

同棋力帯の人間とAIの差異の平均悪手による分析

1275109 藤田 和音 【ゲーム情報学研究室】

Analysis of Differences Between Humans and AI at the Same Skill Level Using Average Loss

1275109 Fujita Kazuto 【Game Informatics Lab.】

1 はじめに

将棋 AI に関する研究の進歩によって、人間より高い能力を持つ将棋 AI が作られるようになり、強さ以外の面での研究が行われるようになっていく。その一つとして、人間らしい将棋 AI について研究が進められている。これは人間から見て自然な着手を行い、人間が対戦相手として楽しめる AI を目指すものである。

AI に特有の性質を発見し、それを考慮することができれば、より人間らしい AI を実現することが可能である。そこで本研究では、人間と AI にみられる差異を着手にみられる特徴ごとに調査し、それをを用いて人間の着手の予測を試みる。

2 関連研究

山下 [1] は、プロ棋士の棋力を比較する指標として「平均悪手」を用いている。これは着手により評価が下がった場合の評価差を詰めや定跡の影響を取り除いて平均したものである。平均悪手の数値が小さいほど悪手が少なく、上手く着手できていると言える。この論文では、プロ棋士の elo レーティングが平均悪手で推定可能であることが述べられている。

3 提案手法

先述した山下の研究より、平均悪手はレーティング、つまり強さを示すものである。この平均悪手を、着手位置や駒の種類、進行度といった特定の特徴を含む着手に限定して計算することで、AI や人間が比較的得意とする特徴が発見できるはずである。すなわち、ある特徴における平均悪手が比較対象より小さいのであれば、その特徴を含む着手については比較対象より得意であると言える。この特徴ごとに計算した平均悪手について、同程度の棋力を持つと推定される人間と AI について比較する。

4 レーティング基準での比較

人間の対局プラットフォームである将棋倶楽部 24 と AI が対戦を行うサーバである floodgate におけるレーティングを基に、同程度の棋力を持つと推定される人間と AI について比較する。floodgate におけるレーティング (以下、floodgateR) を将棋倶楽部 24 におけるレー

ティング (以下、24R) に換算するために、floodgate 上に存在する YSS を基準としてレーティングの換算を行う。具体的には、YSS の 24R が 2300 相当であることから、YSS の floodgateR と換算したい AI の floodgateR の差分を 2300 に加えたものを換算レーティングとした。24R が 2200~2400 である群について、特徴ごとに比較した平均悪手を比較した。

4.1 結果

表 1 24R が 2200~2400 である人間・AI の平均悪手 (抜粋)

		全体	進む手	引く手	攻め駒
序盤	人間	83.30	75.64	86.65	109.41
	AI	82.79	81.30	80.09	104.53
中盤	人間	162.02	154.10	161.10	172.77
	AI	140.90	139.15	131.32	156.13
終盤	人間	292.97	280.85	278.02	322.21
	AI	261.36	249.63	248.28	286.27
全進行度	人間	156.97	141.00	163.19	200.36
	AI	135.87	127.90	133.38	170.33

結果は表 1 の通りである。序盤に人間の方が平均悪手が小さい特徴も存在するものの、多くの特徴と進行度で AI の方が平均悪手が小さいという結果となった。

4.2 考察

換算レーティングにおいては強さが同程度であると推定されるにもかかわらず、多くの特徴において AI の方が平均悪手が小さくなっている。24R と floodgateR のスケールの差などの要因により、単純なレーティング換算では、同じレーティング帯であっても強さに差が生じてしまっていると考えられる。また、将棋倶楽部 24 と違い、floodgate においては実力が離れたプレイヤー同士の対局が行われる場合も多い。これらの点を考慮して、次の実験を行う。

5 平均悪手基準の比較

平均悪手を用いて、同程度の強さと考えられる AI と人間を比較する。各レーティング群の大きさを 200、レー

	300-500 : 1630-1830				1900-2100 : 1870-2070				2560-2760 : 2120-2320			
	全体	序盤	中盤	終盤	全体	序盤	中盤	終盤	全体	序盤	中盤	終盤
全体	0.12	-6.13	4.90	44.31	0.16	-13.60	2.05	2.02	0.06	-6.88	1.40	1.36
合法手>=80	60.27	61.73	64.71	48.14	21.91	-3.37	12.01	0.26	10.80	-1.03	8.58	-1.64
着手前位置の敵玉との距離<√8	31.42	-14.79	-2.96	-2.94	32.83	-5.26	-20.77	3.57	10.86	-57.40	-1.31	-2.37
着手後位置の敵玉との距離<√8	69.21	23.36	53.10	42.32	24.90	-30.15	-5.29	-3.57	8.98	-25.29	-4.37	4.51
玉への着手	-78.62	-40.72	-92.77	-7.70	-40.16	-41.99	-13.72	-17.35	-1.39	-21.45	-9.75	24.94

図1 平均悪手を基準とした同棋力の人間とAIの平均悪手の差(人間-AI)(抜粋)

表2 比較するレーティング帯と平均悪手

人間 レーティング	平均悪手	AI レーティング	平均悪手
300-500	208.4045	1630-1830	208.2813
1900-2100	165.1845	1870-2070	165.0202
2560-2760	150.6486	2120-2320	150.5907

ティング群同士の間隔を10としてより細かい間隔で平均悪手の計算を行い、平均悪手が同程度であるような群同士について特徴ごとの平均悪手の比較を行う。平均悪手の計算は同じ群に含まれるプレイヤー同士の対局に限定する。これにより、実力差による平均悪手の減少・増加を抑制する。比較する対象となるレーティング帯と、その全着手・全進行度での平均悪手を表3に示す。

5.1 結果

図1は人間の平均悪手からAIの平均悪手を引いた差を特徴と進行度ごとに示したものである。差の大きさはプレイヤーが強くなるにつれ減少する傾向にある。また、序盤は人間の、終盤はAIの平均悪手が小さいという傾向も多くみられる。玉への着手については、ほとんどの場合に人間の方が小さい結果となった。

5.2 考察

合法手数による平均悪手の差から、選択肢が多く存在する状況での着手はAIの方がうまく着手できていることがわかる。これは人間より多くの盤面を計算することのできるAIの性質に一致する。序盤と終盤の平均悪手の傾向についても、終盤に詰みを見逃しにくいAIの性質に一致していると言える。強さに関わらず共通する点として、敵玉の近くでの着手はAIの平均悪手の方が小さいという点が挙げられる。詰みを見逃しにくいという性質によるものと考えられるが、進行度ごとに見た場合には人間の方が平均悪手が小さい場合も存在する。玉への着手においてはAIの平均悪手が大きく、かつ大きな差がついている。この点について明確な理由を考察できていないが、既知のAIの性質にとどまらない差異であると言える。

総じて、人間とAIの間にみられる差異を発見することができたが、それらの差異が生じる理由については不明確な部分も多い。

6 平均悪手の算出結果を利用した予測

算出された人間とAIの平均悪手を考慮し着手を選択することで、着手の予測精度の向上を目指す。「人間とAIの平均悪手」と、「評価値の算出に用いたAIが提示する最善手と次善手(あるいはそれ以下の着手)の評価差」の差分を計算し、人間の平均悪手との差分がAIの平均悪手より小さかった着手を選ぶ。複数の特徴が含まれる着手である場合、各特徴における平均悪手との差分を計算し、合計値を比較する。AIが提示する着手が複数存在する場合、差分が最小の着手を選択する。

6.1 結果・考察

表3 予測手数と予測結果

予測手数	通常	差分による予測
次善手まで	0.427	0.371
4つ目の予測手まで	0.417	0.318

予測手数に関わらず予測精度が落ちており、また算出数の増加による予測精度の低下も大きくなるという結果となった。予測対象は強いAIと比較して弱い手を打つ傾向にある人間であるが、予測において本来悪手が発生しないタイミングでも悪手を選択してしまっている場合があると推測される。悪手を打つ可能性の高い状況の考慮や、評価が上がるような着手をした際の評価の増加(平均好手)[1]の考慮などが必要であると考えられる。

7 まとめ

本研究では、人間らしいAIの実現のために、人間とAIの差異を平均悪手という観点から調査した。結果として、平均悪手の差にAI特有の性質との一致が見られたほか、玉への着手における差異といった特徴を得られた。算出した平均悪手の利用については有用な効果を得ることができておらず、今後の課題であると言える。

参考文献

[1] 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.