	桂馬	銀	角行	飛車	金	玉
序盤	人間	36.6	1.9	3.9	20.2	7.7	8.0	12.8	8.8
	AI	36.2	1.1	4.0	20.6	8.9	6.8	10.9	10.8
中盤	人間	34.2	2.3	7.2	15.2	12.5	14.4	8.0	2.0
	AI	33.9	1.9	7.4	15.9	12.7	12.5	8.9	3.4
終盤	人間	20.4	5.1	9.9	14.2	9.0	9.1	13.4	6.9
	AI	19.8	5.1	9.2	14.6	8.6	10.4	14.5	7.5
全体	人間	32.2	2.7	6.8	16.4	10.5	11.6	10.4	4.8
	AI	32.5	2.2	6.7	17.1	10.9	10.5	10.4	6.2

表 2: 打った着手に占める出現割合 (%)

		歩	香車	桂馬	銀	角行	飛車	金
序盤	人間	74.3	0.6	0.3	2.1	20.7	1.9	0.1
	AI	69.9	0.5	0.7	1.5	25.2	1.9	0.3
中盤	人間	54.8	4.0	6.1	8.6	17.0	7.2	2.4
	AI	54.2	3.1	5.8	9.1	21.0	3.9	2.8
終盤	人間	31.8	7.8	15.1	15.8	10.7	7.9	11.0
	AI	31.8	8.1	13.8	16.7	10.5	7.6	11.5
全体	人間	47.5	5.2	9.0	10.8	14.9	7.1	5.4
	AI	49.7	4.2	7.5	10.4	18.6	4.7	4.9

表 3: 特徴の出現割合 (人間)(%)

		攻め駒	守り駒	玉と飛車が 遠ざかる	玉と飛車が 近づく	白玉と敵飛車が 遠ざかる	白玉と敵飛車が 近づく
序盤	人間	3.6	13.4	12.5	3.9	8.1	7.6
	AI	5.8	12.6	13.0	4.2	7.4	10.1
中盤	人間	15.5	5.6	7.9	5.6	5.2	7.2
	AI	15.3	6.5	7.8	6.1	5.5	7.7
終盤	人間	17.7	8.5	3.9	3.8	2.9	4.2
	AI	17.4	8.6	5.1	5.6	4.0	5.2
全体	人間	12.7	8.3	8.4	4.8	5.5	6.8
	AI	12.7	8.7	9.0	5.5	5.8	8.1
		引く手	利きが1つある 場所への歩の着手	利きが2以上ある 場所への歩の着手	駒を取る手		
序盤	人間	8.9	18.3	3.9	8.9		
	AI	9.5	19.2	3.1	12.4		
中盤	人間	11.6	15.5	4.3	32.6		
	AI	11.8	15.0	3.9	31.7		
終盤	人間	13.0	6.9	1.9	42.8		
	AI	13.4	6.8	1.9	41.9		
全体	人間	11.1	14.6	3.7	28.0		
	AI	11.4	15.0	3.4	27.4		

体について見ると、飛車と玉については1%以上の差がみられ、これは他の駒における差と比較すると大きい。進行度全体と進行度ごとでAIと人間との大小関係が異なる駒も存在する。特に金については全体ではほとんど差がないものの、序盤は人間の方が大きく、中盤以降はAIの方が大きいと、全体と各進行度による違いがはっきり表れている。

表2は、駒を打った着手に占めるそれぞれの駒の出現割合である。着手全体の場合と比べ、玉の序盤、飛車の中盤

など、人間とAIの出現割合の大小関係が異なる駒が存在することが見て取れる。

特徴の出現割合は表3のとおりである。AIの序盤における攻め駒・駒を取る手の出現割合が人間より大きい。駒ごとの着手の出現頻度において、AIの方が玉への着手の出現割合が高かったが、その傾向は玉に関わる特徴(玉と飛車が遠ざかる・近づく、白玉と敵飛車が遠ざかる・近づく)においても変わっていないことがわかる。

表 4: 駒ごとの平均悪手

		歩	香車	桂馬	銀	角行	飛車	金	玉
序盤	人間	30.04	58.78	27.46	27.71	43.45	39.01	28.87	20.48
	AI	29.07	45.23	35.02	31.54	42.38	40.39	34.71	29.56
中盤	人間	63.47	96.33	71.95	69.58	79.06	72.45	75.16	70.90
	AI	55.79	76.99	62.65	58.53	68.42	62.04	63.45	74.74
終盤	人間	123.38	139.89	135.20	129.22	147.71	141.90	118.97	78.01
	AI	98.83	124.00	107.03	108.54	119.89	110.99	100.17	58.23
全体	人間	60.36	104.98	82.83	65.32	83.23	76.59	70.48	47.56
	AI	50.67	88.53	66.68	55.03	67.96	65.02	61.92	48.01

表 5: 特徴ごとの平均悪手

		全体	玉と飛車が 遠ざかる	玉と飛車が 近づく	白玉と敵飛車が 遠ざかる	白玉と敵飛車が 近づく	攻め駒	守り駒
序盤	人間	30.85	23.34	46.46	27.48	31.59	40.31	27.70
	AI	32.80	27.63	47.02	33.86	34.69	42.67	33.21
中盤	人間	71.08	61.07	81.33	75.70	73.56	75.50	71.84
	AI	61.33	58.60	67.96	70.92	66.49	68.69	64.60
終盤	人間	126.71	109.83	102.25	114.14	114.91	153.66	117.49
	AI	102.96	82.01	76.73	90.72	93.93	128.03	98.14
全体	人間	70.78	49.96	76.74	60.07	65.43	93.88	61.12
	AI	58.87	46.94	64.45	58.70	57.16	77.15	55.68

		成る手	駒を取る手	引く手	進む手	利きがない場所 への歩の着手	利きが1つある場所 への歩の着手	利きが2以上ある場所 への歩の着手
序盤	人間	32.84	17.62	35.52	28.60	27.59	30.16	38.08
	AI	34.96	20.65	34.49	29.98	30.95	27.04	34.00
中盤	人間	52.94	40.26	79.23	57.93	64.77	64.79	66.31
	AI	47.20	34.55	59.07	51.23	60.17	54.85	53.62
終盤	人間	89.23	70.32	120.09	96.96	127.40	144.43	146.09
	AI	79.24	61.55	90.42	76.57	110.21	102.47	106.45
全体	人間	65.51	47.18	78.92	53.22	60.89	60.20	65.88
	AI	56.15	38.75	58.45	45.86	55.26	47.30	52.48

駒ごとの平均悪手は表 4, 特徴ごとの平均悪手は表 5 の通りである。多くの駒・特徴において共通して、序盤は人間の方が平均悪手が小さく、中盤以降および進行度全体では AI の方が平均悪手が小さいという結果となった。

図 1, 図 2 は終盤における飛車の着手後の座標である。データ中に含まれる割合が大きいほど赤く、小さいほど青く示されている。人間の場合には赤い部分が敵陣奥に集中しているのに対し、AI は比較的ばらつきが大きく、自陣にも赤い部分が集中している。

5. 考察

特徴の出現割合について見ると、序盤の攻め駒・駒を取る手における AI の割合が人間より大きい。このことから、AI の方が序盤から積極的に駒をぶつけていると考えられる。

平均悪手について見ると、多くの特徴において序盤は AI が人間より大きく、中盤以降は AI が人間より小さい。平

均悪手は値が小さいほど良い手を打っていると言えることから、AI は人間と比較して中盤以降が得意であると考えられる。また、角・香車への着手や、引く手・敵からの利きがある場所への歩の着手については、序盤についても AI が人間より小さいという結果となっている。着手全体における平均悪手と比べ序盤においても人間より小さい平均悪手であることから、こうした駒や特徴における着手については、AI が特に得意とする着手であると考えられる。AI がこれらの特徴を得意とする理由として、引く手については、将棋が敵陣に向かって駒を進めることが多いゲームであり、駒を引く判断が人間にとって難しいものであるということ、利きがある場所への歩の着手については、様々な利きがある局面は複雑さが高く、人間には判断が難しいことが挙げられる。

終盤における飛車の着手後の位置を見ると、飛車の初期位置である 2 八から行・列に赤い部分が続いている。人間との着手傾向の違いのほかに、あまり駒を動かしていない

9	8	7	6	5	4	3	2	1	
1.4%	3.8%	2.9%	4.1%	3.2%	4.6%	3.3%	4.0%	1.5%	一
0.7%	2.5%	1.8%	1.8%	1.8%	1.9%	2.2%	2.5%	1.0%	二
0.2%	0.7%	0.6%	0.9%	0.9%	0.9%	0.8%	1.2%	0.2%	三
0.2%	1.0%	0.7%	1.1%	1.1%	1.1%	0.9%	1.4%	0.3%	四
0.2%	0.9%	0.8%	1.0%	1.2%	1.1%	0.8%	1.0%	0.2%	五
0.3%	0.9%	0.9%	1.4%	1.5%	1.5%	1.0%	1.1%	0.3%	六
0.2%	0.6%	0.7%	1.0%	1.2%	1.0%	0.7%	0.9%	0.2%	七
0.5%	0.9%	1.3%	1.7%	1.6%	1.7%	1.2%	1.1%	0.8%	八
0.2%	0.8%	0.9%	1.0%	1.1%	1.1%	0.9%	1.0%	0.2%	九

図 1: 終盤の飛車の着手後の位置 (人間)

9	8	7	6	5	4	3	2	1	
1.4%	3.5%	2.4%	3.3%	2.4%	2.8%	1.7%	2.5%	1.0%	一
0.5%	2.9%	1.7%	1.7%	1.6%	1.2%	1.3%	1.6%	0.6%	二
0.1%	0.5%	0.4%	0.8%	0.6%	0.7%	0.6%	1.2%	0.2%	三
0.1%	0.5%	0.5%	0.7%	0.7%	0.8%	0.8%	1.8%	0.3%	四
0.1%	0.7%	0.6%	0.9%	0.8%	0.9%	0.8%	1.4%	0.4%	五
0.2%	0.7%	0.9%	1.3%	1.2%	1.3%	1.0%	1.7%	0.6%	六
0.2%	0.6%	0.8%	1.5%	1.1%	1.1%	0.9%	2.0%	0.5%	七
0.6%	1.5%	2.5%	3.0%	2.7%	3.0%	2.3%	2.6%	1.9%	八
0.3%	0.6%	1.2%	1.5%	1.4%	1.7%	1.4%	1.8%	0.5%	九

図 2: 終盤の飛車の着手後の位置 (AI)

段階から終盤に入っている棋譜の割合が人間より多いという可能性も考えられる。進行度と合わせて手数についても考慮に入れる必要があるかもしれない。

6. まとめと今後の課題

本研究では、AI と人間の着手の間にみられる差異について調査するため、特定の駒への着手や特定の特徴を含む着手について平均悪手や出現割合を計算し、比較した。結果として飛車や玉への着手や、駒を引くといった特徴において、人間と AI の間に差異が存在することが分かった。しかしながら、差異が生じた理由の考察が不十分な点が存在する。また、既存研究や格言などから比較に活用できそうな特徴が他にも存在する。

今後は関連研究でも言及されている「流れ」をはじめとした考慮する特徴の追加や、平均悪手の値ごとの着手の傾向を見る、機械学習による分類を活用するなどして、研究を進めていきたい。また、発見できた差異を実際に AI に活用する方法も考えていきたい。

参考文献

- [1] 高橋翔太, 松原仁. 認知バイアスを用いた「ミスをする」AI の設計. ゲームプログラミングワークショップ 2021 論文集, pp. 98–101, October 2021.
- [2] 杵渕哲彦, 伊藤毅志. 流れを考慮した将棋における人間の指し手との一致率向上手法. 情報処理学会論文誌, 第 58 巻, pp. 1549–1554, September 2017.
- [3] 小川竜欣, シュエ ジュウシュエン, 池田心. 着手予測モデルが予測しづらい局面の考察・分類と確信度を利用した一致率の向上. ゲームプログラミングワークショップ 2022 論文集, pp. 180–186, November 2022.

- [4] Reid McIlroy-Young, Siddhartha Sen, Jon M. Kleinberg, and Ashton Anderson. Aligning superhuman ai with human behavior: Chess as a model system. In *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2020.
- [5] 山下宏. 将棋名人のレーティングと棋譜分析. ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集, pp. 9–16, October 2014.
- [6] 久米宏. 最強の将棋データベース. 成甲書房, 2004.
- [7] 久米宏. 将棋倶楽部 24 万局集: 棋譜データベース. ナイタイ出版, 2002.