

機械学習を用いた棋力の調整方法の提案と認知科学的評価

仲道隆史[†] 伊藤毅志[†]

概要:将棋 AI の棋力を自然に弱く調整する事を目的として,アマチュアプレイヤーの棋譜を用いて評価関数の機械学習を行う手法を提案する.提案手法によって評価関数を調整する事で,同程度の探索空間を利用する既存手法の将棋 AI と比較して有意に弱い将棋 AI が生成された.また,提案手法と既存手法によって同程度に弱くした将棋 AI の自然さを熟達者に主観的評価させるとともに,棋譜中から感じる人間らしさについて分析を行った.

1. はじめに

将棋 AI は,2012 年 1 月に第 1 回電王戦において,引退棋士とはいえ元名人の米長邦雄永世棋聖に勝利し,2013 年に行われた第 2 回電王戦では,プロ棋士 5 人と対戦し,3 勝 1 敗 1 分と勝ち越した.これらの結果から,近年の将棋 AI は人間のトップレベルに近づいていると言って良いだろう.

十分に強くなった将棋 AI は,アマチュア将棋プレイヤーにとってはすでに強すぎる存在となっており,強さだけではなく,人間の対戦相手として為になったり,対戦して楽しいものであったりといった付加価値が求められるようになってくるだろう.

本研究では,人間が楽しく対局できるような将棋 AI の方向性について検討する.コンピュータとの対戦で興味をそがれてしまう一つの要因として,人間の感覚では考えにくい手が現れてしまうという点が挙げられる.ここでは,人間らしく適度に弱い将棋 AI を実現する手法として機械学習を用いた棋力の調整法を提案する.

また,強さとは別の要素として求められる「人間らしさ」という指標について,その構成要素や出所の分析を試みる.提案手法と既存手法によって同程度に弱くした将棋 AI の人間らしさを熟達者に主観的評価させ,棋譜に見られる人間らしさ,AI らしさを感じさせる要素の分析を行うと共に,人間らしさを備えた将棋 AI の実現方法について検討する.

2. 関連研究

2.1 対戦相手の強さと楽しさ

対局の楽しさを構成する要素として,対局相手の強さを考えることができる.李らの作成した評価特徴によるプレイヤーレベルに合わせるゲーム AI など,リバーシのような思考ゲームで AI を弱くする試みが行われている[1].

山下らの行った研究では,競争相手の能力の違いによる競争時の被験者の心理状態への影響を検証している[2].被験者アンケートによって,競争相手が対等である時に課題への集中が高まり,楽しいと感じやすいことが示唆された.この実験で与えられた課題は計算問題の早解きであるが,競争相手が弱い場合には退屈,強い場合には焦りによって深い集中が得られないという指摘は,対人競技において考慮すべき事項である.

当研究では対戦相手となるプレイヤーと同程度に弱い将棋 AI を作成することで,一般のアマチュアプレイヤーが楽しんで対局出来る将棋 AI の作成を目指すことにした.

2.2 機械学習による評価関数の調整

近年の将棋 AI は評価関数の機械学習によって正確な局面評価を獲得した.将棋 AI をより強くするため,評価関数の学習方法については現在も研究が行われおり,金子らの研究では,学習元となる棋譜集合を複数用意して AI の作成・比較を行った[3].プロ棋士の棋譜,対局サーバ floodgate の上位 AI の棋譜,アマチュアの棋譜のそれぞれから 1 万局ずつランダムに抽出して学習を行った.対局結果より強い AI を作成するためにはプロ棋士の棋譜を用いることが重要と示され,アマチュアプレイヤーの棋譜集合を学習元として利用した場合には,他の棋譜と比較して弱い

[†] 電気通信大学大学院 情報理工学専攻 情報・通信工学専攻

AI が作成される事となった。

当研究では教師データとして、アマチュアプレイヤーの棋譜から目的とする強さのプレイヤーのものを選別して利用する。

2.3 機械学習によるエンターテインメント性

機械学習を用いてエンターテインメント性の実現を図った研究には、Bonanza Method を用いた手法がある。生井らの作成した棋風を反映した将棋 AI では、特定のプロ棋士の中終盤の受けや玉に関する特徴的な指し手を、Bonanza Method による評価関数の模倣と、序盤データベースの模倣によって、棋風の模倣を行った[4]。プロ棋士の棋譜から学習を行う際に模倣対象のプロ棋士の指し手を高く評価する事で、特定のプロ棋士を模倣する評価関数を作成できる事が示された。

当研究では Bonanza Method により、特定のレベルのアマチュア層のプレイヤーの棋譜から評価関数を作成する。アマチュアプレイヤーの特徴を模倣した評価関数が生成する事が期待される。

3. 実験条件

3.1 Bonanza

提案手法では、Bonanza6.0 を基本の AI として用いる[5]。Bonanza は 2006 年の第 16 回世界コンピュータ選手権で優勝した将棋 AI であり、現在オープンソースとして公開されている。Bonanza にて用いられた Bonanza Method は棋譜データから膨大な特徴要素を持つ評価関数を自動調整する手法として成功を収め、それ以後のコンピュータ将棋選手権で上位を争う主要な将棋 AI は、同様の自動学習によって評価関数の調整を行っている。

3.2 Bonanza Method

Bonanza Method は、教師データの棋譜とゲーム木探索の結果を一致するよう、静的評価関数のパラメータを最急降下法で最適化する[6]。Bonanza で用いられる評価関数には、1 万を超える膨大な要素を持つ特徴ベクトルが利用されており、Bonanza Method によって調整される。Bonanza Method では次の目的関数を最小化する。

$$l(P, v) = \sum_{m=1}^M T[\xi(p_m, v) - \xi(p_{m=0}, v)]$$

$$J(P_0, P_1, \dots, P_{N-1}, v) = \sum_{i=0}^{N-1} l(P_i, v) + \lambda[M_1(v) - M_0] +$$

$$wM_2(v)$$

ただし、関数 $l(P, v)$ は棋譜と探索結果の評価値の違いの度合い、関数 $\xi(p_m, v)$ を探索結果の評価値、 $T(x)$ を評価値の差を棋譜の指し手との一致度に交換するシグモイド関数とする。

また、 v は静的評価関数の L 次元ベクトル、 p_m は局面 P

を合法手 m で進めた局面、 M は局面 P における合法手の数、 λ をラグランジュ未定乗数、 w を駒割の割合を占めるペナルティー、棋譜中で実際に指された手を $m=0$ とする。

3.3 対局場

将棋倶楽部 24 は日本将棋連盟の運営する、将棋プレイヤー同士が対局できるウェブサイトである。当研究では将棋倶楽部 24 で対局された棋譜を学習の教師データとして利用した[7]。

また、将棋 AI のための対局場として、2008 年より floodgate が運営されている。Floodgate はコンピュータ将棋の作成者が自由に参加することのできる自動対戦サーバであり、24 時間休みなく対局が行われている。当研究では、作成した将棋 AI の強さの目安をつけるために利用した。

3.4 レーティング

対局場を利用するユーザ同士のマッチングを行う際に、強さの指標を用いることで同程度のユーザとの対局を実現することができる。よく利用される強さの指標にレーティングが挙げられ、将棋倶楽部 24、floodgate でも採用されている。レーティングの算出には、あらかじめ参加者にレート R と呼ばれる数値を与え、対局の勝ち負けによってレートを増減させる。対局を繰り返すことで、強いユーザほどレートが大きくなる。将棋倶楽部 24 では、次の計算式によってレートを求める。

$$\text{新}R = \text{旧}R + \frac{(\text{相手}R - \text{旧}R) \pm 400}{25}$$

この計算式に基づいてレートを求めた場合、期待勝率 W_e はレート差 dr を用いて $W_e = 0.5 + 0.00125dr$ と表される。また、Floodgate では gps_normal の将棋倶楽部 24 の換算予想レーティング 2150 を固定として算出しており、将棋倶楽部 24 での目安とすることができる。

4. 提案手法

4.1 方法

提案手法では、弱い将棋 AI を作成することを目的として評価関数の自動調整を行った。評価関数を弱いプレイヤーの指し手を出現しやすくするように調整することで、将棋 AI を弱くするために行われる探索空間の削減を低減でき、水平線効果の抑制や、弱いアマチュアプレイヤー特有の指し手が出現しやすくなる事が期待される。

また、提案手法では利用するアマチュアプレイヤーの棋譜集合を、棋力を元に選別する。特定の棋力の層のプレイヤー集合の棋譜から学習を行い、目標の強さのプレイヤーを模倣するほか、段階的な強さの複数の将棋 AI の実現を目指す。

4.2 強さの調整

R1300、R800 の強さを目標として調整を行った。教師データには、R1200-R1499 (級位 3 級相当) と R700-R999 (級位

8 級相当)のふたつの棋譜集合を、将棋倶楽部 24 万局集からそれぞれ 30000 局を用意した。

用意した棋譜集合で学習を行ったのち、作成したふたつの将棋 AI のレートを出した。floodgate に標準の評価関数を用いた Bonanza を登録し、100 戦程度対局を行わせてレーティングを算出し、将棋 AI の強さの目安とした。対局は基本深さ 5 で探索を行い、ハッシュサイズは 100MB とした。定跡は Bonanza6.0 付属のものを、長さは制限せず利用した。対局を行わせた結果、R1984 と算出され、これと R1300、R800 の棋譜から評価関数を作成した将棋 AI を用いて同条件で自己対戦を行った結果、順に R1688、R1617 と算出された。

次に学習元の棋譜集合と同程度の強さに調整するため、探索空間の削減を行った。表 1 学習に利用した棋譜と AI の強さに示すように、標準の評価関数を利用する将棋 AI と比較し、同じ強さに調整するためには 1 つ深く探索しなければならぬ程度に弱くなった。このことから、調整された評価関数を用いた将棋 AI は弱くなっており、探索空間を余分に消費していると考えられる。

また、R1300 と R800 の将棋 AI では大きな棋力の差は生じなかった。浅い探索での弱い将棋 AI の実現においては、評価関数と比較して探索深さの方が、強さにより影響を与えていると考えられる。

表 1 学習に利用した棋譜と AI の強さ

探索深さ	将棋 AI の評価関数		
	標準	R1300	R800
d5	1984	1688.089	1617.021
d4	1740.134	1403.645	1415.622
d3	1442.292	1084.277	1057.335
d2	1159.435	885.7265	795.214
d1	823.5299	509.0416	-

5. 棋譜の主観評価実験

実験用 Web ページを用意し、制限時間は設けずに棋譜の閲覧・評価を行わせた。被験者には先手・後手が人間かコンピュータかわからない棋譜を閲覧してもらい、その先手がコンピュータか人間かを 5 段階評価で答えさせた。また、被験者によって人間らしいと感じる基準が異なると考えられるため、事前アンケート・事後アンケートを行った。評価時には「70 手目は弱気な人間が良く指す手で、実に人間らしい」のような形式で回答時に理由を記述してもらうことで、人間と評価した基準を調査した。

5.1 実験条件

5.1.1 評価対象の AI

評価対象となるコンピュータの棋譜を生成するために、

3 種類の将棋 AI を用意した。3 つの将棋 AI はそれぞれ異なる評価関数を用いており、その上で R1300 の同程度の強さとなるように自己対戦を行って深さを調整した。既存手法と提案手法の将棋 AI は、floodgate によって計算した深さ 6 の各評価関数の将棋 AI との自己対戦によってそれぞれ深さ 3、深さ 4 とした。また、深さ 3 の既存手法の将棋 AI と勝率が 5 分近くになる、乱数によって弱くした将棋 AI を用意した。この将棋 AI は Bonanza6.0 を元に、評価関数に標準偏差 1000 で正規分布する乱数に加え、基本探索深さ 6 で探索を行っている。

5.1.2 評価対象の棋譜

評価対象の棋譜は互いに R1300 程度のプレイヤー同士の対局のものを用意した。将棋 AI の棋譜は同じ将棋 AI 同士の自己対戦によって作成し、人間の棋譜は将棋倶楽部 24 の R1200-R1499 のプレイヤー同士の棋譜から選ぶこととし、全部で 20 の棋譜を用意した。内訳は表 2 問題番号と棋譜集合の対応表の通り、提案手法の将棋 AI の棋譜を 5 つ、乱数を加えた将棋 AI の棋譜を 5 つ、探索空間のみを削減した将棋 AI の棋譜を 5 つ、人間の棋譜を 5 つである。なお、当実験においては評価関数による指し手の違いを評価してもらうために、定跡による棋譜の選別を行った。将棋 AI の棋譜は定跡長を 10 に削減した将棋 AI と 20 に削減した将棋 AI を用意し、自己対戦において生成された棋譜の中から、現在は利用されていない定跡は除いた。人間の棋譜においては、一般的な定跡から逸脱した対局を除いた。また、評価関数の学習という手法を利用する上で問題となる、教師データの少ない入玉模様の棋譜についても除外した。

表 2 問題番号と棋譜集合の対応表

問題番号	棋譜集合の内容
1-5	評価関数を弱くした提案手法の将棋 AI
6-10	乱数によって弱くした将棋 AI
11-15	深さのみを調整した既存手法の将棋 AI
16-20	人間

5.1.3 被験者について

本実験では、大学将棋部の学生 6 名と、日本将棋連盟所属のプロ棋士 5 名に主観的な評価を依頼した。棋譜を閲覧して指し手を理解できる棋力が必要であり、募集時には将棋倶楽部でのレートにて 1300 程度のプレイヤーの棋譜を閲覧して頂く旨を伝えた。参加した学生 6 名はいずれも将棋倶楽部 24 のレートで 2000 を超えており、棋譜を閲覧して

評価するのに十分な棋力を持つと考えられる。

5.2 実験手順

棋譜の主観評価実験は、次の手順で行った。

1. 20の棋譜の順序をランダムに並べ替える
2. 実験の説明ページを読ませる
3. 事前アンケートを記入させる
4. 棋譜をひとつ閲覧して、5段階評価と理由を記入させる
5. 全ての棋譜を評価するまで4を繰り返す
6. 事後アンケートを記入させる

事前アンケート、棋譜の評価、事後アンケートの3つの評価ステップの設定を次に掲載する。

5.2.1 事前アンケート

事前アンケートでは、次の項目について記入させた。

- 将棋倶楽部24のレートなど、あなたの強さの指標をご入力ください
- あなたの考える人間らしさとはなんですか
- これから棋譜を評価して頂きますが、どんなことに注目しようと考えますか
- 今までにコンピュータと対局して、不自然に感じた経験はありますか。ありましたら詳しくお聞かせください

5.2.2 棋譜の評価

制限時間は設けずに棋譜を閲覧してもらい、「先手は人間の棋譜だと思いますか？コンピュータの棋譜だと思いますか？」という設問により、5段階で棋譜の人間らしさを評価させた。なお、回答は次の5つから選ばせた。

- 人間の棋譜
- どちらかと言えば人間
- どちらとも言えない
- どちらかと言えばコンピュータ
- コンピュータの棋譜

また、人間の棋譜については、自分が過去に指した棋譜や観戦していた棋譜が含まれる可能性もあるため、「この棋譜に見覚えはありますか？」という設問を設け、該当する棋譜は除くこととした。なお、この設問に該当する棋譜は存在しなかったため、全ての棋譜が評価対象である。

5.2.3 事後アンケート

事後アンケートでは、次の項目を記入させた。

- あなたの考える人間らしさについて、実験前と考えは変わりましたか
- どんな場面で人間だと判断しましたか
- どんな場面でコンピュータだと判断しましたか
- 実験を通して思った事を自由にお書きください

5.3 実験結果と分析・考察

5.3.1 プロ棋士とアマチュアの平均得点の比較

プロ棋士とアマチュアがそれぞれの棋譜集合を評価した平均得点を、エラー! 参照元が見つかりません。に示す。また、被験者ごとの平均得点は付録A.1に載せた。

エラー! 参照元が見つかりません。

プロ棋士は既存手法・乱数手法の2種類の将棋AIの平均が'どちらかという人間'の2に近く、人間の棋譜は'どちらでもない'の3よりやや上、提案手法はその中間ほどと、将棋AIについてすべて3を下回る結果となった。アマチュアは乱数手法の将棋AI以外で平均値3を上回り、人間の棋譜についてはほぼ4の'どちらかという人間'に近いと回答した。

既存、提案手法の平均点が3を上回るアマチュアと比較して、どちらも3を下回る回答をしたプロ棋士は、的確に将棋AIと判別できていると考えられる。しかし、人間の棋譜についてもアマチュアはプロ棋士よりも高い点数をつけており、アマチュアの方が実験において棋譜から人間らしさを見出していたと考えられる。

5.3.2 棋譜集合ごとの主観評価結果

棋譜集合ごとにみると、乱数を用いた将棋AIはプロ棋士、アマチュア共に将棋AIと識別された。既存手法、提案手法の将棋AIは、アマチュアにとって人間と区別できていないが、プロ棋士にとってはこの二つも将棋AIと判断できている。人間の棋譜はアマチュア・プロ棋士共にどちらかと言えば人間と判断している。

この結果から、乱数によって棋力を下げる手法は、自然に弱くするという目的の上では、不適切だと言える。

プロ棋士は既存手法、提案手法共に将棋AIと判断している事と、人間の棋譜であっても平均が4を超えていない事については、次項にて回答理由から分析を行う。

5.3.3 回答理由の分類と出現回数

事前・事後アンケートと回答理由から人間らしさ、AIらしさを判別する理由を分類し、人間と判断するための基準と、人間が将棋AIか判断するための共通の基準の二つに大別した。前者は「ミスをしているか」「不自然な手が無いか」「感情が感じられるか」が含まれ、後者には「流れが自然か否か」「強さが一貫しているか否か」「人間らしい、AIらしい指し手か」「終盤が人間らしい・AIらしいか」が含まれている。それぞれの具体的な回答例は末尾の付録A.2に載せた。

アンケートの回答理由の出現回数を集計した結果が表3、表4である。AIらしさはAIらしい指し手によって、人間らしさは人間らしい指し手とS全体を通して自然であることによって判断される事が最も多かった。

表 3 各棋譜集合の AI らしいと判断した理由の言及人数

	流れ	強さ	AI 手	終盤
提案	5	3	21	7
乱数	6	7	28	4
既存	5	6	26	5
人間	4	4	12	1

S

表 4 各棋譜集合の人間らしいと判断した理由の言及人数

	流れ	強さ	人間手	終盤	ミス	自然	感情
提案	1	0	9	0	4	11	1
乱数	2	2	4	1	1	4	1
既存	2	0	4	2	2	11	2
人間	12	0	10	6	5	10	1

5.3.4 アマチュアとプロ棋士の指し手に対する評価の違い

アマチュアは3以上人間らしい評価をつけるが、プロ棋士は3未満の AI らしい評価をつけるような、プロ棋士とアマチュアで評価が逆転している棋譜が見られた。反対にプロ棋士が人間らしいと評価するがアマチュアは AI らしいと評価したものは無く、アマチュアの方がより人間らしいと評価する傾向があると考えられる。

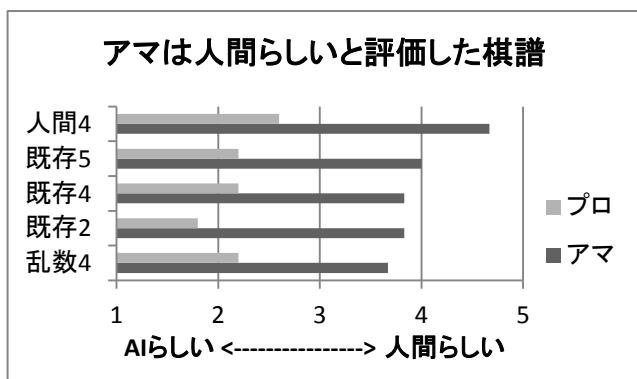


図 1 アマチュアのみが人間らしいとした棋譜の平均得点の比較

これらの5つの棋譜のうち人間の棋譜4番、既存手法の棋譜5,4番の3つにて、プロ棋士が指摘する悪手にアマチュアが言及せず、自然、人間らしいと記述していた。このうち既存手法の2番では、同じ指し手に対して、人間らしい、AIらしいという回答が得られた。また、これら5つやアマチュア・プロ棋士間で点差のある棋譜の回答の共通点として、アマチュアでは「逆転」「うっかり」「ミス」と記述する被験者が居る一方で、一部のアマチュアやプロ棋士の多くは特定の指し手を悪手と指摘していた。

ここで AI らしさ、人間らしさの言及回数をアマチュアとプロ棋士ごとにそれぞれ集計し、結果を表 5, 6 に示す。

セルの左の数字がアマチュアの言及回数、右側の数字がプロ棋士の言及回数である。

表より、AI らしい指し手についての言及数は、プロ棋士の方が多くことが分かる。ある指し手を悪手と判断できるかは棋力に依り、棋力の高いほどより多く悪手を見つけ、低い点数をつける可能性があると考えられる。

表 5 アマチュア/プロ棋士が AI らしいと判断した理由

	流れ-	強さ-	AI 手	終盤-
提案手法	2/3	2/1	9/13	2/5
乱数手法	3/3	3/4	14/14	2/2
既存手法	4/1	3/3	7/19	1/4
人間	2/2	3/1	1/11	1/0

表 6 アマチュア/プロ棋士が人間らしいと判断した理由

	流れ	強さ	人間手	終盤	ミス	自然	感情
提案	1/0	0/0	8/1	0/0	3/1	5/6	0/1
乱数	2/0	2/0	3/1	0/1	1/0	1/3	1/0
既存	1/1	0/0	2/2	1/1	2/0	6/5	2/0
人間	6/6	0/0	5/5	6/0	5/0	2/8	1/0

5.3.5 対局者のモデルと人間らしさ

前節の通り、棋譜を判断した結果や悪手を識別できるかは被験者によって異なっているが、事前・事後アンケートでの判断基準については、表 7 被験者の考える人間らしさにおける一貫性への言及のように、共通の内容が多く回答された。被験者 A-F はアマチュア、a-e はプロ棋士である。

また、被験者 a にインタビューを行い、コンピュータらしさ、あるいは人間らしさを感じる要因は何かを尋ねたところ、「なんでそういう手をやったのか分からない」という事をキーとして、悪手の中でも、狙いや理由が想像できるものならば人間らしいという回答が得られた。

これらの回答より、被験者は棋譜における特徴的な指し手が存在した場合に、被験者の考える対局者のモデルが指し得るものであれば人間らしさを、指し得ないものと判断すれば AI らしさを感じると考えられる。また、前項のアマチュアのように棋譜中に明確な悪手を発見できなかった場合には、一貫性の無さによる AI らしさを感じないと考えられる。

棋力の差によってミスの許容度合が異なる事や、同じ指し手を人間らしいと評価するか AI らしいと評価するか分かれる事についても、被験者ごとに各自の経験から対局者のモデルを想定しているとすれば、十分に考えられる。

表 7 被験者の考える人間らしさにおける一貫性への言及

被験者	事前アンケート (あなたの考える人間らしさはなんですか)
A	指し手に一貫性がある.
c	手の善悪に関係なく、指し手の意味が一貫していること.
	事後アンケート(あなたの考える人間らしさについて、実験前と考えは変わりましたか)
D	一貫性のある手、というのがカギになってくると感じた.
E	序中終盤を通して強さが極端に変わらないのも、人間らしさと感じた.
b	個々の指し手もそうだが、全体から受ける印象から、人間らしいかどうかを判断するようになった.
e	一貫性、というのも人間らしさなのかというように思いました.

6. おわりに

本研究では、R1300 と R800 周辺のアマチュアプレイヤーの棋譜を用いて評価関数の機械学習を行い、深さひとつ分の探索空間の削減に相当する棋力の調整を行った。このとき、R1300, R800 の棋譜をそれぞれ用いて機械学習をおこなっても、棋力に大きな差は生じなかった。

R1300 の棋譜の人間らしさを主観評価させたところ、既存手法・提案手法共にアマチュアでは人間らしい・AIらしいに偏った評価はつかず、プロ棋士はどちらも AIらしいと評価した。

主観評価実験での事前・事後アンケートと回答理由から、人間と将棋 AI を判別する基準を分類した。この分類において AIらしい指し手が有る、人間らしい指し手が有る、不自然な手が無い、の項目の出現数が多く、人間らしさを判断する上での主な基準となっていると考えられる。なお、人間らしい指し手についての言及は、提案手法 AI にて多く行われた。

棋譜ごとにプロ棋士、アマチュアの評価の差異を分析したところ、アマチュアが人間らしいと評価するが、プロ棋士は AIらしいと評価する棋譜が 20 中 5 存在した。これらの中では逆転やミスなどの要素が含まれ、プロ棋士は悪手を指摘して AIらしいと判断していた。

事前・事後アンケートやインタビューから、悪手の理由や指し手の一貫性などが存在する時に、人間らしいと感じるとの回答が得られた。棋力の差によってミスの許容度合が異なる事や同じ指し手でも異なる判断が行われるなどから、人間らしいと感じるためには、観測者の持つ対局者のモデルを元に、指し手の一貫性や妥当性を検討していると

考えられる。

今後の展望として人間らしさを感じさせる将棋 AI を発展させるには、観測者のモデルを考え、観測者が悪手と考える手を指さない、同程度以上の棋力の将棋 AI として設計することが先ずは考えられる。また、悪手であっても観測者の想定する対局者の指し得る手であれば構わないため、観測者の棋力のプレイヤーの棋譜から学習させることが考えられる。これについては、現在の R1300 の棋譜を R1300 周辺のアマチュアプレイヤーや、指導将棋に熟達するプロ棋士に評価を依頼して検討したい。

また、駒損を避ける、意図を持って指すなどの一般的な将棋プレイヤーの特性を分析することで、悪手を人間らしい、AIらしいに分類する事ができると考えられる。

参考文献

- [1] 李 咏謙, Reijer Grimbergen. 評価特徴によるプレイヤーレベルに合わせるゲーム AI, 第 17 回 ゲーム・プログラミング ワークショップ 2012 pp.134-136, 2012
- [2] 山下翼, 大久保雅史. 競争相手の違いが作業者に及ぼす影響. 情報処理学会全国大会講演論文集, pp. 261-263, 2011.
- [3] 金子知適. 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. 社会法人人工知能学会, 人工知能学会誌 27(1). pp. 75-82, 2012.
- [4] 生井智司, 伊藤毅志. 将棋における棋風を反映したコンピュータ将棋, 第六回エンターテインメントと認知科学シンポジウム, pp. 24-27, 2012.
- [5] 保木邦仁. Bonanza - The Computer Shogi Program. Bonanza - The Computer Shogi Program. (引用日: 2013 年 6 月 2 日.) http://www.geocities.jp/bonanza_shogi/.
- [6] 保木邦仁. 局面評価の学習を目指した探索結果の最適制御. The 11th Game Programming Workshop in Japan 2006, 2006.
- [7] 久米宏(将棋倶楽部 24 席主). 将棋倶楽部 24 万局集. ナイタイ出版(近代将棋), 2002.

付録

付録 A.1 主観評価実験結果

表 8 アマチュアによる主観評価結果

	A	B	C	D	E	F	平均
提案	2.6	3.8	2.6	3.4	3.2	3.4	3.17
乱数	2.6	2.6	3	2.2	2.2	1.8	2.4
既存	3.8	3.8	3.4	3.4	3.8	2	3.37
人間	3.8	4.2	3.4	3.4	3.8	4.2	3.8
平均	3.2	3.6	3.1	3.1	3.25	2.85	3.18

表 9 プロ棋士による主観評価結果

	a	b	c	d	e	平均
提案	2.4	4.2	1.2	2.2	2.6	2.52
乱数	1.2	2.6	1.8	1.8	2.8	2.04
既存	1.8	3.2	1.4	2.6	1.4	2.08
人間	4	3.8	1.8	3.2	3.6	3.28
平均	2.35	3.45	1.55	2.45	2.6	2.48

付録 A.2 指し手の分類例

□ 流れに沿った手

相手の指し手への受け方や、大局的な流れが見られるかを人間か AI かの判断基準とする回答。

「40 手目 85 桂に銀を逃げなかったこと、48 手目 66 歩に同金と相手したこと、83 成銀を取られたところに、人間らしい印象を持ちました。」

(被験者 B, 問題 13)

「63 手目 4 五同桂は今までの受けの流れから外れるため人間らしくない。」

(被験者 A, 問題 10)

□ 強さの一貫性

序盤・中盤の弱さと比較し、終盤の寄せや詰め方が強すぎるとして AI と判断する回答。

「意味のない一人千日手で角を移動させてばかりの割に、最終盤だけ寄せがスマートすぎる」

(被験者 C, 問題 9)

□ 感情

自玉が危険に曝されることへの恐怖など、人間の感情が読み取ることができるため、人間らしいと判断できるという回答。

「127 手目では 6 四桂から詰むでしょう。コンピュータは即詰みを逃さないだろうし玉を守る人間らしい弱気な手」

(被験者 A, 問題 18)

□ 投了、終盤の粘り、寄せ

投了のタイミングを後延ばしにするような指し手や、鋭い

寄せ方やその逆から AI や人間と判断する回答。

「87 手目の最後の竜切りがヤケな感じがするのでコンピュータっぽい悪あがきという印象。」

(被験者 F 問題 5)

□ ミス

人間特有のミスを理由に人間と判断する回答。

「全体的に強いが、終盤龍取られたのは明らかな見落とし。」

(被験者 E, 問題 19)

□ 不自然な点が無い

不自然なところが無いため、人間と判断する回答。

「指し手に不自然な手がほとんどなかった。あるとしたら 49 手目の 56 歩だが、55 金と出られたくないという精神状態だったら、候補に上がらないわけでもない気もする。」

(被験者 D, 問題 1)

□ 人間らしい指し手

指し手の戦術的な狙いや意図を感じられるなど、指し手から人間と判断する回答。

「指し手の狙い筋がはっきりしていて人間らしさを感じる。不自然な手が見当たらなかった。」

(被験者 G, 問題 1)

「仕掛け前の 5 五歩のような落ち着いた手は人間らしい手だと思った」

(被験者 E, 問題 1)

□ AI らしい指し手

狙いの分からない指し手や人間の感覚から離れた指し手など、指し手から AI と判断する回答

「43 手目の 62 歩は狙いがわからなく、すごく不自然に感じた。銀取りなのにそれは無視しにくいと思うし、無視するとしてももう少し効果的な手を探したくなると思う。」

(被験者 D, 問題 7)