

修 士 論 文 の 和 文 要 旨

研究科・専攻	大学院情報理工学研究科 情報・通信工学専攻 博士前期課程		
氏 名	仲道 隆史	学籍番号	1331078
論 文 題 目	対戦して自然な将棋 AI の研究 - ユーザの棋力に動的に合わせるシステム		
要 旨			
<p>思考ゲームの研究では、強い AI を作ることを目的とした研究が主流であったが、様々なゲームでトッププレイヤーを上回るパフォーマンスを示すようになってきて、対戦して楽しいという方向性のゲーム AI の研究が注目されている。これらの研究では人間から見たゲーム AI の不自然さの解消を課題とし、人間的な振る舞いをゲーム AI に実装することが試みられている。</p> <p>本論文では思考ゲームの将棋を題材に不自然さの原因について考察し、観測者の棋力によって不自然に感じる手が変化することを棋譜の評価実験から示した。この結果から、不自然さの知覚は棋力の差によって生じるのではないかという仮説を立て、「ユーザと同程度の悪手を指す」「勝敗の確定が遅いシーソーゲームを演出する」という二つを実現する将棋 AI の作成を行い、この AI を多くのプレイヤーに利用し、評価してもらうことでこの仮説の検証を試みた。</p> <p>実装した将棋 AI は、現局面の候補手の中から最も評価値が 0 に近い手を着手として選択するアルゴリズムを採用した。形勢が均衡している評価値 0 の状態を継続する事で悪手を咎めず拮抗した勝負が続くことを目指した。AI 同士の自己対戦実験によって提案手法導入前後での AI の振る舞いを比較した結果、本来は勝率 99%を上回る弱い AI に対して勝率を 5 割程度に抑えられたこと、互いに悪手を指しあうなどの評価値の乱高下が観測され、2 つの目標に有効なアルゴリズムであることを確認した。</p> <p>また、この将棋 AI をインターネット対局場の bot として公開し、自由に対局してもらい、アンケートによる評価を行った。対局結果からレーティング 1200 以上の対局相手に対して勝率 5 割以上の成績を残すことができおり、アンケートの主観評価から負け越したユーザであってもシーソーゲームが演出できていること、同程度の棋力と感じていれば楽しいと評価していることが確認された。</p> <p>しかし、一方で不自然さの抑制という点では新たな課題も見つかった。ユーザが自分の能力において本来指さない悪手をヒューマンエラーによって指した場合に、着手した直後に</p>			

自分のその手を悪手だと気付く．このとき，これを咎めない将棋 AI の振る舞いが「必然手を指さない」不自然さとして回答されていた．この不自然さを解消するには，その着手がヒューマンエラーであるか判定して咎めるかを決定することや，咎めない着手の中でヒューマンエラーと感じさせる手を選ぶなど，将棋 AI にヒューマンエラーを生成・判定させる取り組みが必要になる．

電気通信大学大学院情報理工学研究科

平成 26 年度 修士論文

対戦して自然な将棋 AI の研究 - ユーザの棋力に動的に合わせるシステム

電気通信大学大学院 情報理工学研究科

情報・通信工学専攻

コンピュータサイエンスコース

学 籍 番 号 1331078

氏 名 仲道 隆史

主任指導教員 伊藤 毅志 助教

指導教員 小林 聡 教授

提出年月日 2015/03/05

目次

第 1 章	序論	- 4 -
第 2 章	ゲームにおける不自然さ	- 6 -
2.1	ゲーム AI に人間らしさを実現させる試み	- 6 -
2.2	コンピュータ将棋に自然に手加減をさせる試み	- 7 -
2.3	熟達度が人間らしさ知覚に与える影響	- 8 -
2.3.1	アマチュアの知識・特徴を模倣する AI	- 8 -
2.3.2	プロ棋士・アマチュアによる人間らしさの評価実験	- 9 -
2.3.3	結果	- 11 -
2.3.4	考察	- 16 -
第 3 章	動的に棋力を調整する AI	- 18 -
3.1	関連研究	- 18 -
3.1.1	プレイヤに合わせて強さを調整する AI	- 18 -
3.1.2	形勢を調整する AI	- 19 -
3.2	提案手法・形勢を動的に調整する AI	- 19 -
3.2.1	零接待アルゴリズム	- 19 -
3.2.2	実装	- 21 -
3.3	AI の自己対戦による予備実験結果	- 21 -
3.3.1	方法	- 21 -
3.3.2	結果	- 22 -
3.3.3	考察	- 23 -
3.4	人間との対局実験	- 23 -
3.4.1	目的	- 23 -
3.4.2	実験用システム	- 23 -
3.4.3	アンケート	- 24 -
3.4.4	レーティングの換算	- 24 -
第 4 章	結果	- 26 -
4.1	集計データの概形	- 26 -
4.2	アンケートによる主観評価	- 28 -
4.2.1	強さの評価	- 28 -
4.2.2	楽しさの評価	- 30 -
4.2.3	人間らしさへの言及（不自然な着手について）	- 33 -

第 5 章	考察	- 37 -
5.1	棋力の動的調整と対局への動機づけ	- 37 -
5.2	棋力の動的調整が不自然さに与えた影響	- 38 -
第 6 章	結論	- 40 -

第1章 序論

1949年に発表されたシャノンの「チェスをするコンピュータのプログラミング」以来、強いゲーム AI を作成する為の研究が盛んに行われてきた。人間の棋譜や自己対戦結果からの評価関数の機械学習、数十手先の盤面まで先読みさせるためのゲーム木の枝刈り方策、詰み探索といったソフトウェア面だけでなく、ハードウェアの性能向上とそれを活かす疎・密結合による探索アルゴリズムなど、ゲーム AI はコンピュータサイエンスと影響を与え合いながら進歩してきた。チェッカーやチェスなどの思考ゲームにおいては人間のトッププロに勝利を収めており、将棋でも 2013 年の第二回将棋電王戦で現役のプロ棋士 5 名に 3 勝 1 敗 1 分と勝ち越し、対局の勝敗数を元にプロ棋士・コンピュータのレーティングを推定した結果から、コンピュータ将棋はほとんど人間のトップの強さになったと言われている[小谷 2014]。

ゲームを解く・及びプロに打ち勝つためのゲーム AI の研究が行われ成果を挙げてきたが、近年はアマチュアプレイヤーの対戦相手としてのゲーム AI についての研究が注目されている。この研究ではゲーム AI の振る舞いから現れる不自然さ・機械らしさの解消を課題としており、人間が操作しているような自然な振る舞いをゲーム AI に実装することを試みている。

これまでに BotPrize¹, Platformers AI Competition², 囲碁 (9 路) チューリングテスト大会³ といった複数のゲームで AI の人間らしさを競う大会が行われてきたが、これらの大会では評価者の熟達度や AI の強さについてレギュレーションに記載が無く、大会の結果としても公開されていない。池田による囲碁・将棋の不自然さについての調査では、弱い相手に対して手加減する時に不自然さが感じられやすく、強いプログラムの着手は人間と区別が付きにくくなると指摘している[池田 2013]。実際にアマチュアに求められているゲーム AI は対戦相手として適度に弱くしたものであることを考えても、AI や評価者の能力を考慮した上での自然さの評価や議論が必要である。そこで本研究では、ユーザの棋力に動的に合わせるシステムを作成し、対局して自然な将棋 AI の実現を目指す。

本論文では、まず第 2 章でゲーム AI や関連分野における不自然さを概観したのち、実験によって評価者と評価対象の棋力の差による人間らしさ評価への影響を検証する。第 3 章ではユーザに棋力を合わせる関連手法の課題を踏まえ、ユーザに合わせて動的に棋力を調整する将棋システムを提案し、AI 同士での対局実験によってその挙動の妥当性を評価する。第 4 章では作成した将棋システムの評価実験の結果をまとめ、第 5 章ではその結果を元に、棋力を調整できているか、棋力の調整が対局の楽しさどのような影響を与えたか、棋力の

¹ BotPrize 2014, <http://human-machine.unizar.es/?q=retecog/home>

² Platformer AI Competition 2013, PLATFORMER AI COMPETITION<<http://platformersai.com/>>

³ 囲碁 (9 路) チューリングテスト大会, 2011 JAIST Cup ゲームアルゴリズム大会 @ 品川, <http://www.jaist.ac.jp/jaistcup2011/9x9_details.html>

調整で改善できなかった不自然さがあるか，について考察を行う．最後の第 6 章では得られた知見を述べる．

第2章 ゲームにおける不自然さ

2.1 ゲーム AI に人間らしさを実現させる試み

ゲーム AI の研究において人間らしさという用語は、NPC の作成・評価を行う際の一指標として利用される。FPS⁴において人間らしさを感じさせる AI との対戦時にゲームの体験がより楽しくなることを実験から示した研究など、AI から感じる人間らしさとゲームの楽しさとの関係が指摘されている[Soni 2008]。対戦して楽しいゲーム AI の需要の増加とともに人間らしさが注目されており、FPS, platformer (ジャンプなどの動作を基本とするアクションゲームのジャンル)、囲碁などにおいて AI の人間らしさを競う大会が行われるなど、AI の人間らしさの実現を求める研究は近年盛んに行われている。また同様の文脈において自然さや信憑性(believability, キャラクタやその操作者が本当に生きていると感じられること)といった用語も利用されているがここでは操作者が人間だと感じられるという意味で同様の用語としてまとめて扱う。

人間らしさを持ったゲーム AI の実現においては、各開発者の想定した人間らしい振る舞いの作りこみや、人間プレイヤーのプレイログからの学習が主に行われている。例えば前者には Livingstone による PAR(Plan, Act, React)が含まれる[Livingstone 2006]。これはプレイングにおける戦略性(Plan)や反応の遅延(Act)が人間らしさを感じさせるという Laird and Duchi による実験結果や、周囲への適応や行動の変化(React)などが必要という Wetzel による指摘をまとめたものであり、人間らしい AI を作成する上での指針となっている[John 2000][Wetzel 2004]。また、Polceanu らは BotPrize での判定員によるコメントから、人間らしい振る舞いとして達成すべき要素を表 2-1 のように挙げ、2008 年から 2012 年までの受賞プログラムの特徴を評価した[Polceanu 2013]。人間プレイヤーのプレイログを用いた手法の例としては、2012 年に行われた FPS の人間らしさを競う大会である BotPrize で大きな成功を収めた手法がある。この大会で初めて AI が人間だと判定される割合が人間の平均である 41.4%を超え、二つの AI の判定率が 50%を超えたが、この成果を収めた UT² と MirrorBot の二つの AI は、人間のプレイデータを利用するという共通の手法を利用していた。UT² は人間の操作するキャラクタの位置と相互作用を含む動作のプレイログをトレースすることで、MirrorBot は現在プレイしている人間の振る舞いを模倣することで人間らしさを実現した[Karpov 2012][Polceanu 2013]。

人間らしさの主観評価という結果からボトムアップ的に生じたこれらの方法に加え、近年は人間と同じような振る舞いがどのようにして生じるのかについてのトップダウン的な研究も行われている。「身体的な制約」や「生き延びるために必要な制約」を加えた機械学習によって人間らしい振る舞いを自動獲得させた藤井らの研究や、ゲームの設計に織り込

⁴ FPS: First Person Shooting と呼ばれる一人称視点のシューティングゲームのジャンル

表 2-1 出典 : [Polceanu2013]

TABLE1 MECHANISMS TO ACHIEVE BELIEVABLE BEHAVIOR

Label	Mechanism
A	casual stops during gameplay
B	dodging skill when engaged
C	evasion when in disadvantage
D	hiding ability to trick enemy
E	hold grudge on enemy (focus on one enemy)
F	imitation (offline, from recordings)
G	imitation (in real-time)
H	judging ability
I	long-term memory (places/events)
J	limited firing accuracy
K	resource gathering based on needs
L	situation awareness (observe players' actions)
M	smooth trajectory of movement
N	target chasing
O	weapon choice depending on context

まれた人間の認知能力的に不可避なヒューマンエラーを分類した伊藤らの研究である[藤井 2013][伊藤 2014]. これらの研究では人間らしい振る舞いが生じるメカニズムに着目し, 人間と似た行動を AI に行わせることで, AI に人間らしさを持たせようとしている.

2.2 コンピュータ将棋に自然に手加減をさせる試み

コンピュータ将棋はこれまで強い AI を作成する事を目的として研究されてきた. 2013 年に行われた第二回将棋電王戦では現役のプロ棋士 5 名に 3 勝 1 敗 1 分と勝ち越したことや, 対局の勝敗数をもとにプロ棋士・コンピュータのレーティングを推定した結果から, コンピュータ将棋はほとんど人間のトップの強さになったと言われている[小谷 2014]. 強さが十分になってきた近年では, アマチュアプレイヤーの熟達支援のためのモチベーション向上など, 楽しませる AI の需要から商業・研究ともに楽しませるための技術開発が行われている[池田 2013].

池田は楽しませる AI の要素技術として“不自然さ”の抑制を取り上げている. 強い AI は人間との区別が付きにくい一方で初級者中級者に合わせた AI は人間ではまず着手しないような手を選ぶとし, 囲碁・将棋における AI による不自然な着手として次表の 4 つの着手を挙げた[JAIST 杯 2011][池田 2013]. コンピュータ将棋における不自然さは, 手加減をさせる際に特に出現する重要な指摘である.

表 2-2 池田による不自然な着手とその例

着手の種類	将棋の例
形が悪い手	駒の自殺, 取れる駒を取らない
流れにそぐわない手	そっぽの着手
明らかに損をする手	詰みの見逃し
高度すぎる手	実は良い手だが, 下手では理解できない手

池田は楽しませる AI の要素技術として、手加減して負ける際のゲームの進行についても考察を行っている。上述のような手加減のための着手の不自然さとは別に、図 2-1 のようにいくつかの手加減のパターンを示し、無慈悲な勝ちや無抵抗な負けを避け、プレイヤーに試練やチャンスを与えたシーソーゲームの結果「自分の力で勝った」という効力感を持たせることが望ましいとした。またゲームの進行に伴う試合結果の情報量の推移のモデル化と評価を行った飯田は、「洗練されたゲームはほとんど差の無い者同士が対戦した時にシーソーゲームになる性質を持つ」と指摘している[飯田 2004]。

池田は AI に手加減させる方策を静的・動的の 2 つに分類している。前者は探索量削減や一位の手から一定の悪い手を選択する事や詰めルーチンの使用制限など、AI の強さを段階的に前もって弱くする方法が含まれ、後者は勝率に基づいて形勢をシーソーゲームにするように悪い手を選択する方法が含まれる[池田 2012]。プレイヤーと同程度に弱い人間との対局を模倣し、自然なゲームを実現するためにも、動的な手加減によって同レベルの人間同士で起きるシーソーゲームを演出することが必要であるだろう。

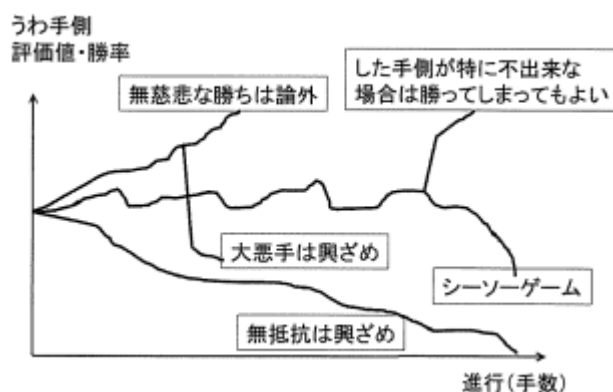


図 2-1 いくつかの手加減パターン, 出典：[池田 2013]図 4

将棋 AI においては難しい局面では思考に時間を費やすことや、プレイヤーの長考後には AI にも 5-10 秒考えさせるといったことが行われている[池田 2013]。前節で紹介した人間らしさの要素 PAR(Plan, Act, React)の Act における、FPS の bot の反応時間が信憑性の知覚に影響を与えるという John の実験結果に一見似ている。しかし将棋では同時着手性によるリアルタイム性が無いことや、駒を動かすことしかプレイヤーの操作として行うことができない。相手の知覚や操作の遅れ・揺らぎに対する身体的な人間らしさではなく、相手の読みや戦略を想定する心的な人間らしさを実現させる手法として捉える事が妥当である。

2.3 熟達度が人間らしさ知覚に与える影響

2.3.1 アマチュアの知識・特徴を模倣する AI

池田の分類した不自然な着手の“高度すぎる手”が出現する原因に、コンピュータ将棋が利用している高精度な評価関数が挙げられる。現在のコンピュータ将棋の実力を支える技術のひとつに、熟達者の棋譜を教師データとした評価関数の機械学習がある。この手法

はプロ棋士の棋譜と同じ手をゲーム木探索によって選ぶように数万以上のパラメータを持つ評価関数の最適化を行う機械学習を行うものであり、2006年に世界コンピュータ将棋選手権で優勝した Bonanza で導入されたのち、標準化している[保木 2006]。前節で述べたように弱い AI を作成するには一般的に探索空間の抑制が行われるが、探索後の局面を評価する関数は、強い AI と同じものが利用される。探索空間の抑制は、読み抜けや見落としといった悪手を指す弱さを実現できるが、評価関数が変わらなければ駒の位置関係や局面の良し悪しといった形勢判断はプロ棋士の棋譜に一致するほど高度なものである。この方法で弱いアマチュアプレイヤーに強さを合わせるためには、この高度な形勢判断が害されるほど浅く探索させることとなり、先読みの能力と形勢判断がアンバランスな強さの AI になってしまう。

評価関数の機械学習については AI を強くするための重要なテーマとしてその後も研究が続けられており、機械学習に利用するデータと作成される AI の強さの関係についても研究が行われている。金子らはプロ棋士・コンピュータ将棋向け対局サーバ floodgate の上位 AI の棋譜、アマチュアの棋譜のそれぞれ 1 万局を学習させた 3 つの AI を作成し、対局実験で強さを比較した[金子 2012]。この実験によってプロ棋士の棋譜を学習した AI が最も強く、アマチュアの棋譜を学習した AI が最も弱くなることが示された。筆者は卒業研究にて、金子らの実験より弱いアマチュアの棋譜を教師データとして弱い AI を作成し、プロ棋士の棋譜と比較してどの程度弱くなるか、探索空間の抑制のみで弱くした AI と評価関数も弱くした AI で作成される棋譜に統計的な違いがあるか、また人間らしさの主観評価に違いがあるかの検討を行った。この実験ではアマチュアプレイヤーの棋譜の強さによって作成される AI がより弱くなることが確認されたが、この手法による人間らしさの有意な向上は見られなかった[仲道 2013]。

この実験では手法の有効性は示すことが出来なかったが、人間らしさの評価を比較した結果、プロ棋士はアマチュアと比較して深さのみで弱くした既存の AI に対して厳しい評価をしており、“プロ棋士はアマチュアよりも AI であると判断する能力があり、アマチュア・プロ棋士で判断基準が異なる”という仮説が立てられた。これまでの研究では、人間らしさの知覚における個人差は着目されてこなかったが、もしプレイヤーの熟練度によって人間らしさの知覚が変わるのであれば、本研究で目標とする自然に手加減を行う将棋 AI は、対象とするユーザに応じた人間らしい自然な振る舞いを選択しなければならない。そこで本研究ではまず、人間・AI の判断を行う際の理由についての自由記述を分析し、人間らしさ・AI らしさを知覚させる振る舞いの要素の抽出と、アマチュア・プロ棋士間でのこれらの判断基準の比較を行い、人間らしい。

2.3.2 プロ棋士・アマチュアによる人間らしさの評価実験

目的

人間らしさ・AI らしさを知覚させる振る舞いの要素の抽出と、アマチュア・プロ棋士間でのこれらの判断基準の比較を行うこと。

利用する棋譜と AI

将棋倶楽部でのレートにて 1300(アマチュア 3 級相当)程度の棋力のプレイヤ同士の対局 20 局の棋譜を用意した。内訳は下表の通り、3 つの AI と人間の棋譜をそれぞれ同数の 5 局ずつ用意している。

表 2-3 評価実験に用意した棋譜の内容

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 AI
6-10	乱数によって弱くした AI
11-15	深さのみを調整した既存手法の AI
16-20	人間

これら 3 つの AI は、それぞれの方法で弱くした上でレーティングが 1300 に近くなるように深さを調整している。表 2-44 で示す通り、深さのみを調整した AI は深さ 3, 評価関数を R1300 の棋譜を元に学習させた AI は深さ 4, 評価関数に乱数を加えた AI は、深さ 6 となった。なおレーティングの算出は将棋倶楽部 24 レーティングと互換できるものとして floodgate サーバを利用し、このサーバでレーティングを算出した深さ 5 で探索を行う Bonanza との自己対戦によって求めた。算出には将棋倶楽部 24 で利用される、次の計算式を利用した。また、この計算式に基づいてレーティングを求めた場合、期待勝率 W_e はレーティング差 dr を用いて $W_e = 0.5 + 0.00125dr$ と表される。

$$\text{新}R = \text{旧}R + \frac{(\text{相手}R - \text{旧}R) \pm 400}{25} \quad (1)$$

表 2-4 bonanza の探索深さとレーティングの対応

探索深さ	レーティング
d5	1984
d4	1740.134
d3	1442.292
d2	1159.435
d1	823.5299

実験手順

以下の手順と末尾の付録に載せたアンケートに則り、棋譜の評価を行わせる実験を行った。事前アンケートでは棋力やコンピュータとの対局経験や着目点などの実験参加者の立場について、評価時の自由回答や事後アンケートでは実験中の判断基準について記述させた。

1. 評価対象である 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. 図 2-2 の web ページで棋譜をひとつ閲覧し，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

実験参加者

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るため，将棋倶楽部でのレートにて 1300 (アマチュア 3 級相当) 程度のプレイヤーの棋譜を閲覧して頂く旨を募集前に伝えた．参加して頂く学生 6 名はいずれも将棋倶楽部 24 のレートで 2000 を超える有段者であり，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．

棋譜1番

フラ盤Single 8 0.80

▽後手

▲先手

手数: 01.csa 消費時間 0秒

先手: あなた 後手: 激指~全戦型 四段

CSA 形式棋譜ファイル created by 激指

直観として、先手は人間らしいですか？

☐ 非常に ☐ 少しは ☐ どちらとも言えない

☐ あまり ☐ まったく

この棋譜に見覚えはありますか？

☐ はい ☐ いいえ

この対局についてご自由に感想をお書きください

結果を提出して次の棋譜を評価する

次に進む

図 2-2 評価用 web ページ

2.3.3 結果

人間らしさ評価の概観

プロ・アマに 20 の棋譜を評価させた結果が，図 2-43，図 2-4 である．前者は 20 の棋譜を評価した結果で，各種の棋譜 5 つごとの人間らしさの平均を表す．乱数で弱くした AI の棋譜が最も AI らしく，人間の棋譜が最も人間らしいと評価されていた．

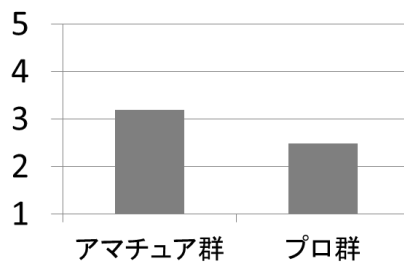


図 2-3 アマチュアとプロ棋士による人間らしさのへ評価平均

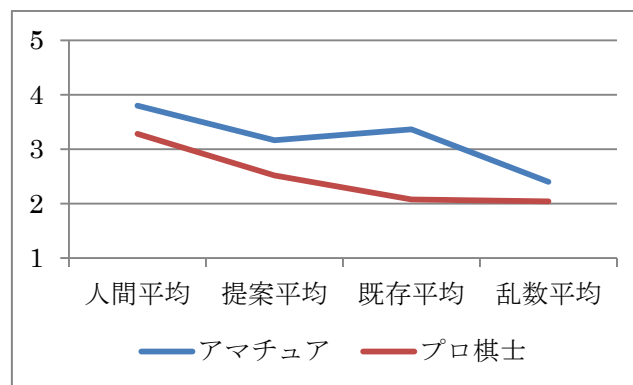


図 2-4 アマ・プロごとの人間らしさの評価

アマ・プロによる人間らしさ評価の違い

実験参加者のそれぞれの評価は末尾の付録に載せた。棋譜ごとの評価を見てみると、図 2-5 のようにアマチュアとプロ棋士の評価が逆転している棋譜が存在した。このようにアマチュアのみが人間らしいとした棋譜は存在したが、逆にプロ棋士のみが人間らしいと評価した棋譜は無かった。

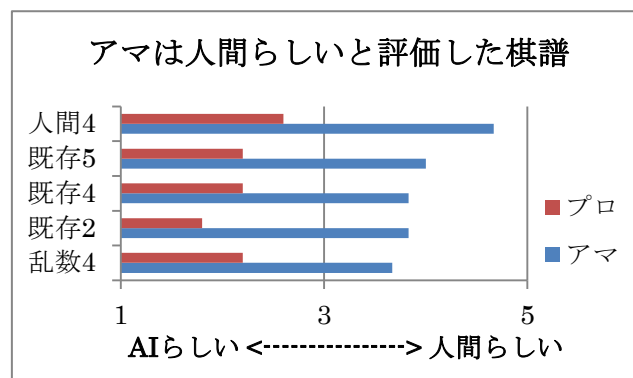


図 2-5 アマチュアは人間らしいと評価した棋譜

アマチュアプレイヤーのみが人間らしいとした棋譜の例を以下に挙げる。

既存 AI の棋譜 5 番では図 2-6 の局面が焦点となった. この局面での△2 四歩⁵に対して, プロ棋士は「▲2 四歩が致命的な悪手」「▲2 四歩は人間の棋力に関係なく指せない手」「自然に駒損を回避できるのに攻めあう手で不自然」「明らかに人間では指さない」と 5 人中 4 人が指摘している. 一方でアマチュアプレイヤーは 6 人全員がこの着手に触れず, そのうち 5 人が人間らしいと評価した.

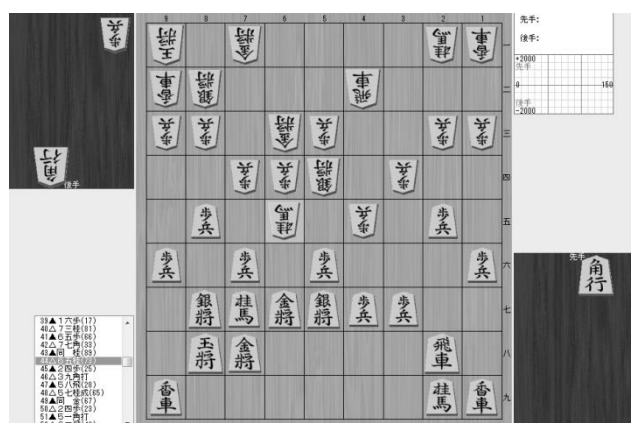


図 2-6 既存の AI の棋譜 5 番. ▲6 五桂を指した局面

人間の棋譜 4 番では図 2-7 の局面での△3 五龍が焦点となった. アマチュアが「うっかり」「どう見てもクリックミス」「明らかな見落とし」とミスと判断するか言及しなかったのに対し, プロ棋士は「考えられない手. 人間は指さない」「人間はなかなか指せない」「指しづらい手」「▲3 五竜の一手を除けば、人間らしい指し手が続いた」と, ミスの余地は挟まずに人間は指さない手とした.

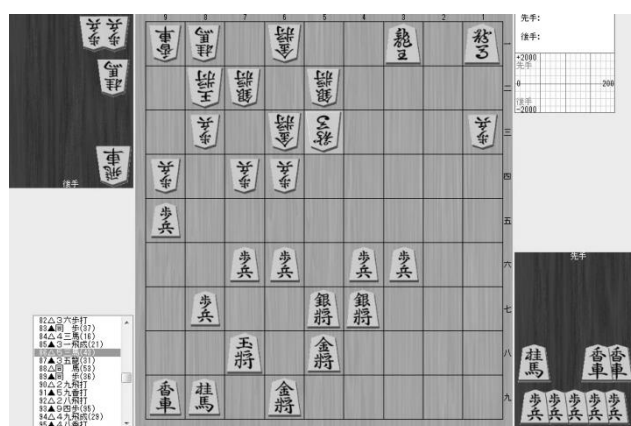


図 2-7 人間の棋譜 4 番.▲5 三馬を指した局面

⁵ 将棋の着手の記法. 先手の手ならば△, 後手の手ならば▲で表し, ギリシャ数字で筋 (右からの列番号) を, 漢数字で段 (上からの行番号) を表す事で, 駒の行先を記述する.

指し手の分類と出現頻度

自由回答である事前・事後アンケートと設問の回答理由から、人間らしさ・AIらしさを判別する理由を表 2-5 のように分類した。なお指し手の分類の実際の回答例は末尾に添付した。

表 2-5 評価理由の分類

判別理由	概要
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
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。
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。
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
ミス	人間特有のミスを理由に人間と判断する回答。
不自然な点が無い	不自然なところが無いと判断するため、人間と判断する回答
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
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

回答理由の出現数の割合をアマ・プロごとに集計した結果が、図 2-8、図 2-9 である。アマ・プロ共に AI らしい指し手を見つけた事が回答理由で最も多く出現し、プロ棋士では半数近くに上っていた。人間らしい指し手があったという回答理由は、アマチュアでは 2 番目に多く出現したが、プロ棋士では 6 番目と差が出た。またミスがあったという回答理由は、アマチュアでは 10%の出現割合だったが、プロ棋士では 1%のみとほとんど見られなかった。

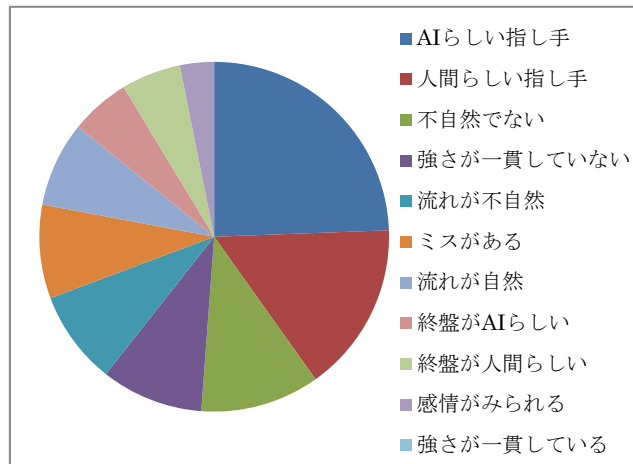


図 2-8 アマチュアプレイヤーの評価理由

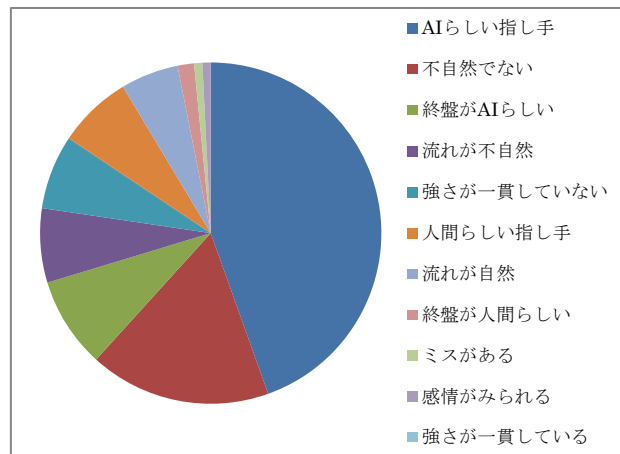


図 2-9 プロ棋士の評価理由

人間らしさの判断基準

事前・事後アンケートにおいて、実験参加者が考える人間らしさが何かについて 2 度聞いている。この質問の結果、表 2-6 のように半数の実験参加者が一貫性を人間らしさの要素として挙げている。そのうち 4 人の実験参加者は、人間か AI かの判断を 20 回行う実験の過程において、この基準が新しく作成された。

表 2-6 被験者の考える人間らしさでの、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)
アマ A	指し手に一貫性がある.
プロ 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.
被験者	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)
アマ 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.
アマ 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.
プロ 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.
プロ 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.

アンケートのみでなく、プロ棋士の実験参加者 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。その結果、「なんでそういう手をやったのか分からない」のはコンピュータらしく、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なされた。

2.3.4 考察

この実験の開始前にはプロ棋士は AI の棋譜を判別する能力が高いと想定していた。しかしアマチュアとプロ棋士の人間らしさの評価結果を比較すると、プロ棋士はアマチュアよりも AI の棋譜を AI らしいと評価していたが、人間の棋譜においても同様に AI らしいと評価していた。プロ棋士は判断理由においても AI らしい指し手の言及がアマチュアと比較して多くなることから、プロ棋士はアマチュアより AI の棋譜を識別できるというより、着手から AI らしさを知覚しやすいという説明が妥当な結果になった。

AI らしさを知覚する着手の条件を、AI らしいと評価した時の理由から考察する。プロ棋士にとっては AI らしく、アマチュアにとっては人間らしいと評価された棋譜の評価理由を比較すると、AI らしいと評価したプロ棋士は棋譜中の悪手に気づき、人間らしいと評価したアマチュアは棋譜中の悪手に気付いていない、もしくはミスと考えていた。「形が悪い手」「明らかに損をする手」といった悪手は池田が分類した不自然さの中に含まれており、悪手が AI らしさを知覚させる原因になることは妥当そうである。しかし今回アマチュアとプロ棋士で評価が割れた棋譜は、プロ棋士にとって「明らかに損をする手」であったが、アマチュアにとってはそうでなかった。このことはプレイヤーの熟達度や知識が「明らかに損をする手」の判断に影響を与える可能性を示している。

悪手が AI らしさを知覚させる一方で、「狙いや理由が想像できる悪手は人間らしい」と

するインタビュー結果や、プレイヤーとしての一貫性が人間らしさであるとの自由記述が得られている。

狙いや理由が想像できる悪手は今回の実験でも出現していた。前掲図 2-7 からの着手に対してプレイヤーの見落としを想像して人間らしいと評価した実験参加者がいたが、これはアマチュアのみで、プロ棋士はミスでこの手が指されることを全く考慮していなかった。

「明らかに損をする手」と同じく、狙いや理由が想像できるか否かは、観測しているプレイヤーの熟達度や知識が影響しているだろう。

“人間らしい手”や“理由のある悪手”が人間らしさの理由とされていることから、人間の考え方や動き方に則った振る舞いに対して人間らしいと認識していると分かるが、「人間がどのような行動を行うか」という判断基準に棋力が影響していた。したがって自然な AI を作るためには、個々のユーザの棋力を考慮する必要がある。本研究では棋力の差が相手の着手に対して不自然さを感じさせると仮定し、ユーザの棋力に動的に合わせることで対局して自然な将棋 AI の実現を目指す。

第3章 動的に棋力を調整する AI

本研究では、アマチュアプレイヤーが自然に対局できるように手加減をする将棋 AI を実装する。前章で示した不自然さを知覚する現象から、目標とする AI は棋力の差によって生じる不自然な着手を抑制しながら、同棋力のプレイヤー同士の対局でみられるシーソーゲームを演出しなければならない。本章ではまず、ゲームにおける対戦相手モデルやゲームの均衡についての既存研究について振り返り、着手と進行の二つの不自然さに有効な手法について検討する。

3.1 関連研究

3.1.1 プレイヤに合わせて強さを調整する AI

将棋などの思考ゲームをプレイする AI では、前述のようにゲーム木探索と局面の評価の二つの技術を柱としている。ユーザの棋力に合わせて手加減するような AI のモデルの処理機構を設計する際にも、この二つが利用される。飯田は「初心者に悟られないように負けるか、あるいは勝つ可能性を高める」ことがゲームプレイングの教授戦略において効果的だという知見をもとに、教授戦略の為の **Tutoring Search** アルゴリズムを提案している[飯田 1995]。Tutoring Search は、故意なエラーだと気付かれない範囲で相手モデルの考える最善手と候補手の差を最大化するための探索方法を定式化したものである。現実的な応用において「与えられた局面と相手プレイヤーの実力に対して最適な損失限界を決定する」こと、つまりその局面でどこまで悪い手を指しても気づかれないかを課題に挙げられているが、相手モデルを利用して AI の強さを調整する研究の先駆けとなっている。

飯田は教授用探索アルゴリズムとして相手モデルを利用することを提案したが、これまでの評価関数が複雑な思考ゲームでの AI の強さの調整においては、与えられた局面における評価までは考慮しない簡単な相手モデルが利用されている。

李らは、評価に用いる特徴の組み合わせの切り替えによって自動で強さを調整するオセロ AI を提案した[上田 2012]。この手法では、特徴の ON, OFF の組み合わせによって生成される複数の AI に思考させ、プレイヤーと思考結果が同じだった AI を、プレイヤーと同レベルの AI として手の生成を行わせている。李らによる研究は相手モデルの推定を試みたものとみなすことが出来るが、試行させる AI の個数が特徴の数 n に対して $2^n - 1$ と増えていくことから、特徴数の多い AI を構成すると計算時間が問題となる。将棋 AI では Bonanza 登場時には 3 駒間の関係で表現される評価関数のパラメータは 1 万以上あり、機械学習の効率化や並列化に伴って現在では数百万から何億ものパラメータが利用されている[保木 2006][金子 2012]。この膨大なパラメータの評価関数をリアルタイムで調整する事は困難であり、将棋において強さの自動調整を行うためには、事前情報によって相手の強さやモデルを推測するコストを低減する事や、より簡略化した評価関数の推定による方略を採用するかが必要となる。

上田らはプレイヤーのレベルと同程度のオセロ AI を作成する方法を提案している[上田 2012]. この手法では、テスターAI を用いてプレイヤーの棋譜より最善手と実際の着手の評価値の差の平均を算出し、これを元に着手を決定する事でプレイヤーと同じ分布の着手を行うエージェント AI を作成する. 上田らによる研究は事前情報をもとに相手モデルにおける評価値の推定を試みたと考える事が出来る. しかし、調整対象はばらつきの分布のみであり、対局中に出現した局面に対するプレイヤーの評価は反映されない.

3.1.2 形勢を調整する AI

動的な手加減によって同レベルの人間同士で起きるシーソーゲームを演出することが必要である.

現在の形勢を用いる事で、相手の評価関数を厳密に推測せずに自動的な AI の強さの調整を試みた手法がある. 池田はモンテカルロ碁にて、形勢が良い場合に勝率の悪い手を選択し、形勢が悪い場合には最善手に近い手を打つなど、形勢に応じて手加減の度合いを決定する方法を提案した[池田 2012]. この手法を用いて手加減の度合いを調整する事により、2 段以上や初段付近、3 級以下などの異なる層のプレイヤーに対して、AI の勝率を下げられることを示した.

将棋における適用を考える上では、将棋とモンテカルロ木探索の性質が問題になる. 関らの研究では、評価関数を利用した探索と比較してモンテカルロ木探索を用いる AI が大きく劣る棋力しか得られていない理由を求めて、将棋におけるモンテカルロ木探索の特性を分析した[関 2012]. その中で関らは、終盤の詰みが絡むような「明確な」局面において間違いやすいという性質を挙げている.

現状、将棋においてはモンテカルロ木探索による勝率をもとに形勢を判断する事は困難だが、探索によって形勢を判断し、その拮抗状態からの振れ幅を AI の選択する指し手に反映させることができれば、将棋においてプレイヤーに適応的な棋力の調整が実現できると考えられる.

3.2 提案手法 - 形勢を動的に調整する AI

本研究では、相手モデルに合った手加減と、シーソーゲームの演出の二つを実現する事で、将棋 AI における着手・流れにおける自然さを目指す. 本節では形勢を調整することをベースにした二つのアルゴリズムを提案し、次節でその検証を行う.

3.2.1 零接待アルゴリズム

モンテカルロによる接待碁と同様に、形勢の良し悪しを均衡に近づける方針を取る.

接待碁ではシミュレーションの結果を利用して着手ごとの評価を行っていたが、本手法では、将棋 AI における一般的な探索方法である $\alpha\beta$ 探索の結果を利用する. 現局面における候補手ごとの評価値を探索によって求め、

$$V_0(M) = \begin{cases} -V(M), & V(M) \geq 0 \\ V(M), & V(M) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

によって、図 3-1 が示すように 0 に近い手ほど高い値になるように加工する。このとき、ある着手 M の探索結果の評価値が $V(M)$ 、(1)式によって変換した結果が $V_0(M)$ である。

その上で最も評価値の高い候補手を選択することで、現局面から最も評価値が 0 に近くなる着手を選択する。この加工により、形勢を悪くする指し手をプレイヤーが選んだ際には同程度に悪い指し手を選択することで形勢を均衡に近づける効果が期待される。対局終了まで一方的とならずに勝敗が確定しないというシーソーゲームの進行が期待される。

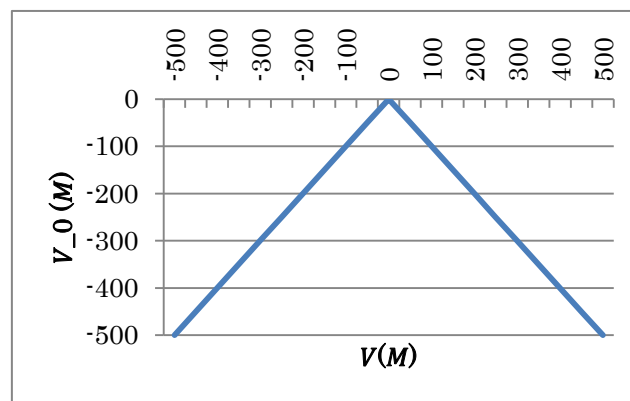


図 3-1 探索結果の評価値 $V(M)$ の変換

また、悪手の直後に同程度の悪手を選択する事で、プレイヤーが気付くことができない悪手や最善手は AI も咎めることや指すことはしないといった、相手プレイヤーによるその局面への評価を反映させた振る舞いを示すと考えられる。

図 3-2 はこのアルゴリズムに基づいて下手プレイヤーの悪手を悪手で返す場合の進行であり、ほとんど均衡している形勢時に、下手プレイヤーが(4)の詰めろをかけられてしまうような隙を見せる悪手(3)を指してしまった状況である。このとき、最善手を指して(4)の局面に遷移すると、実は『詰めろ』の受けが無く、上手玉を詰ませることも出来ないために『必至』で対局終了となってしまう。必至を回避するには(5)に遷移して詰めろを無視すればよい。このとき手加減のために(4)を回避した悪手が気づかれてしまうかを考えると、この必至に気付くプレイヤーであれば、そもそも(3)の着手を指して評価値を悪くせず(2)を指しているのが自然である。したがって、均衡になっている局面から気づかずに指した悪手によって下がった評価値は、直ぐの着手で元の 0 付近に戻すことが出来る。この方法は、相手の角や飛車などの飛び駒の利きを忘れてしまいがちな入門・初級者や短時間での対局に対しても有効と考えられる。

なお、同じ 0 点付近の点でどの着手が自然なのかはここでは考えずに、対局実験によってその性質について考察を行う。

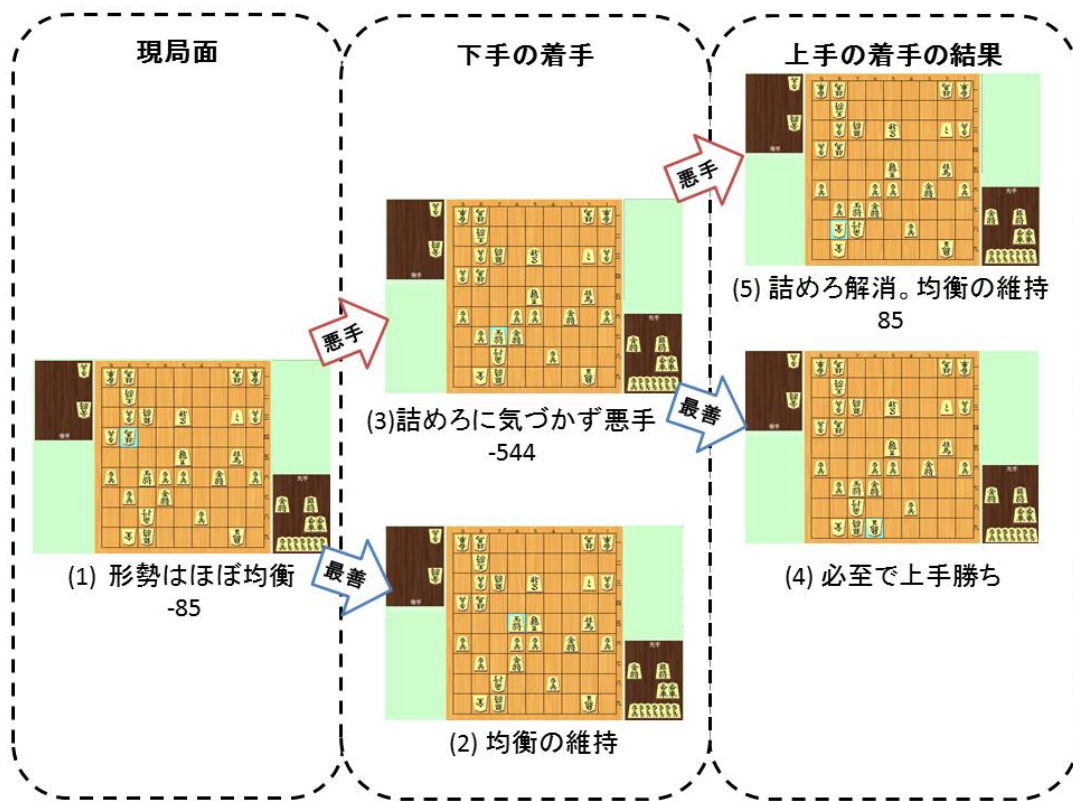


図 3-2 悪手を悪手で返す場合のゲームの進行

3.2.2 実装

リアルタイムで対局相手に合わせて棋力を調整するには、対局相手よりも強く、長い思考時間による不自然さを与えない速度で探索が出来る必要がある。本実験では静止探索を除く基本の探索深さ 5 の設定の bonanza に前項の棋力調整機構を加えた AI を、インターネット対局場の 81dojo の対局用 bot として運用した。この調整前の AI は 81dojo のレーティング 1900 弱相当であり、同程度かそれ以下の棋力のユーザに対して調整できると想定する。

3.3 AI の自己対戦による予備実験結果

3.3.1 方法

深さ 1 から 4 までの bonanza を用意し、接待将棋 AI と対局させた。対局は先後 500 回ずつの計 1000 局行い、完全一致した棋譜は除いたものに対して集計を行った。

また、比較対象として接待将棋と同じく基本深さ 5 で探索する bonanza と、深さ 1 から 4 の対局相手と同じ深さで探索する bonanza(同じ AI 同士での対戦)を用意し、これらも同様に対局した。

3.3.2 結果

勝率の均衡

深さ 1 から 4 の bonanza から 3 つの AI に対する勝率は図 3-3 のようになった。なお、重複を除去した後に残った対局数とその引き分け・勝ち・負けの詳細は末尾の付録に添付する。

基準となる深さ 5 の bonanza はすべての bonanza に対して大きく勝ち越し、同じ深さの bonanza 同士で対局を行った際には勝率はほぼ 5 割となった。レーティング差が 200 あれば上手の勝率が 75%程度になるというレーティング算出式に則った結果になっている。評価値を 0 に近づける接待システムは、深さ 1 との対局時に勝敗が最も均衡に近づき、深さ 2 から 4 の bonanza には優位に負け越した。このとき、深さ 4 の bonanza に対しては大きく負け越した。

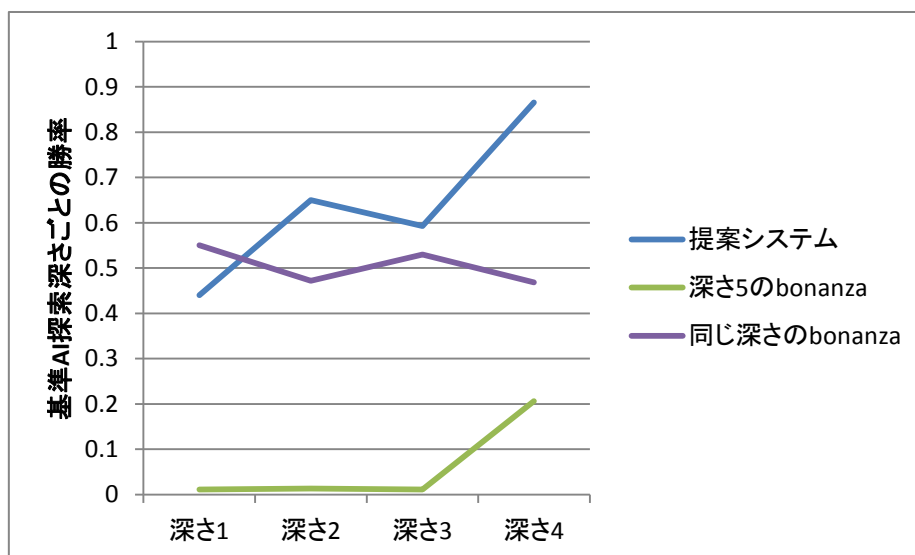


図 3-3 3 種類の AI に対する深さ 1 から 4 の bonanza の勝率

ゲームの進行における均衡

3 種類の AI と深さ 1 の bonanza による同手数での対局の棋譜の評価値の遷移の例が図 3-4 である。評価値の導出には深さ 1 の bonanza 以外の 3 つの AI で利用されている深さ 5 の bonanza を利用し、先手の深さ 1 の bonanza 視点での評価値を求めた。

まず強さが均衡していない深さ 5 の bonanza との対局を見ると、60 手前後から評価値が傾き続けており、実力差によって形勢がほとんど振動する事もなく一方的に悪くなり続けているのが見て取れる。次に深さ 1 の bonanza 同士の対局を見ると、全体としてはやや先手優勢が続く対局であるが、終局間際の振れ幅の大きさが目につく。これは互いに詰みを読み損なっている弱いプレイヤ同士の対局の特徴であり、対局終了直前まで勝敗が決まらない均衡したゲームとなっている。提案 AI では 140 手弱まで、形勢の均衡点である評価値 0 をまたいだシーソーゲームとなっている。ゲームの終了時は互いに詰みの局面を前もって

止められず、詰ましきれていない進行となっている。

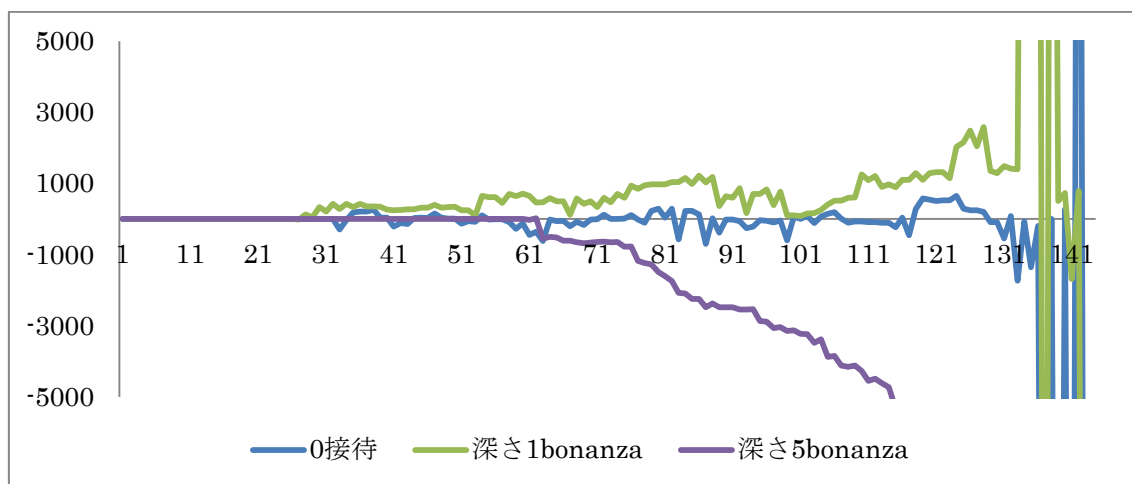


図 3-4 3つの AI と深さ 1 の bonanza との対局時の評価値の遷移

3.3.3 考察

接待アルゴリズムは深さ 1 の bonanza (レーティング 800 程度) との対局時に最も勝率を 5 割程度に近づける事が可能であり、それ以上のプレイヤーに対しては負ける事ができていた。しかし、深さ 4 相当(レーティング 1700 強)の相手に対しては悪手を咎められて一方的に負けていた。人間との対局実験においても、同様にレーティング 1400 以下のプレイヤーに対して棋力を調整できていると想定し、人間相手でも棋力を調整できているか、棋力を調整できた上で出現している不自然さは何か、について分析を行う。

3.4 人間との対局実験

3.4.1 目的

ユーザの棋力に合わせて AI の強さを調整できているか、ユーザの棋力によって知覚する不自然さに特徴があるかを検討する。また、棋力を調整できたのちに考慮しなければならない不自然さのカテゴリの抽出を行う。

3.4.2 実験用システム

前章で実装を行った接待将棋システムを、国際ネット将棋対局場 81Dojo⁶での bot として運用した。対局はレーティングの変動が無いフリー対局とした。このとき前述の思考時間が不自然さに与える影響を抑制して着手からの不自然さに焦点を当てるために、対局時間を 81Dojo にてスタンダードなルール設定の中で短い、持ち時間 5 分、秒読み 30 秒に設定した。また 81Dojo ホームページから専用サイトに誘導し、対局後のユーザに自由にアンケー

⁶ 81Dojo: 日本将棋連盟後援のオンライン対局場, <http://81dojo.com/jp/>

トに回答させた。

3.4.3 アンケート

アンケートには、実験参加者の個人を特定する ID と、実験参加者の個人属性である国名・年齢・性別・将棋経験・本研究や既存の AI との対局回数と、以下の評価項目を設定した。

- ・この AI との対局は楽しかったですか。(1-5 段階)
- ・対局の楽しさを前項のように回答した理由を教えてください
- ・あなたにとって、AI はどの程度の強さだったか教えてください。(1-5 段階)
- ・AI の強さを前項のように回答した理由を教えてください
- ・不自然だと思った指し手があれば、どんなものかと、そう考えた理由を添えて教えてください
- ・今まで対戦した AI と違いを感じましたら、理由を添えて教えてください
- ・自由に感想を記述してください。
- ・対戦中の不具合があれば、お知らせください

また、アンケートに誘導するウェブサイトへの誘導・評価に際しての注意書きとして、「対戦して楽しい思考ゲーム AI プロジェクト」のウェブページ⁷に誘導している。「どのような棋力の人が対戦してもそのレベルに合わせて自動的に棋力を調整し、楽しめる対戦システムの試作版」に対する評価という名目でアンケートの回答を依頼した。AI の強さ・楽しさについての数値的な評価を得られるほか、それらの回答理由からゲームを楽しむ条件や対局相手を対等だと感じる条件について抽出する事ができる。次章ではアンケートからの数値的データと質的データのみでなく、個々の棋譜を結び付けて分析を行う

3.4.4 レーティングの換算

Bonanza の計測時に利用した floodgate のレーティングは将棋倶楽部 24 のレーティングと互換性があるものと仮定したが、将棋倶楽部 24 と 81Dojo のレーティングは表 3-1 のレーティング換算表に則って比較する。例えば、接待アルゴリズムでの形勢判断に利用される深さ 5 の bonanza は 81Dojo 換算では 1900 弱の 4-Dan、接待 AI に勝ち越した深さ 4 の Bonanza は 3-Dan の 1750 弱、接待可能ラインと想定される深さ 3 の Bonanza はほぼ 3-Dan の 2-Dan で 1700 弱となる。以降の考察時には、特に断りが無い限り換算後の 81Dojo でのレーティングを利用する。

⁷対戦して楽しい思考ゲーム AI プロジェクト:

<http://minerva.cs.uec.ac.jp/omotenashishogi/wiki.cgi?page=FrontPage>

表 3-1 81Dojo-将棋倶楽部 24 間のレーティング換算表⁸⁹

81Dojo			将棋倶楽部 24 段位	将棋倶楽部 24 R
R	Rank	Color		
2300-	7-Dan	Black	八段	2900 -
2100-2299	6-Dan	Red	七段～六段	2499 – 2899
1950-2099	5-Dan		五段～四段	2100-2499
1800-1949	4-Dan	Orange	三段	1900 – 2099
1700-1799	3-Dan		二段～1 級	1450 – 1899
1600-1699	2-Dan	Green	2 級～5 級	1050 - 1449
1500-1599	1-Dan		6 級～8 級	750-1049
1425-1499	1-kyu	Blue	9 級～15 級	50-749
1350-1424	2-kyu			
1300-1349	3-kyu			
1250-1299	4-kyu	Purple		
1200-1249	5-kyu			
1150-1199	6-kyu			
1100-1149	7-kyu	Grey	初心	0-49
1050-1099	8-kyu			
1000-1049	9-kyu			
900-999	10-kyu	Grey		
800-999	11-kyu			
700-799	12-kyu			
600-699	13-kyu			
500-599	14-kyu			
- 499	15-kyu			

⁸ 81Dojo, Rating System, http://81dojo.com/documents/Rating_System

⁹ 将棋倶楽部 24, レーティング, <http://www.shogidojo.com/dojo/rating/>

第4章 結果

4.1 集計データの概形

2014年1月14日から2014年4月18日の期間に計7098の対局が行われた。将棋では平均手数が約115手とされているため極端に短い50手以内で終了した対局を異常終了として除くとする、対局は6447局存在し1009ユーザが対局を行った。自由回答のため少数のデータであるアンケートの分析を行う前に、対局回数、レーティング、勝率から、接待将棋システムについての大まかな使われ方を分析する。

接待将棋システムとの対局回数

ユーザの対局回数についてヒストグラムを作成すると図4-1の分布となった。平均対局回数は6.39、標準偏差は18.0で、最多ユーザで315回対局していた。分布の傾向を見ると10回以下のユーザが最も多く、回数が増えるほど人数が少なくなっている。なお対局回数が10回以下の883人のうち、ほぼ半数の461人は1回の対局だった。

対局回数の分布

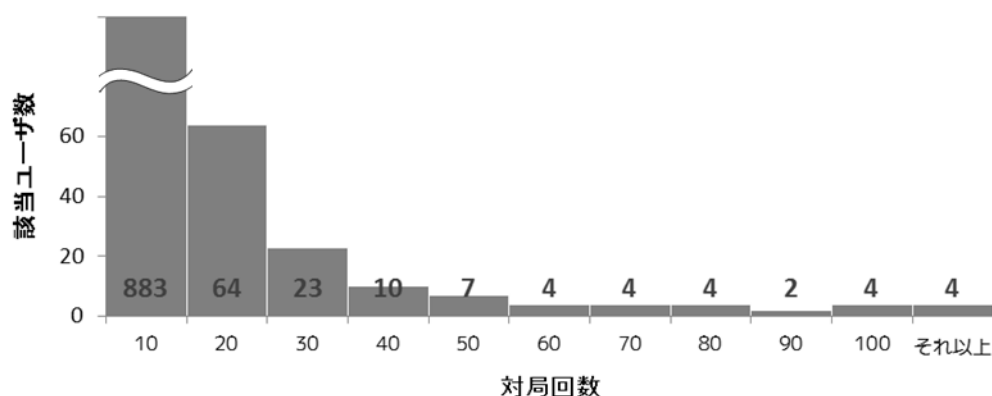


図 4-1 ユーザごとの AI との対局回数の分布。

接待将棋システムに対する勝率

ユーザから見た AI に対する勝率は、平均 0.47 とほぼ互角であった。また 81Dojo の階級で分けたレーティングの層ごとに勝率を見ると、図 4-2 のように、アルゴリズム変更前の深さ 5 の bonanza に対する期待勝率と比較し、ユーザの勝率を上げる事が出来ていた。二つのグラフを比較すると、期待勝率からは Orange から Red のユーザのみに勝つ可能性があるのに対し、提案将棋 AI では棋力の離れた下位の階級のユーザでも勝つ可能性がある事が分かる。さらに Purple 以上のユーザに対しては互角以上の対局を演出する事が出来ていた。

なお期待勝率 W_e は、前述のようにレーティング差 dr を用いた $W_e = 0.5 + 0.00125dr$ の式を

利用し、各階層のレーティングを将棋倶楽部 24 レーティングの幅の中央値として、深さ 5 の bonanza のレーティングを 1984 として計算した。

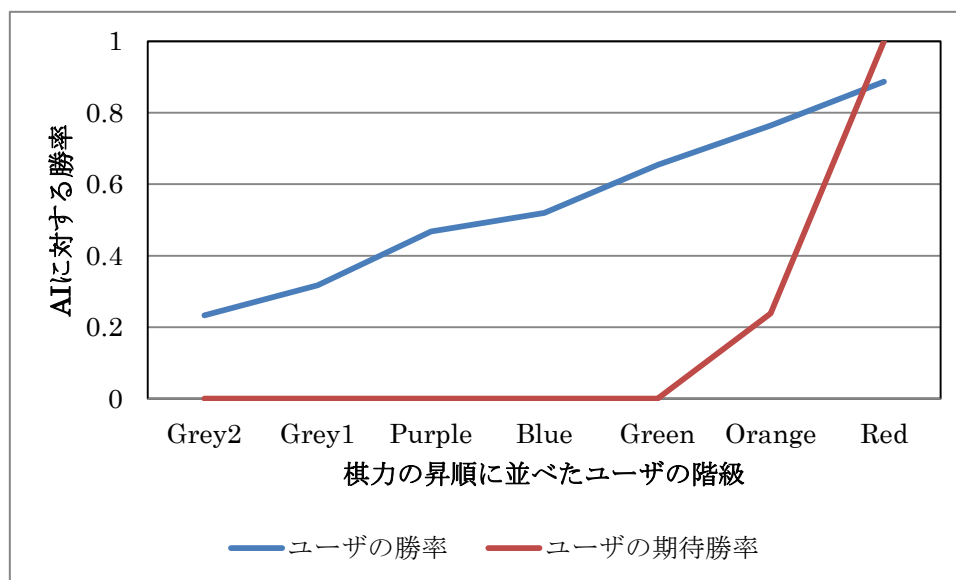


図 4-2 階級ごとのユーザの実際の勝率と深さ 5 の bonanza に対する機体勝率

図 4-3 は対局回数が同じユーザ群の平均勝率をプロットしたものである。ユーザの勝率と対局回数間には相関係数 $r=0.039$ (n.s., サンプル数 1009)で相関は無く、10 回以上対局を行っているユーザの中で 5%有意で負け越しているユーザが 28 人、5%有意で勝ち越しているユーザは 29 人、どちらもでないユーザは 87 人存在していた。10 回以上と継続して利用しているユーザは、勝ち越しているユーザに限らなかった。割合としては同程度のユーザが最も多く、勝ち越し・負け越しがほぼ同程度であった。

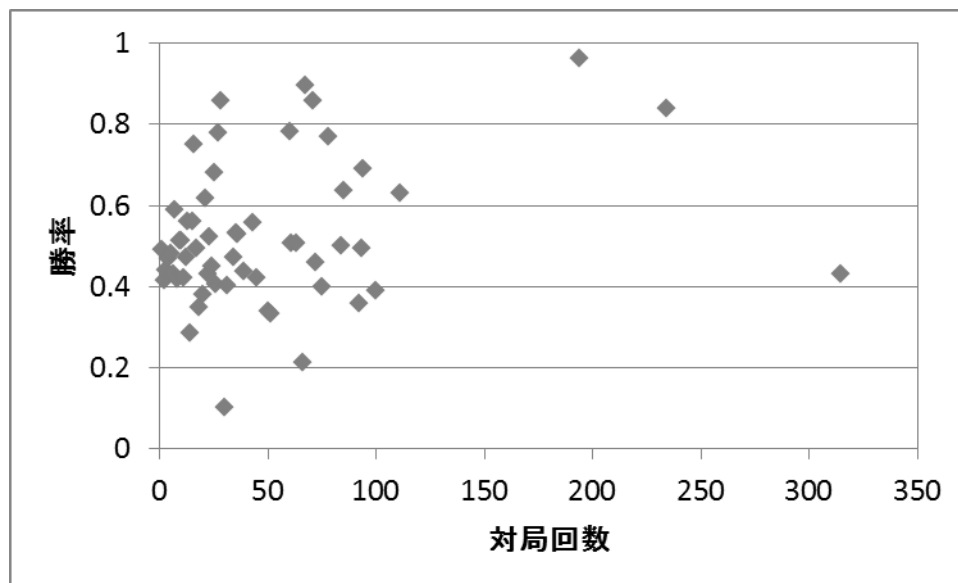


図 4-3 対局回数ごとの勝率の平均

4.2 アンケートによる主観評価

アンケート回答者の中で、実在するユーザと結び付けられなかったものは除き、47 件（複数回答は 1 名のみ 6 回）の回答をアンケートの分析対象とした。回答者のレーティングは表 4-1 のように分布しており、平均 1463.6、標準偏差 317.9 であった。この表における色は 81Dojo での級位・段位のグループであり、それぞれレーティングと対応した 2, 3 の階級を一つのグループにまとめている。回答者の国籍は日本が大多数だが、ドイツ・メキシコから一名ずつ回答があった。年齢は 9-61 歳（平均 34.4、標準偏差 12.6）だった。

表 4-1 アンケート回答者の内訳

色	レーティング	人数	対局数
Red	1950-2299	1	21
Orange	1700-1949	11	54
Green	1500-1699	10	38
Blue	1300-1499	8	54
Purple	1150-1299,	3	8
Grey1	1000-1149	3	5
Grey2	999 以下	4	48
総計	平均 1463.6	40	391

4.2.1 強さの評価

「あなたにとって、AI はどの程度の強さだったか教えてください」という質問項目による

強さの主観評価は図 4-4 のように分布していた。1 が自分より弱く、3 が自分と同程度で、5 が自分よりも強いと感じたことを示す。強さの主観評価ごとに回答人数を計測すると図 4-5 のように分布し、平均 3.0, SD1.0 であった。なお回答者のレーティングを算出可能な 45 の回答について、レーティングと強さの評価の相関係数は-0.1941 であり、レーティングと感じる強さの間に相関は見られなかった。

7 人の Grey ユーザの中で自分より強いと評価したのは 2 人のみであり、それ以外のユーザは「接戦」「一手の違い」「勝てるチャンス」「丁度良い」として強くないと評価していた。逆に強すぎると評価した評価した 4 人は、「完璧な返し技（最善手）」「全然寄せられない」「すべて手のひらの上で遊ばされている」と理由を挙げていた。

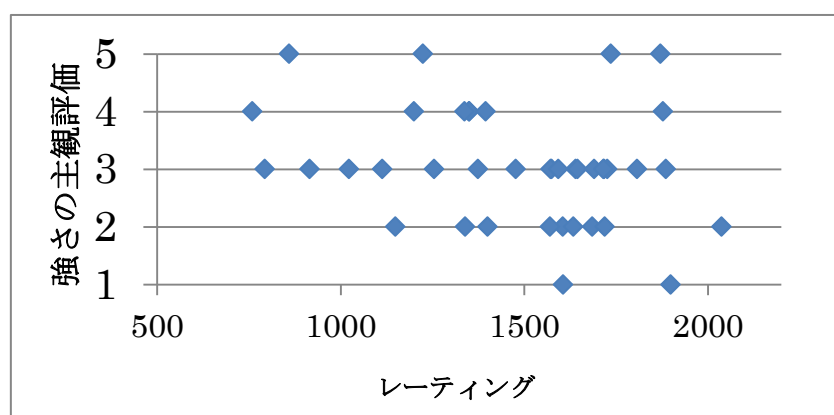


図 4-4 レーティングと強さの主観評価の関係

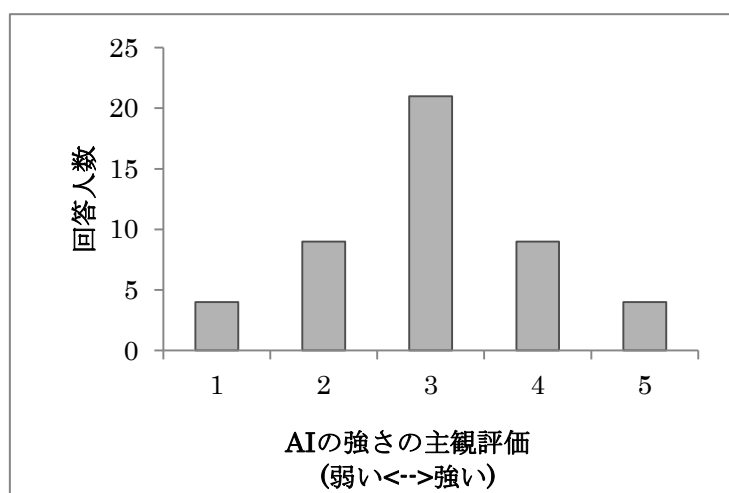


図 4-5 強さの主観評価の分布

4.2.2 楽しさの評価

楽しさの数値的評価

47 件の回答での主観的な楽しさの評価結果は、平均は 3.5 点、SD は 1.1 となった。レーティングと楽しさの評価の相関係数を求めたところ、0.1188 と相関は見られなかった。

強さの主観評価の回答ごとの楽しさの評価の平均を見ると、図 4-6 に示すように、自分と同程度である強さの 3 と回答時に最も楽しいと回答しており、強すぎる・弱すぎる方向にずれるほど楽しさの評価は下がる傾向があり、強すぎると回答したプレイヤーは自分と同程度と回答したプレイヤーと比較して 5% 有意でより楽しくないと評価していた。

また、主観的な強さの評価ごとの楽しさの評価回数をより詳しく表示したものを図 4-7 に示す。強さについての評価は、3 を中心に分布しており、楽しさ 5, 4, 2 の評価が強さ 3 の時に最も多く解答されている。また、楽しさが 1 の評価は、強さを 1, 5 とした回答者のみがつけた。

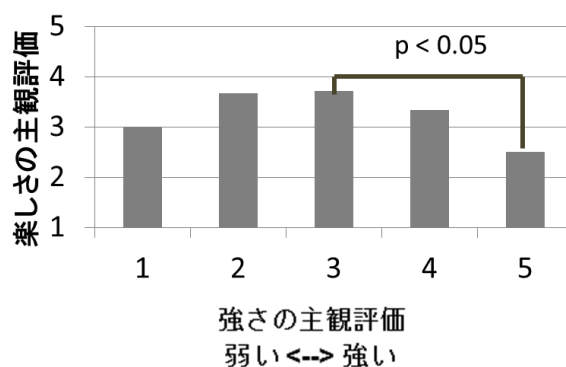


図 4-6 強さの主観評価ごとの楽しさの主観評価

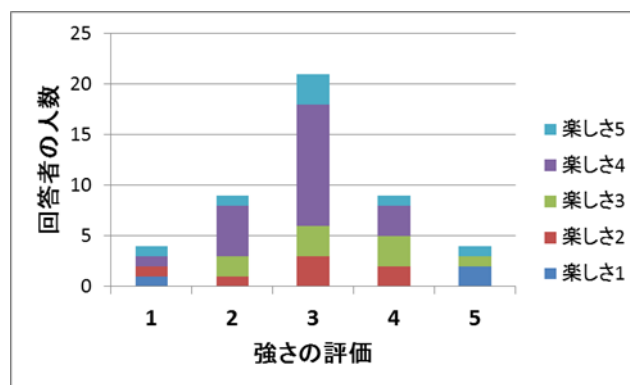


図 4-7 強さの主観評価ごとの回答頻度

楽しさの理由の自由記述

「この AI との対局は楽しかったですか」(5 段階評価)という設問と「対局の楽しさを前項のように回答した理由を教えてください」と回答理由を問う設問への自由回答の組 47 件を分析対象とした。

この質的データに対して、SCAT(Steps for Coding and Theorization)によるコーディング・分析を行った[大谷 2011]。コーディングでは「テキスト中の注目すべき語句」を抽出し、これについて「テキスト中の語句の言い換え」という形式でコード化を行った。つぎに得られた符号を説明できる概念やテーマを記入した。なお楽しい理由・楽しくない理由を説明する概念を新しく作成した中で、該当するものについては Sweetser らの提唱する GameFlow の要素を利用した[Sweetser 2005]。GameFlow はゲームの楽しさを評価するためのモデルであり、Csikszentmihalyi がユーザ体験を楽しくするための要素として提唱したフロー現象が起きる条件と対応付けられた指標を持つ。本分析ではこの指標のうち、「ユーザの能力に適切な課題がある」ことと、「プレイヤーの技能の発達を支援する」ことをタグとして利用した。

楽しさの評価を 1, 2 とした群, 3 とした群, 4, 5 とした群の 3 つに分け、それぞれの回答時の楽しさを感じた理由、そうでない場合の理由について分析を行った。なお 2 種類の理由が同じ設問に記入されているが、自由回答中の符号が肯定否定のどちらの理由であるかは、以下の基準に則って決定した。

- ・「楽しい」「興ざめ」「面白い」という楽しさに関する単語は楽しい理由
- ・「馬鹿にされている」「違和感がある」「～しづらい」など AI やその振る舞いについて否定する単語は楽しくない理由
- ・「いい」「ほっとする」「ちょうどよい」など AI やその振る舞いを肯定する単語は楽しい理由
- ・「歯ごたえが欲しい」のような AI に対する要求は、楽しくない理由
- ・これらが利用されないならば、楽しさを 1, 2, 3 とする回答の理由は楽しくない理由, 4, 5 とする回答の理由は楽しい理由

楽しくない理由・楽しい理由についてそれぞれのカテゴリを以下の表 4-2, 表 4-3 のように定義した。なお代表的なコーディングは末尾の付録に載せる。

表 4-2 楽しくないとした理由

● 適切な課題の欠如 AI が故意な悪手を着手した，AI に対して勝ち目がない，パターン化している，AI が弱い， といった理由で真剣な勝負が出来ないために楽しくないという理由
● AI らしさの知覚 水平線効果や無理攻めなど，AI の特徴的な振る舞いに対して楽しさを損なったという理由
● 人らしい一貫性の欠如 人間が持っているだろう一貫性がないために楽しさを損なったという理由
● 人らしいリズムからの逸脱 着手のリズムが速いために威圧感を感じる，リズムが崩れるなどで楽しさを損なったとい う理由
● その他 UI が思考を阻害したことや，礼儀を無視したことで楽しさを損なったという理由

表 4-3 楽しいとした理由

● 適切な課題の存在 ちょうどいい相手，接戦だった，スリルがあった，逆転できた，新たなパターンだったな ど，困難だがやりがいのある対局だったために楽しかったという理由
● 勝利 勝てたために楽しかったという理由
● 人間らしいミス 人間らしいミスが見られたために楽しかったという理由
● 人らしい一貫性 人間が持っているだろう一貫性を見出して楽しかったという理由
● Player Skills への寄与 対局が勉強になったために楽しかったという理由
● 丁度いいリズム 着手のリズムがちょうど良かったために楽しかったという理由
● その他 AI だったため気楽だった，対局条件が短時間だった，ソフトのイメージが良かったなどで 楽しかったという理由

コーディングの結果，対局の楽しさを評価した理由は上述のカテゴリに全て割り振られた。次図 4-8 が楽しくない理由を，図 4-9 が楽しい理由を集計した結果である。同ユーザの同評価における同理由は，重複して数えなかった。楽しくない理由・楽しい理由ともに，

適切な課題の有無がそれぞれ 13/24, 22/35 と出現回数の半数以上を占め、適切な課題があって楽しかったとする回答が、無かったために楽しくなかったとする回答より多く存在した。

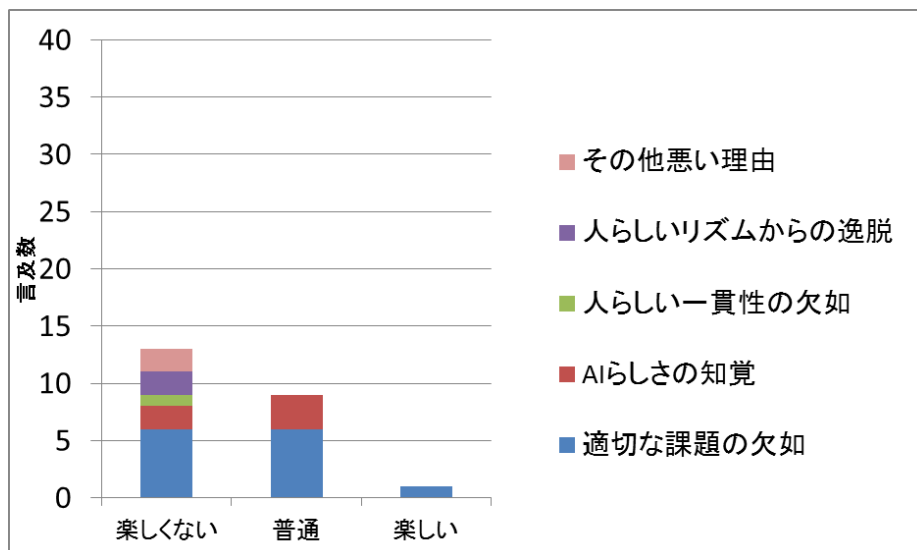


図 4-8 楽しさの評価値ごとの楽しくない評価理由

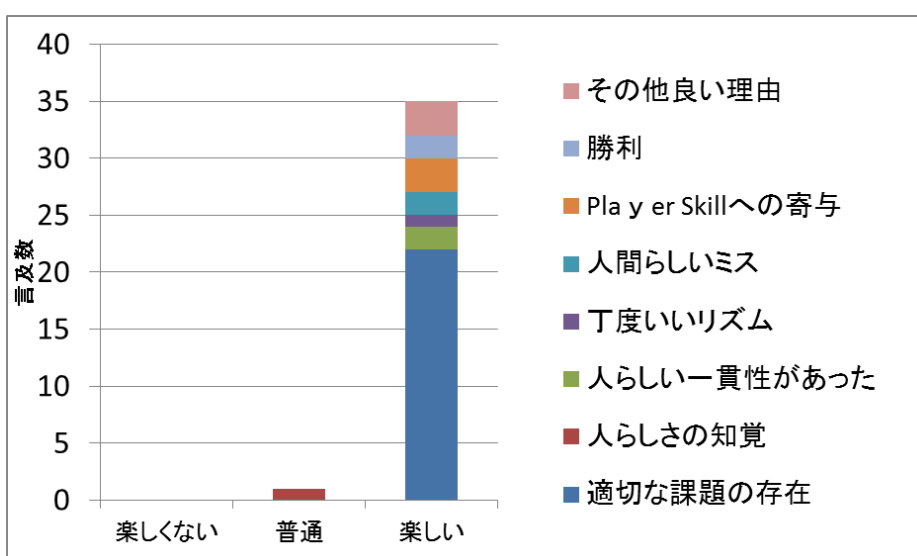


図 4-9 楽しさの評価値ごとの楽しい評価理由

4.2.3 人間らしさへの言及（不自然な着手について）

「不自然だと思った指し手があれば、どんなものかと、そう考えた理由を添えて教えてください」という設問に対する自由回答によって、不自然な着手について回答させた。本項では、不自然な着手についての 34 の回答を分析対象データとした。

不自然さについても楽しさの自由回答の分析と同様に、SCAT によるコーディング・分析

を行った。なお、得られた符号を説明できる概念やテーマの設定時に、池田による不自然さの分類を元にカテゴリ分けを行い、該当しない概念を新たなカテゴリとして抽出した。

不自然さのカテゴリ

コーディングでは、回答された不自然さが池田の分類した不自然な着手に含まれていれば、そのカテゴリを符号として用いる。前述の池田による不自然さの4つの分類名は囲碁に深く結びついているため、将棋での不自然さと直観的に一致しない。各カテゴリの説明を元に、以下の様にカテゴリを再定義した。

表 4-4 将棋において知覚される不自然さのカテゴリ

<ul style="list-style-type: none">● 悪手 <p>池田の分析した「形が悪い手」は、囲碁においては隅や取られる位置に石を置く手を含む、探索せずとも悪いと分かる手のカテゴリとして挙げられていた。将棋において AI の生成する「取れる手を取らない」「駒の自殺」も含むように、広く悪手として定義する。</p>
<ul style="list-style-type: none">● 流れにそぐわない手 <p>池田の分析した「流れにそぐわない手」と同じく、突然これまでの着手の流れから外れる手。</p>
<ul style="list-style-type: none">● 必然手を指さない <p>「明らかに損をする手」は、ほかに明らかに大きい箇所があるのに打つ得の小さい手のカテゴリとして挙げられていた。「明らかに損をする手」という名称では、良い手が見つからない状況での悪手も含むため、”ほかに”指すべき手を指さないことを明示する「必然手を指さない」として再定義した。</p>

なお「高度すぎる手」は、実は良い手だがした手が理解できない指し手のカテゴリとして池田に挙げられていた。本実験では主観的な不自然さの報告を行わせるため、実は良い手と理解できずに「悪手」および「必然手を指さない」と報告されると考えられるため、符号化するカテゴリから外した。

コーディングの過程において、この3つに加えて出現したカテゴリが表 4-5 の5つである。なお、それぞれのカテゴリが出現した代表的なコーディングは、末尾の付録に載せる。

表 4-5 コーディングにて抽出された不自然さのカテゴリ

● 意図性が無い
必然手が無く選択肢がある場合に、現状維持のような評価値として悪くない手であっても、勝とうとする意図や狙いが無い場合に不自然と知覚する。
● 強さが一貫していない
対局相手の棋力や指し手の質が大きく上下する場合に、不自然な相手と知覚する。
● 戦術が不自然
囲いの形や入玉の対応など、一般的な戦術を考慮しない場合に不自然と知覚する。
● 悪あがき
勝敗が決まった状態で王手をかけ続けて延命するような、水平線効果のような悪あがきを不自然と知覚する
● その他
<ul style="list-style-type: none"> ➤ 局面の評価が不自然さの知覚感度に影響する ➤ 人間でもやりそうな見落としもある ➤ 水平線効果などの AI の特徴からトップダウン的に不自然さの判定を行うことがある

主観的な強さごとの不自然さ知覚の違い

対局相手の棋力の主観評価が弱い 13 名，同程度 19 名，強い 13 名の各群で言及された不自然さを図 4-10 に示す。なお，このうち順に 3, 4, 4 名が不自然さは無し及び無回答だった。

「必然手を指さない」ことが全群にて最も多く言及されているほか，「悪手」は弱い・同程度と評価した群で言及された。弱く調整しすぎた際に知覚すると想定したこれらの不自然さが言及されていても，主観的には同程度の棋力とされていた。

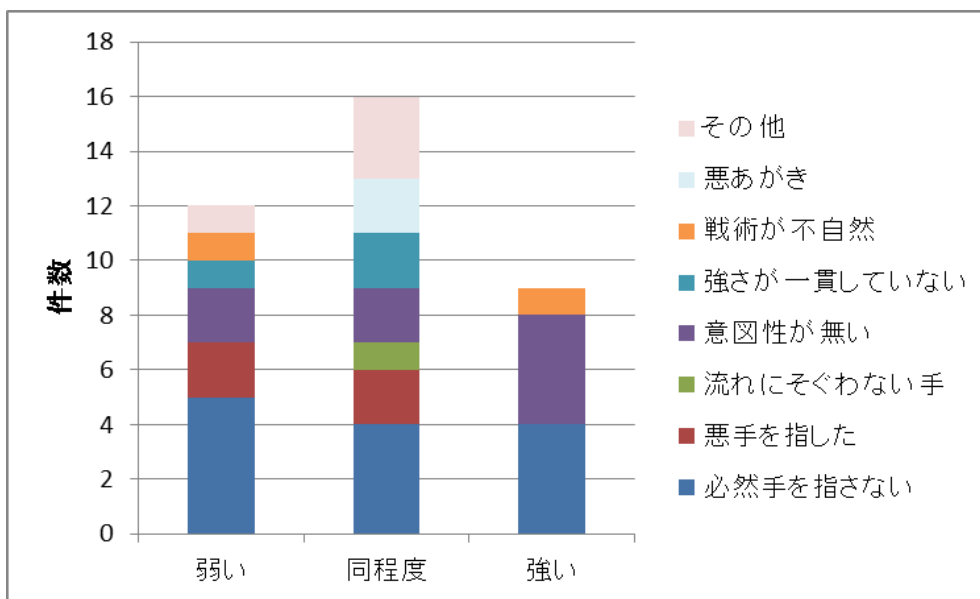


図 4-10 対戦相手に対する強さの主観評価ごとに
言及された不自然さのカテゴリの出現回数の比較

第5章 考察

5.1 棋力の動的調整と対局への動機づけ

4.1 節の勝率と対局回数についてのデータを見てみると、図 4-2 のようにユーザの期待勝率と比較してユーザの勝率を上げる事が出来ている。このとき期待勝率と比較して広い棋力の相手に勝つ可能性を与え、Purple 以上のユーザの勝率を 5 割以上としているなど、勝率の観点からは広い棋力のユーザに合わせる事が出来ていることが分かる。一方で 10 回以上の継続利用していたユーザは勝ち越し・負け越しユーザの割合が同じであることや、強さの主観評価を自分と同程度とするユーザが最も多かったことや、低レーティングの Grey ユーザ 7 人中の 2 人だけが自分より強いと評価していたことから、勝率の低いユーザに対しても主観的には同程度の棋力として調整できていた。この原因として、Grey ユーザの回答理由である、「接戦」や「勝てるチャンス」を知覚していたことがある。この概念は楽しさの主観評価理由の自由回答についてコーディングを行った際に最も多く出現した Challenge という概念に含まれるもので、悪手を咎めず均衡状態を保つことでシーソーゲームを演出し、同程度の棋力の相手だと感じさせられるという提案手法の仮説通りの効果が得られた。

AI が丁度良い棋力であることが対局を楽しむことについても、主観評価とその理由から示された。図 4-6 が示すように棋力が同程度と評価しているユーザが最も楽しいと評価しており、楽しさの理由を分析した結果では、適度な課題としての Challenge の有無が楽しい・楽しくないという両方の理由において最も多く言及されていた。勝敗が最後まで分からないシーソーゲームが将棋の楽しさの一因として大きく、提案手法では初心者レベルを含む広い棋力のプレイヤーに対して「もう少しで勝つような感覚」をもってこの楽しさを演出する事が実現できていた。

本実験では“楽しませる将棋 AI “というプロジェクトのキーワードや” Omotenashi “という AI の名前を提示して対局させたために、楽しさの主観評価についてバイアスがかかっている可能性が考えられ、ユーザと同程度の棋力である通常の AI との楽しさの比較も行っていない。そのため「通常の AI と比較して楽しさがどのように変化しているか」という問に回答するにはシステムを隠しての比較実験を行う必要がある。ただし本実験では「提案手法によって広い棋力のユーザに対して棋力を調整する事が出来るか」という点を明らかにする事を重視し、情報を公開しての対局の募集を行っており、この目標については前述の通り達成された。

この提案手法をエンターテインメント以外の用途や別のゲームに応用することを考える。まず将棋における技能の熟達化支援を考えると、対局相手としての効果が期待できる。これまで述べたように、勝率が低いプレイヤーに対してもシーソーゲームを演出し、継続利用させる事が出来ていた。飯田らの示したゲームにおける教授戦略においての、「学習者にやり直しをさせない」「コーチは適度に勝つチャンスを与えるべき」という方針と合致してお

り、有効と考えられる[飯田 1995]。他のゲームへの応用を考える上では、知識を利用していないことが応用を容易にしている。ゲームの局面の評価値を適切に計算することが出来れば、局面の評価の差分から悪手を咎めない接待 AI を作成することが出来る。ただし将棋 AI においては零和ゲームであることと評価値が 0 であることが均衡であるという前提をおいていることに気を付けなければならない。

5.2 棋力の動的調整が不自然さに与えた影響

新しく抽出した不自然さ

本実験にて新しく抽出した不自然さにおいて、「戦術が不自然」や「悪あがき」は当初想定していた 3 つのカテゴリのように個別の着手の妥当性に不自然さを感じるものである。しかし「強さが一貫していない」や「意図性が無い」は対局相手の想定を前提とする不自然さであった。「強さが一貫していない」は、対局相手の棋力をある一定のレベルと想定していた上で新たな指し手から不整合が発生した際に、「意図性が無い」は対戦相手の心の状態を想定しようとして指し手から意図を帰属できなかった際に感じる不自然さであった。

「気づけずに指したという前提」が崩れた時の不自然さ

「こちらの明らかな見落とし（大ゴマがタダ）を見過ごしたことがあるように思います。」という回答は、悪手に対して悪手をすぐに返した時に現れた不自然さである。提案手法では相手の着手は相手のその局面に対する評価を反映していると仮定している。つまり、相手はその大ゴマを取られると気付けずに指していると考え、その大ゴマを取らない着手を選択した。これは提案手法の設計通りの動作であり、本来は大ゴマを取られる手は悪手だと気付く能力のあるユーザによるうっかりミスと区別しない。

このようなヒューマンエラーを原因とする不自然さを解消するには、その着手がヒューマンエラーであるか判定して咎めるかを決定することや、咎めない着手の中でヒューマンエラーと感じさせる手を選ぶなど、将棋 AI にヒューマンエラーを生成・判定させる取り組みが必要になる。

強さの一貫性における不自然さ

強さの一貫性は、2 章の棋譜の評価実験では、出現頻度が最下位のカテゴリだった。この時の棋譜には弱い AI 同士の対局も含まれていたが出現しなかったことか、強さの一貫性における不自然さは、提案手法のシステムと対局した際に多く出現する不自然さと考えられる。提案手法では、相手の直前の着手によって遷移した現局面からのみ、相手の評価関数を予測している。したがって、局面ごとに評価が独立しており、「囲いをはがすところで棋力の差が出る。そこは強くてその後の寄せで弱くなるのは人間ではあまり無い」という回答されていることから、人間やプレイヤーの得意・不得意な部分について考慮していかなければ

ればならない．これについてはうっかりミスと同様に，人間の思考における制約を明らかにして行く必要がある．

第6章 結論

本論文ではゲームや将棋における不自然さを概観した上で、これまで分類されていた不自然な着手が、観測者の棋力によって知覚されるか否かが変わることを実験から示した。この結果から不自然さの知覚は棋力の差によって生じるという仮説を立て、「ユーザと同程度の悪手を指す」「勝敗の確定が遅いシーソーゲームを演出する」という二つを目指す事で自然に対局する将棋 AI の作成を行い、AI・人間との対局実験によって評価を行った。

実装した接待将棋 AI には、現在の候補手の中から最も評価値を 0 に近づける着手を選択するアルゴリズムを採用した。形勢が均衡している評価値 0 の状態を継続する事で勝敗を確定させず、ユーザが気づかずに指した悪手を咎めないことを狙った。人間との対局による評価実験を行う前に、提案手法導入前後の AI の振る舞いを比較するべく AI 同士の自己対戦実験を行った。本来は勝率 99%を上回る弱い AI に対して勝率を 5 割程度に抑えられたこと、互いに悪手を指しあう評価値の乱高下が見られたことから、2 つの目標に対して有効なアルゴリズムであることが示された。

この接待将棋 AI をインターネット対局場である 81Dojo の bot として公開し、対局・アンケートによる評価を依頼した。対局結果を分析すると、R1200 以上 R1800 以下の対局相手に対して勝率を 4~6 割と均衡させた一方で、負け越していても繰り返し対局しているユーザが多く存在していた。アンケートの主観評価と照らし合わせると、下位の階級のユーザに対しても同程度の強さと認識されており、また負け越しているユーザに対しても勝つチャンスがあると感じさせていたことから、提案手法はシーソーゲームの演出に有効であった。

このようにユーザに合わせて同程度の相手として調整する事が出来ていた一方で、不自然さの抑制という点では新たな課題が生じた。ユーザが咎められると想定して指した場合、および着手後に咎められる悪手を指してしまったと気付いた場合に、そのユーザの着手を咎めない振る舞いが「必然手を指さない」や「強さが一貫していない」不自然さとして回答された。また、序盤・中盤に比べて終盤で詰みや詰めろを逃して弱いとの回答も「強さが一貫していない」不自然さとして出現していた。

今後は、新たに指摘された不自然さを解決するために、人間の思考過程に基づいて評価を下げる着手を選択する将棋 AI の開発を目指したい。まずは人間の着手時のエラーと着手後に悪手だと気付くメカニズムを明らかにし、指されるが見逃してはいけない悪手を除きたい。そのためにも、序盤中盤終盤や、崩し・寄せ・詰めなど人間が捉えている意味的な状況ごとに生じるエラーや能力の違いを再現できるように、状況ごとに利用される認知過程について明らかにしていきたいと考える。

謝辞

本研究の遂行にあたり，計画立案から論文執筆までご指導いただきました，伊藤毅志先生と伊藤研究室の先輩方に感謝申し上げます。

また，本研究の実験遂行において国際ネット将棋対局場 8ldojo 上に Bot を置かせていただき，技術的なサポートをいただいた川崎智秀氏にこの場を借りて御礼申し上げます。また，ネット上で対戦し，アンケートにご協力いただいた皆様にも感謝いたします。

参考文献

- [John 2001] John E.Laird, Joh C.Duchi: Creating Human-like Synthetic Characters with Multiple Skill Levels, AAAI 2001 Spring Symposium, pp.54-58 (2001)
A Case Study using the Soar Quakebot
- [Karpov 2012] Igor V. Karpov, Jacob Schrum and Risto Miikkulainen: Believable Bot Navigation via Playback of Human Traces, Believable Bots, Springer Berlin Heidelberg, pp.151-170(2012)
- [Livingstone 2006] Daniel Livingstone: Turing's Test and Believable AI in Games, ACM Computers in entertainment, Vol. 4, No. 1
- [Polceanu 2013] Mihai Polceanu: MirrorBot: Using Human-inspired Mirroring Behavior To Pass A Turing Test, Computational Intelligence in Games (CIG), 2013 IEEE Conference on
- [Soni 2008] Soni, B. and Hingston, P.: Bots trained to play like a human are more fun, International Joint Conference on Neural Networks, pp.363-369 (2008).
- [Sweetser 2005] Sweetser. P., Wyeth P.: GameFlow: a model for evaluating player enjoyment in games, ACM Computers in Entertainment Vol. 3 (3), pp.1-24 (2005).
- [Wetzel 2004] Wetzel, B.: Step One: Document The Problem, In Proceedings of the AAAI Workshop on Challenges in Game AI (2004).
- [飯田 1995] 飯田弘之: プロ棋士のような戦略に基づくゲームプログラミングの試み(<小特集>「ゲームプログラミング」), 人工知能学会誌, 10(6), pp.846-852. (1995).
- [飯田 2004] 飯田弘之: ゲームの均衡, 情報処理学会研究報告 GI-12, pp.25-32. (2012)
(2004)
- [池田 2012] 池田心: モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御～接待碁 AI に向けて, 第 17 回ゲーム・プログラミングワークショップ 2012, pp.47-54(2012).
- [池田 2013] 池田心: 楽しませる囲碁・将棋プログラミング(<特集>娯楽の OR), オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, pp.167-173 (2013)

[伊藤 2014] 伊藤毅志, 杵渕哲彦, 藤井叙人: ゲームにおけるヒューマンエラー – 将棋における考察 –, Game Programming Workshop 2014, pp.196-201 (2014).

[上田 2012] 上田陽平, 池田心: 遺伝的アルゴリズムによる人間のレベルに適応する多様なオセロ AI の生成, 情報処理学会研究報告, GI-27、Vol.5, pp.1-8. (2012)

[大谷 2011] 大谷尚: SCAT: Steps for Coding and Theorization—明示的手続きで着手しやすく小規模データに適用可能な質的データ分析方法—, 感性工学 Vol.10 No.3, pp.155-160(2011)

[金子 2012] 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, 人工知能学会誌 27(1), pp.75-82. (2012).

[小谷 2014] 小谷善行: 第 3 回将棋電王戦を振り返って:3.コンピュータ将棋の棋力の客観的分析 -人間のトップに到達したか?-, 情報処理, Vol.55, No. 8, pp.851-852 (2014)

[関 2012] 関栄二, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 近山隆: 将棋におけるモンテカルロ木探索の特性の解明, 第 17 回ゲーム・プログラミングワークショップ 2012 pp.68-75(2012).

[保木 2006] 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, 第 11 回 ゲームプログラミング ワークショップ 2006, pp.78-83 (2006)

付録 A 棋譜評価実験用アンケート

・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

・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。

・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

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がする.」

(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.」

付録 B: 3 種類の AI に対する深さ 1 から 4 の bonanza の勝率

bonanza からみた勝率が 50% であると帰無仮説を立てた t-検定を行い, 有意水準 1% で勝ち越しているものに+印をつけた. また, bonanza からみた負け率が 50% であると帰無仮説を立てた t-検定を行い, 有意水準 1% で負け越しているものに-印をつけた.

相手 AI	bonanza の深さ	引き分け	負け	勝ち	対局数	勝率	負け率
零接待	1	86	222	242	550	0.44	0.40
	2	140	44	342	526	0.65+	0.08
	3	173	30	295	498	0.59+	0.06
	4	67	4	457	528	0.87+	0.01
同じ深さの bonanza	1	5	120	153	278	0.55	0.43
	2	0	148	132	280	0.47	0.53
	3	8	125	150	283	0.53	0.44
	4	13	137	132	282	0.47	0.49
深さ 5 の bonanza	1	2	541	6	549	0.01	0.99-
	2	0	541	7	548	0.01	0.99-
	3	2	531	6	539	0.01	0.99-
	4	3	433	113	549	0.20	0.79-

付録 C: 不自然さのカテゴリごとの代表的なコーディング

回答	テキスト	テキスト中の注目すべき語句	テキスト中の語句の言い換え	左を説明するテキスト外の内容	テーマ・構成概念
1	簡単な9手詰を詰まसानかった。	簡単な9手詰 詰まसानかった	勝たなかつた	必然手の放棄	必然手を指さないのは不自然
2	51手目55桂で、自ら飛車の行動範囲を狭めて、しかも、狙いが無いから。	自ら飛車の行動範囲を狭めて狙いが無い	狙いなく駒の価値を下げた	意図が無い、形の悪い手	意図性の無い悪手は不自然
3	具体的に難しいが、急に指しての方向性が変わることもある。	急に指しての方向性が変わる	プレイヤー内の方向性が一貫しない	流れを損なう手	流れを損なう手は不自然
4	終盤一手を争う場面で、無意味に駒を成るだけの手がありました。	終盤、一手を争う場面 無意味に駒を成るだけ	緊迫した場面 価値に向かわなかつた	勝敗が定かでない 勝ち指向の	緊迫した局面で意図性の無い手は不自然
5	こちらの囲いに食いつく手までは正確でそこから途端に弱くなるのは不自然だと思った。人間同士だと、囲いをはがすところで手筋などが要求され棋力の差が出ると思うので、そこは強くてその後の寄せで弱くなるのは人間ではあまり無いと思う。	食いつく手までは正確でそこから途端に弱くなるのは不自然 人間ではあまり無い	棋力のばらつき	強さが一貫していない	はがしが強くて寄せが弱いような強さのばらつきは人間的でない
6	入玉に対して警戒が足りない。	入玉 警戒が足りない	戦術への警戒不足	一般的な戦術対策の不足	一般的な戦術に対応しないと不自然
7	既述だが、詰む直前の無駄な王手の連発は不自然です。	詰む直前の無駄な王手の連発	悪あがき	勝敗が決まっているのに勝ち指向の行動	勝敗が決まってからの悪あがきは不自然
8	最後は不自然以前に、大差になるように指してしまったのであまり不自然だとは感じなかつた。	大差 あまり不自然さを感じない	勝敗が明らかだと不自然さを感じない	不自然さの知覚感度	局面の評価が不自然さの知覚感度に影響する

付録 D: 楽しくない理由のコーディング例

対局の楽しさを前項のように回答した理由を教えてください					
発話者	テキスト	テキスト中の注目すべき点	テキスト中の語句の言い換え	左を説明するようなテキスト外の内容	テーマ・構成概念
A_1	一局目はボロ負け、二局目は明らかな八百長、残り四局は入玉して勝ちという内容でした。	ボロ負け、明らかな八百長	惨敗、あからさまに故意な負け	勝ち目がないと楽しくないわざと負けられると楽しくない	適切な課題の欠如、勝ち目がない、故意な悪手
A_3	指し手の傾向からAIと対戦しているのが明白で、3局目以降同じような展開になるので飽きてしまいました	AIと対戦している、同じような展開	AIらしさ、パターン	AIとの対局は変化がなく飽きる	適切な課題の欠如、パターン
B	棋力不足(強さ: 2, 楽しさ: 3)	棋力不足	AIが弱い	AIが弱いと楽しくない	適切な課題の欠如、弱い
A_2	自玉を固めて猛攻し、緩めていてもしつこい攻めを続けるので、入玉しない限り勝ちにくい。また入玉されることに対して不用意すぎる。ボナンザの特徴がはっきり出ているように思います。	bonanzaの特徴がはっきり	bonanzaらしさ	AIの特徴との一致	AIらしさの知覚
C_3	厳しい手とぬるい手に差を感じ、強いんだか弱いんだか分からない感じ。	厳しい手とぬるい手に差を感じ、強いんだか弱いんだか分からない	AIの強さがわからない	対局相手のモデルを作れないと楽しくない	人らしい一貫性の欠如
D	早指しで自分のリズムが狂いそうだった。	早指しで自分のリズムが狂いそう	AIにリズムが狂わされそう	対局のリズムを狂わされると楽しくない	人らしいリズムの欠如
E_3	感想戦で分岐や好手等を教えてもらおうとしたら、AIが勝手に退出したため。	AIが勝手に退出	勝手に退出は非礼	場のルールを乱して不快	人らしい姿勢からの逸脱

付録 E: 楽しい理由のコーディング例

対局の楽しさを前項のように回答した理由を教えてください					
発話者	テキスト	テキスト中の注目すべき点	テキスト中の語句の言い換え	左を説明するようなテキスト外の内容	テーマ・構成概念
5	大差にならずに、それなり	大差にならず、接戦	AIと接戦だった	接戦だと楽しい	適切な課題の存在、接戦
6	強さが私に近い(やや強い)	強さが私に近い(やや強い)	AIが自分より少し強い	AIが自分より少し強いと楽	適切な課題の存在、ちょうどいい相手
7	それなりの指しまわしではあるものの、定跡から外れていることと、攻めが無理攻めであるため、正しく受ければ勝ててしまうから。但し、正確に受けなければいけないという点では、スリルがあって楽しく指せた。	正しく受ければ勝てる。正確に受けなければいけない、スリルがあって楽しく指せた	AIとの対戦は正しく受けるスリルがあって楽しかった	正しく受けるスリルは楽しい	適切な課題の存在、スリル
2	他のAIが指さないような手が見られ、練習になりました	他のAIが指さないような手練習になりました	今までのAIから見て新しい手技能の向上	新しい手を指されると技能の向上につながって楽しい	適切な課題の存在、パターン Player Skillsへの寄与
25	勝てたら楽しいし、序盤の不利を後半でひっくり返して勝つのは、気持ちがよい。	勝てたら楽しい、序盤の不利を後半でひっくり返して勝つのは、気持ちがよい	勝つことは楽しい 逆転勝利は気持ちがよい	勝つことは楽しい 逆転勝利は気持ちがよい	ClearGoal適切な課題の存在、逆転
22.2	自然なミスも結構してくれるので、同じレベルの人間と対戦してるような感覚になれました。	自然なミス、	人間がやるミス	自然にミスをする、	人間らしいミス
4	序盤の指し手に一貫性がある	序盤の指し手に一貫性	AIの序盤の指し手に一貫性	一貫性があるAIは楽しい	人らしい一貫性があった
3	こちらの手に対して割とすぐに指してくれるのは良い。全く思考時間がない状態は人間側のペースも乱れて上手く指せないこともある。思考時間が長すぎるとダレることもある。そのあたりのバランスが良かった。	直ぐに指してくれるのは良い、全く思考時間がない状態、ペースが乱れてうまく指せない、思考時間が長すぎるとダレる、バランスが良かった	短すぎず長すぎず、思考時間のバランスが良かった	対局のリズムがちょうどよいと対局に集中できる	丁度いいリズム