

熟達度に着目した将棋プログラムに対する

不自然さに関する研究

仲道 隆史

電気通信大学大学院 情報理工学研究科

博士（工学）学位申請論文

2020年3月

熟達度に着目した将棋プログラムに対する

不自然さに関する研究

博士論文審査委員会

主査 伊藤 毅志 准教授

委員 小林 聡 教授

委員 沼尾 雅之 教授

委員 坂本 真樹 教授

委員 保木 邦仁 准教授

委員 松原 仁 教授

著作権所有者

仲道 隆史

2020 年

# Proficiency-focused study of the unnaturalness of shogi programs

Takafumi Nakamichi

## Abstract

Information-based, two-player games such as chess, shogi, and go are supported by computer programs that are smarter than humans. Current studies have focused on implementing these smart game programs as learning supports for opponents playing against the computer. In this research, we consider shogi for this purpose. According to experiences of players, playing against a computer is not as enjoyable as against a human opponent. The factors that impair this enjoyment are unnaturalness of computers and the necessity for a good player to adjust according to the proficiency of the opponent program. The effects of differences in the proficiencies of humans and game programs, based on the unnaturalness of the latter, have not been studied to date. Therefore, in this study, we conduct two experiments—one to control the proficiency level of humans as evaluators and that of game programs and another to clarify the relationship between proficiency level and unnaturalness.

First, player groups of two different levels of proficiency—amateur and professional—were evaluated based on the gaming scores of the human players and a game program developed for beginners. Subsequently, the reasons for the unnaturalness of the game program were analyzed. The results of the evaluations of both player groups indicated a “bad move,” i.e., a move that no human would play, as the main reason for the unnaturalness of game programs. Furthermore, only professional players could indicate “bad moves.”

Thereafter, we proposed an algorithm for shogi that keeps the balance in equilibrium by bringing the evaluation close to 0, and an experiment was conducted to compare the number of “bad moves” by the proposed program and an existing fixed-strength program. It was confirmed that the proposed program increased the winning rate of human

players, including beginners, by playing many “bad moves” that considerably differed from optimal moves. Additionally, the proposed program occasionally overlooked a “bad move” in response to a move by the human player.

These results show that the biggest reason for the unnaturalness of game programs is “bad moves”. Furthermore, evaluators with greater abilities are more sensitive to “bad moves” and therefore, more prone to feel unnaturalness, thereby making it difficult to detect “bad moves” by a human opponent with similar abilities.

# 熟達度に着目した将棋プログラムに対する 不自然さに関する研究

仲道 隆史

## 概要

コンピュータに人間の知的作業を代替させようという試みにおいて、ゲームプログラミングは他分野に先駆けて人間のトップを超える性能を実現している。ゲームプログラムを強くする研究はチェスや将棋、囲碁など近年多くの二人完全情報ゲームで人間を超えるという大目標が達成され、研究の対象はポーカーやリアルタイムストラテジーゲーム等のような不完全情報ゲームや多人数ゲームなどのより難しい題材へと変わりつつある。一方、強くなったゲームプログラムを学習支援やエンターテインメントに活用する研究も行われている。対戦相手としてゲームプログラムを活用しようとする研究もその一つである。ゲームプログラムとの対戦においては、人間との対戦に比べて楽しく感じられないという問題点が指摘されてきた。この楽しさが損なわれる要因の一つとして人間らしくない不自然さの問題がある。

ゲームプログラムの分野ではこの問題に対して、特にデジタルゲームを対象とした人間らしいゲームプログラムの必要性を問う研究が盛んに行われ、国際的にも人間らしさを競うチューリングテスト大会が様々なゲームで行われてきた。この人間らしさを競うゲームプログラミングの研究は、一定の成果を収めている。

対戦相手プログラムを好敵手として利用するためには自然に手加減することが求められる。しかし、プレイヤーやプログラムの熟達度(将棋では棋力)がこの自然さに与える影響については、これらのチューリングテスト大会を見ても十分に検討されているとは言えない。プログラムに対する不自然さが普遍的なものであればこの議論は必要ないが、あるプログラムの手加減した着手が熟達者にとっては不自然に感じられたとしても、初心者にとっては不自然に感じられない可能性は十分に考えられる。

そこで本研究では、自然に手加減するプログラムの実現に向けて、熟達度（棋力）と不自然さとの関係を明らかにすることを目標とする。そのために、本研究では評価者やゲームプログラムの棋力をそれぞれ統制する二つの実験を行ってこの問題を考察する。

最初に、アマチュア初段レベルのプレイヤーと同程度の強さに調整したプログラムを3種類用意して、そのプログラムが作る棋譜を棋力の異なるプレイヤー（アマチュアとプロ棋士）に評価させることによって、感じる不自然さやその理由の相違点と共通点の分析を行った。その結果、悪手が不自然と評価される最大の要因であることと、アマチュアが指摘しない着手をプロ棋士は人間であれば指さない悪手と指摘する事例が示された。これらの結果から、不自然さを感じさせる最大の理由は悪手であり、評価者の棋力の違いによって、同じ着手でも悪手と感じたり感じなかったりすることを確認した。

続いて、動的に手加減するプログラムにおいて悪手がどの程度検出されるかについて議論を行う。そのため、先行研究の囲碁で用いられた形勢を均衡に保つ着手を選ぶ手法を将棋用にアレンジしたアルゴリズムを提案した。この提案アルゴリズムを実装したプログラムを棋力の低いプログラムや様々な棋力の級位者と対局させる実験を行い、勝率を概ね5割程度に調整できることを確認した。さらに、提案アルゴリズムのプログラムの他に、探索の深さ1と5に固定したプログラムを加えた3種類のプログラムを用意し、アマチュア級位者と経験の乏しい初心者にこれらのプログラムと対戦させて、感性評価を行わせる実験を遂行した。プレイヤーには、対局中の思考を発話させながら、リアルタイムにプログラムの着手に対して良し悪しを評価させた。前の実験から不自然さを感じる主な理由は悪手であったことから、プレイヤーは対局相手であるプログラムが最善手からかけ離れた悪手を正しく悪手と感じているかを悪手検出率という形で定量化した。単に探索量を減らしたプログラムと提案プログラムとの悪手の検出率を比較した結果、提案アルゴリズムは実際には最善手からかけ離れた悪手を多く指していながら、プレイヤーの悪手検出率が低くなることが確認された。

提案アルゴリズムでは構造上、相手が悪手を指すとそれに呼応するように同程度の悪手を指すことになる。悪手を指すプレイヤーは何か大きな見落としをしているので自身の着手が悪手であるとは気づいていない。そのため、相手もそれに呼応する形で同程度の悪手を選んだときにはその大きな見落としをしたままその着手を評価することになる。その結果

として悪手と気づかずに見逃される例が確認され、同程度の棋力の対戦相手の犯す悪手は気づかれにくいことが示唆された。



# 目次

|   |    |
|---|----|
| 1. 序論.....                                | 1  |
| 1.1. 研究の背景.....                           | 1  |
| 1.1.1. 人工知能研究におけるゲーム研究の歴史.....            | 1  |
| 1.1.2. ゲームプログラムの活用と課題.....                | 2  |
| 1.1.3. 自然に手加減するゲームプログラム研究.....            | 4  |
| 1.2. 研究の目標と論文の構成.....                     | 5  |
| 2. 関連研究.....                              | 7  |
| 2.1. Believable bots / 人間らしいゲームプログラム..... | 7  |
| 2.2. 人間らしさの評価方法としてのチューリングテスト.....         | 9  |
| 2.3. チューリングテスト大会の成果と制限.....               | 11 |
| 2.4. 人間らしいゲームプログラムの近年の動向.....             | 13 |
| 2.5. 関連研究のまとめと本研究の位置づけ.....               | 15 |

|                                     |    |
|-------------------------------------|----|
| 3. 評価者の棋力が不自然さに与える影響.....           | 17 |
| 3.1. 概要.....                        | 17 |
| 3.2. 関連研究 .....                     | 17 |
| 3.2.1. 従来の静的な棋力の調整方法.....           | 17 |
| 3.2.2. 弱いプレイヤーの棋譜を模倣する将棋プログラム ..... | 19 |
| 3.3. 棋譜に対するチューリングテスト実験.....         | 21 |
| 3.3.1. 概要 .....                     | 21 |
| 3.3.2. 実験条件 .....                   | 22 |
| 3.3.3. 結果.....                      | 26 |
| 3.3.4. 考察.....                      | 31 |
| 3.4. まとめ .....                      | 33 |
| 4. 評価対象の棋力が不自然さに与える影響.....          | 34 |
| 4.1. 概要.....                        | 34 |

|        |                               |    |
|--------|-------------------------------|----|
| 4.2.   | ゲームプログラムの強さを動的に調整する先行研究.....  | 34 |
| 4.3.   | プレイヤーの技能に適応的に弱く指す将棋プログラム..... | 36 |
| 4.3.1. | アルゴリズム.....                   | 36 |
| 4.3.2. | 実装.....                       | 37 |
| 4.4.   | 適応的な強さの調整の評価実験.....           | 38 |
| 4.4.1. | 概要.....                       | 38 |
| 4.4.2. | 方法.....                       | 38 |
| 4.4.3. | 結果.....                       | 39 |
| 4.4.4. | 考察.....                       | 39 |
| 4.5.   | オンライン対局場における対局実験.....         | 40 |
| 4.5.1. | 概要.....                       | 40 |
| 4.5.2. | 方法.....                       | 40 |
| 4.5.3. | 実験参加者.....                    | 41 |

|        |                         |    |
|--------|-------------------------|----|
| 4.5.4. | 結果                      | 43 |
| 4.5.5. | 考察                      | 45 |
| 4.6.   | リアルタイム報告による着手の感性評価実験    | 47 |
| 4.6.1. | 概要                      | 47 |
| 4.6.2. | 実験参加者                   | 47 |
| 4.6.3. | 手続き                     | 48 |
| 4.6.4. | 悪手の定義と悪手データの作成方法および分析方法 | 49 |
| 4.6.5. | 結果                      | 50 |
| 4.6.6. | 考察                      | 54 |
| 4.7.   | まとめ                     | 56 |
| 5.     | 結論                      | 57 |
|        | 関連論文の印刷公表の方法および時期       | 60 |
|        | 参考文献                    | 62 |

|  |    |
|--|----|
| 付録 A：チューリングテスト実験のアンケート .....           | 71 |
| 付録 B：アマチュア，プロプレイヤーによる棋譜の人間らしさの評価 ..... | 72 |

## 図目次

|   |    |
|---|----|
| 図 1 実験参加者 20 名による人間プレイヤー 3 群のプレイ動画に対する評価. [藤井 2014]の図 4 を元に改変.....                  | 15 |
| 図 2 速さと相関ありの実験参加者 5 名を除いた 15 名による人間プレイヤー 3 群のプレイ動画に対する評価. [藤井 2014]の図 5 を元に改変 ..... | 15 |
| 図 3 本論文の構成.....   | 16 |
| 図 4 アマチュアとプロ棋士の 4 種類の棋譜に対する評価. 1 がプログラム, 5 が人間とする回答 .....                           | 26 |
| 図 5 棋譜 15 番におけるプロ棋士が悪手だと指摘した局面. ....  | 27 |
| 図 6 棋譜 19 番におけるプロ棋士は非人間的な悪手, アマチュアはうっかりミスだと指摘した局面. 実際の着手は▲3五龍 (黄) .....             | 28 |
| 図 7 機械と評価した理由の回答数内訳.....  | 30 |
| 図 8 人間と評価した理由の回答数内訳.....  | 30 |
| 図 9 提案プログラムおよび既存プログラムに対する, 深さ 1 から深さ 4 の Bonanza の勝率. エラーバーは, 95%信頼区間を示す .....      | 39 |
| 図 10 対局数の分布.....  | 42 |
| 図 11 各群のプレイヤーの, 提案プログラムに対する勝率と既存プログラムに対する期待勝率 .....                                 | 44 |
| 図 12 提案プログラムに対する強さの評価の内訳 .....  | 45 |
| 図 13 本研究で扱う悪手の分類 .....  | 49 |
| 図 14 経験者と初心者による 3 つのプログラムの主観的な強さ(1~5)の比較. ....                                      | 51 |
| 図 15 検出されない悪手の例. 初心者の▲6七歩打(橙)に対する最善手△5六飛(青)と提案プログラムが指した△3六馬 (赤). ....               | 53 |

|                             |    |
|-----------------------------|----|
| 図 16 検出されない悪手と探索空間の模式図..... | 55 |
|-----------------------------|----|

## 表目次

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 表 1 | 実験で評価する 20 の棋譜の内訳 .....                          | 24 |
| 表 2 | 評価理由のカテゴリ .....                                  | 29 |
| 表 3 | アンケート回答者の内訳 .....                                | 42 |
| 表 4 | 3つのプログラムとの対局における経験者群と初心者群の勝率と, 平均手数とその標準偏差 ..... | 50 |
| 表 5 | プログラムの指した悪手に対してプレイヤーが悪手と評価した着手の内訳 .....          | 52 |



# 1. 序論

## 1.1. 研究の背景

### 1.1.1. 人工知能研究におけるゲーム研究の歴史

人間の知的作業をコンピュータに代替させようとする人工知能研究は、画像認識や自然言語処理、ゲームプログラミングなどにおいて、いくつかの分野では人間を超える性能や精度を達成するようになってきている [Mnih 2015; He 2016; Delvin 2019]. この中でも人間のトッププレイヤー並みの正確さでゲームをプレイするプログラムを作る挑戦は、人工知能研究の初期から行われてきた。1956年のダートマス会議で人工知能という用語が使われるより以前、1950年にはチェスをプレイするコンピュータプログラムの論文がその先駆けとして発表された [Shannon 1950]. それ以降、チェスを題材に長年研究されてきた結果、min-max 探索の手法をベースにした多くの探索や枝刈り方法、局面のハッシュ化とデータ構造など、基礎的な手法が確立されてきた。1997年には IBM によるチェス専用コンピュータの Deep Blue が当時のチェス世界チャンピオンの Garry Kasparov に勝利するに至った [松原 2013]. その後ゲームプログラム研究は、より探索空間が広く困難なゲームへと遷移しながら洗練されてきた。

チェスより探索空間の広い将棋は、探索だけでなく局面の評価関数の正確さが求められるゲームであった。研究初期にはヒューリスティックなゲーム木探索や手作業による評価関数の設計が行われてきたが、2006年に Bonanza が評価関数を教師あり学習する手法を実現すると [保木 2006, Hoki 2011], その方法が主流となっていった。その後、2013年には第2回将棋電王戦において、プロ棋士5人に対してコンピュータ将棋が3勝1敗1分と勝ち越すようになり、2015年には情報処理学会のトッププロ棋士に勝つコンピュータ将棋プロジェクトの責任者である松原氏は、客観的な事実に基づきコンピュータ将棋は人間のトッププロ棋士を超えたとするプロジェクトの終了宣言を出すに至った [松原 2013, 2015]. それを裏付けるように、2017年の将棋電王戦では、佐藤天彦名人（当時）に対して、将棋プログラム Ponanza は2連勝している。

将棋より探索空間の広く局面の認識が極端に難しい囲碁では、チェスや将棋の手法の延長線では探索や評価関数の作成が困難であり、2000年代半ばまでは、アマチュア級位レベルのプログラムしか作られていなかった。しかし、2006年に現れたモンテカルロ木探索の手法の出現により大きな技術革新が起こり[Coulom 2006; 美添 2008, 2012; 松原 2013], さらに深層学習と強化学習を組み合わせた手法を用いることで[Silver 2016, 2017], アルファ碁が2016年3月にイ・セドル九段に4勝1敗と勝ち越すなど[伊藤 2016], すでに人間のトップを超える棋力に到達している。

また、比較的探索空間が小さいゲームでは、チェッカーは引き分け[Schaeffer 2007], どうぶつ将棋は後手必勝[田中 2009]というようにゲームの結論が出ている。このように、1950年代に始まったゲームプログラムを強くする試みは、近年多くのゲームでその目標が達成されている。

### 1.1.2. ゲームプログラムの活用と課題

人間のトッププレイヤーを超える性能を実現したプログラムを、学習支援に活用する研究が行われている。その方向性には、ゲームの状況や情報を数値化したり可視化したりすることで理解を促進する方法と、適度な棋力の対戦相手を提供することで気づきを促進する方法の、2つの方向性の研究が見られる。

前者のゲームの状況や情報を提示する支援としては、例えば囲碁では布石の候補手とそれらの勝率を示すAlphaGoTeach[DeepMind 2017]や、悪手の理由と推奨手順を提示する囲碁学習支援ツール[山中 2016], 囲碁用語の可視化システム[龐 2018], などが挙げられる。人間より早く正確に着手や局面の評価をできるツールがアマチュアのみならずプロ棋士の中でも研究会や個人の学習に利用された結果、これまで常識とされていた手順や定跡(定石)が改められることが起きることも指摘されている[大橋 2017, 洪 2017, 西尾 2018]. 学習者にとって高価値で有用な情報を提供するために、将棋ではプログラムの読み筋をもとに解説文を自動生成しようとする手法など[金子 2012a; 亀甲 2017, 2019]も行われている。また、既に棋戦の中継において将棋プログラムの評価値や候補手を表示させ、これを参考にしながら解説が行われているなど、実用化の段階に至っている。このよ

うに人工知能を道具として活用し人間の知を拡張する試みは、ゲームに限らず今後多くの分野で応用されるだろう。

ゲームプログラムを適度な棋力の対戦相手として活用するための議論も進められてきた。理想的な学習デザインの提案として、対戦相手プログラムが不自然に感じられない程度に手加減しながら一局を指し切るというポリシーを提案した研究がある[飯田 1995]。飯田はプロ棋士を対象とした調査や棋譜の定量的解析やプロ棋士の経験に基づく自己内省などにより、ゲームプレイングにおける教授戦略について新たな知見を得た。それによると、システムは対局中に明示的に介入するべきではなく、対局中にプレイヤーの悪手を指摘してやり直させるようなことは避けるべきとしている。これは、学習者の誤りに応じてゲームを中断し、良い候補手を与え、やり直しのチャンスを与えるべき、という Burton らの示すような従来の教授法とは全く異なるものであった[Burton1979]。飯田は、従来のように悪手を安易に指摘してしまうことは、自身の悪手に対する気づきの機会を奪ってしまう恐れがあるとしている。そこで対戦相手プログラムは、プレイヤーに気づかれないように自然に手加減することによって、効果的な教授が行えると指摘している。

このような学習者間での相互干渉によって理解の深化を目的とする学習方法は、教育分野では協調学習と呼ばれる[三宅 2009]。このような学習方法は、学習相手が複数必要である上に、同程度のレベルの学習者が必要であるという制約があり、近年、適切な相手を AI やロボットで代替する実験的な試みが行われている[三宅 2008, 小松原 2015]。このような制約はゲームプログラムを対局相手として活用する際も同様であり、前述の通り飯田も、対戦相手プログラムはプレイヤーに気づかれないように自然に手加減することが望ましいと述べている。

このように、人間を超えたゲームプログラムを学習支援に活用する研究が二つの方向性から行われ、可視化ツールとしての活用は実用に至っている。一方で、対局相手として活用する研究においては、不自然に感じられない程度に手加減するプログラムの実現が課題として残っている。飯田の研究では、理想的なアルゴリズムとして Tutoring Search を提唱していたが、プレイヤーがゲーム局面に対してどう思考したり評価したりするかを予測する課題を内包しており、実際には実現されていない。自然に手加減するプログラムをどのように実現するかが、学習支援用対局プログラムの副目標となっている。

### 1.1.3. 自然に手加減するゲームプログラム研究

これまでのゲーム研究においては、自然なプログラムと手加減するプログラムは、それぞれが個別のテーマとして研究が進められている。ここでは指導用の対局相手として利用するために残っている問題について、研究の現状を踏まえて述べる。

ゲームプログラムの自然さに着目したものとしては、チューリングテストと称した自然なプログラムを競う大会の存在がある。これは、ゲームプログラムに自然な振る舞いをさせることを目的とした研究の一環であり、近年のゲームプログラムの目標のひとつとなっている[Hingston 2009, 2010][Togelius 2010]。また、ゲームプログラムに手加減させるという研究や開発も、十分に強くなったゲームプログラムが生まれるようになった昨今取り組まれている。探索空間の制限などによって予め段階的な強さのプログラムを用意しておく静的な調整方法や、個々のプレイヤーの好みの戦型や得手不得手に合わせてゲームの進行やプレイヤーの着手に応じてプレイヤーの棋力に合わせて動的な棋力の調整などが試みられている[池田 2013]。

これらの個別の研究に加えて、手加減することで生じる不自然さという複合的な問題も指摘されている。例えば、囲碁将棋プログラムで指摘される「明らかに損をする手」や「形が悪い手」などは、強いプログラムを弱く調整した時に生じる、人間が指さない悪手とされている[池田 2013]。しかし、チューリングテスト大会をはじめとする従来の自然さの研究では、しばしば自然さを判断するプレイヤーの技量という観点が欠けた議論が行われてきた。上述の明らかに損をする手も、誰にとって明らかなのかによって変化し得る。例えば、アマチュア有段者のプレイはコンピュータやプロ棋士から見れば明らかな悪手かもしれないが、アマチュアプレイヤーから見ると明らかな悪手には見えないことも、十分にあると考えられる。ではどんな悪手がプロ棋士には分かって、アマチュアには分からないのだろうか。あるいは誰から見ても悪手という手があるのだろうか。このような問いを考慮しながら手加減するプログラムを作成するには、対戦相手にとって不自然な悪手とは何かという問題を回避できない。

この問題は将棋のようなゲームプログラムだけに現れる問題ではない。将来的に、ほかの分野の知的エージェントが人間に匹敵するほど賢くなって、人間がそれを学習エージェ

ントとして使うようになってきたときに、同様の問題として顕在化する可能性がある。本研究は、他分野に先駆けて強くなったゲームプログラムを題材に、将来的な人間と知的エージェントとの関係を見据えた良いテストベッドを提起しようとする研究であるとも言える。

本研究ではさまざまなプレイヤーに対して自然に感じさせるように手加減する将棋プログラムの実現を究極の目標とし、評価者の感じる不自然さと熟達度（将棋では棋力）との関係を明らかにする。プレイヤーの棋力と対局プログラムの棋力のそれぞれを変化させる実験を行い、プレイヤーが不自然だと感じやすい条件やプログラムの振舞いについて分析を行う。

## 1.2. 研究の目標と論文の構成

本研究では評価者の感じる不自然さと熟達度との関係を明らかにすることを目標としている。この目標を達成するために、本論文では評価者とプログラムの強さをそれぞれ変更する二つの実験を行った。

その準備として第二章では、従来の自然なゲームプログラミング研究において混在していた人間らしさや Believability, 不自然さといった課題を扱う研究の用語を整理した。これまでの自然なプログラムを作成する研究を俯瞰し、ゲームプログラムの不自然さがゲームプログラムの振舞いだけから決まらず、プレイヤーやプログラムの技量がこれらの判断に影響を与えることについて述べた。

第三章では、あらかじめ強さを固定したプログラムを用意して、そのプログラムの棋譜を棋力の異なる評価者に評価させたときに感じる不自然さを比較する実験を行った。将棋のアマチュアプレイヤーとプロ棋士という棋力差のある二群を実験参加者として、アマチュア初段の人間と同程度の強さのプログラムの棋譜に対して人間かプログラムかの判定を行わせた。この実験では、棋譜が人間のものかプログラムのものを5段階尺度で評価させたのに加えて、そう評価した理由を自由記述させ分析することで、アマチュアとプロ棋士による不自然さ評価の共通点と相違点の考察を試みた。

第四章では、まず、ゲーム中に対戦相手の悪手に対して動的に対応することで手加減するプログラムを提案し、実際に対戦するアマチュアプレイヤーと同程度の棋力に手加減できていることを確認した。そして、同程度の棋力に動的に手加減するプログラムと、強さを固定したプログラムに対して感じる不自然さを比較する実験を行った。

第五章では、これらの実験結果をもとに、評価者の感じる不自然さと棋力との関係について総括する。自然に手加減するゲームプログラムを実現する上での、実験から得られた課題や手加減アルゴリズムの改善案についても議論を行って論文を締めくくる。

## 2. 関連研究

### 2.1. Believable bots / 人間らしいゲームプログラム

人間を模した人工物を実現しようとする試みは、ゲームプログラミングを含めてさまざまな分野で取り組まれてきた。ここでは、各分野でどのような問題意識のもとでどのような用語が利用されているのか、本研究ではどのような立場からどのように用語を使い分けるかを整理する。

人間を模した人工物に生じる課題としては、不気味の谷と呼ばれる現象が知られている [Mori 2012]。これはロボットの見た目を人間に近づけることで使用者に好感を持たせられるが、ある一定以上人間への類似度が高まると、かえって不気味さを感じさせてしまうという予測である。これまでロボットをインタフェースとして活用しようとする研究では、見た目や発話、非言語的な振舞いを人により近づけようとする研究が数多く行われてきた。その検証の中で、人を模したロボットに対して違和感を覚えることや、それによって使用感を損ねてしまうことが指摘されている。近年では、このような不快感の原因を認知モデルから検討する研究も行われるようになってきているが、人-ロボットコミュニケーションの課題としては依然として残されている。

物理的な身体を持たない人工物と人とのコミュニケーションを題材とした研究においても、違和感が課題として表れている。これに対して、Believable Agent という、人工物と現実のユーザとの相互作用を境目のないものにしようとする概念が提唱されている [Loyall 1997]。Believable という用語は、演劇や小説、アニメーションなどのエンターテインメントにおいて、本物と信じられるような生き活きとしたキャラクターを表すのに用いられる。このようなキャラクターがエンターテインメントへの没入感を高める性質を転用し、エージェントを Believable なものにすることで人とエージェントとのインタラクションをより豊かなものにしようという試みが、Oz Project を始め 1990 年代に複数行われてきた [Mateas 1999]。人工物の自律性であるエージェンシーや、生き物らしさであるアニメーションを付与しようとする研究が行われるなど、身体のない人工物であっても自然さの実現は取り組まれている。

ゲームをプレイするプログラムにおいても、Believable なプログラムや、人間らしいプログラムを作成する研究が盛んに行われている[Hingston 2011]。ゲーム分野においては、人の代わりにプログラムによって演じられる対戦相手プレイヤーや仲間プレイヤーは、Bot, AI, Com, NPC (Non-Player Character) などと呼ばれ、ゲーム業界において数多く利用されてきた。近年では単にゲームをプレイするだけでなく対戦して楽しいプログラムが求められているが、Soni らの実験によって、ゲームをプレイするプログラムに感じる人間らしさと楽しさとの相関が示されている[Soni 2008]。これらの背景から商用プログラムにとって人間らしさに対する需要は高く、十分に強くなったプログラムを用いて人間らしさを実現する研究に対する需要も高まっている。Believable という用語を利用する場合には、自律的なキャラクターとして信じられるという側面と、プレイヤーの操作するキャラクターとして信じられるという二つの側面があり、ゲームプログラミングの学術的研究では特に後者の側面でのこの用語が扱われている。これまで開催されてきた Believability を競うチューリングテスト大会においても、人が操作しているように見せられるか否かが課題となっている。

チューリングテスト大会が盛んに行われたのちの研究においては、Believable Bot を実現するための方法論も多様化し、不自然でないゲームプログラムという表現も利用されるようになってきている。例えば池田は、囲碁将棋プログラムでは、「形が悪い手」、「流れにそぐわない手」、「明らかに損をする手」、「高度過ぎる手」といった不自然な着手を抑制することが自然なプログラムの副目標であるとしている[池田 2013]。Believable Bots 研究を整理した研究では、これまでの着眼点を、行動の模倣、身体的な制約、感情、間違い・勘違い、好みの5つに分類している[テンシリリクン 2018]。前者の二つは、人間と一致しない行動や人間が実行困難な行動をプログラムから排除することを目的としており、不自然さを感じさせないゲームプログラムの研究であると言えるだろう。一方で後者の三つは、人間だと感じるきっかけになる振舞いをプログラムに行わせることを目的としており、人間らしさを感じさせるゲームプログラムの研究であると言えるだろう。

本研究は、指導用に手加減する対局プログラムに対してどのように不自然さを感じるかを明らかにしていくという点で、前者の研究に当たる。人かプログラムかという軸で評価させることは行いが、人間らしさを感じさせるゲームプログラムを作ることは研究の対象とせず、プログラムの挙動がどのような条件で不自然さを感じさせてしまうかを調査する。な



お用語の利用においては、最終目標である Believable Bots も、後者の人間らしさを感じさせるゲームプログラムも、区別されずに人間らしいプログラムと表記されることがしばしばある。本論文において人間らしいプログラムと表記した場合、人間らしさを感じさせるゲームプログラムと明記しない限りは、目標としての Believable Bots を指すこととする。

## 2.2. 人間らしさの評価方法としてのチューリングテスト

ロボットやエージェント、ゲームをプレイするプログラム等の分野で人間らしさの実現が試みられていることを述べた。これらの研究において新しい手法を評価するにあたり、人間らしさや自然さといった評価は、主観的なものになりやすく、慎重になされる必要がある。そのため、プログラムの人間らしさを評価する方法として、プログラムを人間と誤認させる割合を定量化して比較するコンペティションが複数開催されてきた。

これらの大会で行われるチューリングテストとは、1950 年の Turing による思考実験やその変形を指している。チューリングの論文においては、デジタル計算機が人間の知能を模倣できることを検証するテストの手順と、そのテストにおいて 2000 年までに 30%の誤認率を達成するデジタル計算機が出現するだろうという予測が示された[Turing 1950]。このテストの解釈や変形には様々なものがあるが[Traiger 2000]、元々のテストでは、一人の評価者が、相手が見えない状況で一人の女性と、男性あるいはデジタル計算機との間で文字のみのインタラクションを行い、評価者はどちらが女性であるかを回答する。男性あるいはデジタル計算機は評価者に女性であると思込ませるために対話を行い、デジタル計算機が男性と同程度に評価者を騙すことができれば、デジタル計算機に十分な知性を認めてよいだろうというものであった。

このテストの枠組みは、プログラムの知性を、評価者を騙すことのできる確率として定量化しており、その後の自然言語領域におけるチューリングテストであるローブナー賞の大会でも採用された[Christian 2012]。ただし、この大会では評価者は対話の中でどちらが女性なのかを回答するのではなく、どちらがプログラムなのかを回答するようなテストが主に行われた。

ゲームを題材としたチューリングテスト大会でも、同様に人かプログラムかを評価者に

見分けさせることが行われた。各プログラムの評価時には評価者は自ら対局しながら、隠された相手が人間か否かの評価を行い、人間と誤認した割合をそのプログラムの人間らしさとして数値化する。この方法は、FPS や囲碁といった対戦型ゲームにおいて、日常で遊ぶ際と同じ文脈で評価するために、普段のプレイヤーとの対戦と比較した不自然さを評価ができると考えられる。

ゲームにおける代表的なチューリングテスト大会には、First Person Shooter (FPS)の 2k bot Prize と、アクションゲームの Mario AI /Platformer AI Competition が挙げられる。これらはチューリングテスト大会として成立させつつも十分な質や量の感性評価データを収集するために、評価方法や比較法を試行錯誤しながら実施されてきた[Hingston 2009, 2010; Togelius 2010]。他には思考ゲームにおいても、日本では囲碁のチューリングテスト大会 [JAIST 2011]が行われるなど、人間らしさの研究ではチューリングテストの枠組みがしばしば用いられる。

それぞれの大会ごとに対象とするゲームや問題意識の違いがあるため、さまざまなレギュレーションが採用された。2k bot prize は、FPS を題材としたチューリングテストを行った大会である。この大会では人間か否かを評価する際のレギュレーションを変更し、評価者はゲーム中の操作によって人間かプログラムかを判定する[Hingston 2010]。具体的には、対戦している相手が人だと思った場合には対人専用武器で、相手がプログラムだと思った場合には対プログラム専用武器で攻撃を行う。これによって、人かプログラムかの判定が正しい場合には相手を一撃で撃破することができるという報酬を与えている。この手法ではゲーム中の操作で回答できるため、ゲーム後にアンケートを行うような方法と比較して、ゲーム中のリアルタイムな評価を計測できるほか、口頭での回答や別の操作を行わせることでゲームプレイを妨げる恐れが抑えられる。ただし、誤答時には相手ではなくプレイヤーがその場で撃破されるペナルティが存在するため、最初に不自然さを感じたタイミングでは回答せず、十分に観察して熟考したのちにしか回答されない恐れがある。第一感としての不自然さを感じた時点で、その評価がその後の評価のバイアスに成り得る可能性もあるため、ゲームや実用時に求めるインタラクションに依っては、この方法が適さないという指摘もある。

一方で Mario AI の Turing Test Track では、インタラクティブにプログラムの評価は行

われない。評価者はインターネット上の評価サイトにアクセスして、プレイの様子を撮影した動画に対して、人間であるかプログラムであるかを評価することでプログラム間の優劣を競う。インターネット上で動画を評価することは、ゲームをプレイして対戦相手を評価することよりも容易なため参加しやすく、大会の開催期間を長くとることもできるため、評価者の数や多様性の増加に効果があると考えられる。また、プログラムを評価させる時には、一対比較法で2つのプログラムの良し悪しを比較することを繰り返させている。この方法では、アンケートでしばしば採用されるリッカート尺度による感性評価と比較して、個人ごとの基準やばらつきの違いを抑制する効果が見込まれる [Yannakakis 2011]。

### 2.3. チューリングテスト大会の成果と制限

これらのチューリングテスト大会は、人間らしいゲームプログラムの研究を盛んなものにしたが、2012年頃を境に現在では開催されていない。2012年の2k bot prize では人間よりも人間らしいプログラムが実現され、人間らしさ実現の方法論は確立したようにも見える。しかしながら、そもそもチューリングテストは人間らしかったプログラムがどう人間らしかったのかということをはっきりと明らかにするようなものではなく、現在も人間らしいゲームプログラムの研究は続けられている。

実際に、これらの大会の成果を確認してみよう。大会によって収集された膨大なデータを用いてプログラムの開発が可能になったことで、教師あり学習などによって人間の模倣が実現可能になった。これは2つのプログラムが人間よりも人間らしいと評価された2012年の2k bot prize から読み取れる。52.2%の評価者に人間と評価された MirrorBot というプログラムはゲーム中に記録した他プレイヤーの行動を模倣し、51.9%の評価者に人間と評価された UT^2 というプログラムは事前に人間の移動データをテーブルとして用意して活用していた [Polceanu 2013] [Karpov 2012]。これにより、プレイヤーの平均である41.4%を超えて人間らしいとの評価を得たため [Polceanu 2013]、人間よりも人間らしいと評価されたことになる。

この結果だけ見ると、人間を模倣することが人間よりも人間らしいプログラムを作成する近道に見える。しかしながら、多様な人間に対して自然に感じるように手加減するプログラムを作成することを究極の目標とする本研究の立場からは、これらのプログラムが獲得したスコアの再現性には、評価者と評価対象の観点において次のような議論の余地がある。

まず、プレイヤーが人間であると評価された割合を見てみると、1位から4位まで順に、53.3%、52.2%、30.8%、26.3%であった[Polceanu 2013]。一方で、上位プログラムが人間であると評価された割合は52.2%、51.9%と、確かにプレイヤーの平均である41.4%を超えているが、このプレイヤーの平均は下位二人によって大きく引き下げられていることが分かる。もしかすると、下位二人のプレイヤーは人間離れした技量を持っていたため、もしくは逆に下手すぎたためにプログラムであるかのように評価され、上位二人は人間のような適度なミスや曖昧さがあったため人間らしいと評価された可能性がある。あるいは、自然言語のチューリングテストで意図的なタイプミスが行われたように[Christian 2012]、上位のプレイヤーは意図的な操作ミスを行っていた可能性もある。つまり、評価対象の技量や行動の指針についての統制がなされていないために、この大会で人間と評価されたプレイヤーやプログラムが、なぜ人間らしいと評価されたのかの解釈が難しい。

次に、実験に参加していた評価者の技量が評価に与える影響を議論する。評価者のプレイヤーとしての実力が評価される人間やゲームプログラムよりも弱かった場合、評価者から見て上手すぎるプレイヤーの行動は理解できず人間らしくないと判断される可能性がある。反対に評価するプレイヤーが強すぎる場合には、初心者による妥当性のない行動は理解できないものと映る可能性がある。

これらを踏まえると、上述のFPS大会で高評価であったプレイヤーやプログラムは、その大会に参加していた評価者と単に技量の近い集団だっただけではないか、という疑問が生じる。しかしながら残念なことに、2k bot prize と Mario AI Competition を始めとしたチューリングテスト大会においては、評価者やプレイヤーの技量に関するレギュレーションについての詳細な規定や条件の統制などの手法は明記されていない。そのため、評価者の技量が人間らしさにどの程度影響するか、大会で有効であった手法がどのような評価者に対して有効なのかといったことは、明らかにされていない。

このようにチューリングテスト大会は、ある実験環境の下でのプログラムの人間らしさを評価する上で有効であったが、人間らしさがどのような時に感じられるものかについては明らかにするものではなかった。そのため、例えば本研究のように初心者や初級者向けにゲームプログラムを手加減させようとする際にどのように感じ取られる不自然さが変わるか、プレイログを模倣する手法を適用することで初心者級位者でも人間らしさを感じられ

るのか、といった疑問については深く議論することはできない。このように研究を進めるためには、プログラムのどんな行動に対して人間や機械と判断するのかという細部の研究が必要になる。

## 2.4. 人間らしいゲームプログラムの近年の動向

チューリングテスト大会が終了したのちには、さまざまな観点から人間らしさを明らかにしようとする研究が行われるようになってきている。

まず人間らしいゲームプログラム研究の方法論の変化として、人の行動を模倣するプログラムを作成する方法が従来は主流であったが、人のプレイヤーの内部モデルを推定しこのモデルを構築する方法が行われるようになってきている。前者に基づく方法には、人間の履歴を参照して再生する方法や、教師あり学習によって人間と着手が一致するように訓練を行う方法があり、チューリングテスト大会で成功を取っている [Polceanu 2013, Karpov 2012, Luong 2017]。後者には、FPS において人間の注意メカニズムに着目した認知アーキテクチャの CERA-CRANIUM モデルや [Arrabales 2009]、Mario AI において人間の入出力における遅延や揺らぎを機械学習時の制約として加えた生物学的制約モデルを構築する方法がある [Fujii 2013]。人間の行動だけでなく、その行動の生成過程を模倣して、ゲームプログラムに人間と感じるような行動を行わせようとしている。人間の制約に着目することによって、Platformer ゲームでの知見をビデオゲームに転用するなど [Khalifa 2016]、異なる題材での応用が可能になっている。

また、人間らしさや不自然さを感じる要素を明らかにしようとする基礎的な研究も行われるようになってきている。2k bot prize 2012 の翌年に、人間らしいプログラムが備えているべき属性のリストが提案されたことは、その先駆けだろう [Polceanu 2013]。チューリングテストのように人かプログラムかの評価を行わせたうえで、その理由についてもアンケートやインタビューによって調査することが行われている。近年ではアクションゲームにおいて、特に操作の巧緻さや精密さが人間らしさに与える影響について研究が進んでいる。Fujii らの生物学的制約モデルと同様のアプローチで、MCTS アルゴリズムに操作による遅延を制約として与えることで、落ち着きのなさや反応の速さを抑制し、人間らしさを向上させることが複数のビデオゲームで示されている [Khalifa 2016]。他にもアクションゲームの

例として、ステージの特徴から人間かプログラムかを予測するモデルの作成を試みた研究も行われている[Camilleri 2016]. この研究では、プレイヤーの操作するキャラクタが、飛び越える穴の幅のサイズが広い場合に、人間かプログラムかの予測精度が上がることを示している。人間らしさというものがプログラム固有のものでなく、表出されやすい状況が存在することを実験から示した点で興味深い結果になっている。

評価者や評価対象の熟達度が人間らしさの評価に影響を与えていると示唆される実験結果も示されている。藤井らの Mario AI のプログラムも評価実験において、評価者の集合を操作することで、人間らしさの評価が変化する可能性が示されている[藤井 2014]. 図 1 は、藤井らの実験における人間やプログラムのプレイ動画に対する人間らしさの評価において、人間のプレイ動画に対する評価のみをプロットするように改変した図である。20 名の実験参加者の評価において、上級者より初級者が、初級者より中級者の方が人間らしいと評価していた。

藤井らは、この 20 名の実験参加者を、実験参加者の人間らしさの評価点数と、プレイ動画におけるマリオの平均スピードとの相関によって 3 つの群に分割して分析を行った。20 名の実験参加者は、速さと相関のある群 (5 名)、相関のない群 (6 名)、逆相関のある群 (9 名) の 3 つの群に分類された。各群のマリオの累計プレイ時間は、順に 46 時間、36 時間、25 時間と、速く操作されたマリオのプレイを人間らしいと評価するプレイヤー群ほどプレイ時間が長い傾向が見られた。藤井らはこの 3 群のうち、速さと相関のある 5 名を除いたうえで、図 1 と同様に人間らしさの評価得点を再度示した。すると、図 2 のように、初級者に対する人間らしさの評価が向上することが観察された。

これらの実験結果から、プレイ動画の熟達度によって人間らしさは変化することと、評価するプレイヤーの熟達度によっても人間らしさの評価基準が異なることが示唆された。評価者と被評価者の熟達度によって感じ取られる人間らしさが変化し得ることを示した重要な事例である。

アクションゲームにおいてはリアルタイムな操作の巧みさが人間らしさに影響を与えるが、将棋や囲碁などのボードゲームではどのような要素が人間らしさに影響を与えるかを調べるような実験は行われていない。アクションゲームの知見を適用しようとしても、ボー

ドゲーム等では操作の巧みさはゲームのプレイに要求されず，ゲームの熟達度がどのように影響するかも明らかでない。



図 1 実験参加者 20 名による人間プレイヤー 3 群のプレイ動画に対する評価。[藤井 2014]の図 4 を元に改変

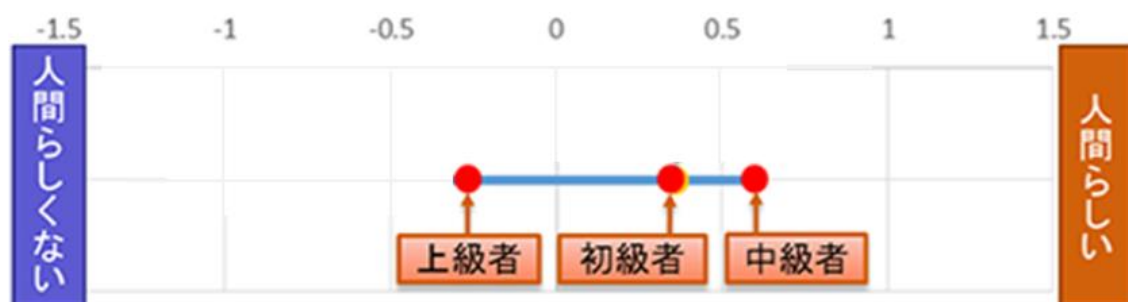


図 2 速さと相関ありの実験参加者 5 名を除いた 15 名による人間プレイヤー 3 群のプレイ動画に対する評価。[藤井 2014]の図 5 を元に改変

## 2.5. 関連研究のまとめと本研究の位置づけ

本論文では人間らしいゲームプログラムという題材について，どのような条件で不自然さを感じてしまうかという観点から研究を進める。上述の通り，人間らしいゲームプログラムは従来チューリングテストを用いての評価が試みられてきた。しかしながら，なぜそのような評価に至ったのかという本質については，アクションゲームにおいて少数の研究が行われたのみであった。さらにアクションゲームの研究では，操作の熟達度が不自然さに影響すると指摘されている一方で，アクションゲーム以外の多くのゲームでは，操作の熟達度は勝敗の主要因とはならず，熟達度が不自然さの評価に影響を与えるかどうかは明らかでは

ない。

そこで本研究では、評価者であるプレイヤーの熟達度と、評価対象であるプレイヤーやプログラムの熟達度（棋力）が影響するのかを、図 3 のように双方向から実験することによって明らかにする。第三章では評価者の棋力の影響を調べるために、評価対象の棋力を固定したうえで、評価者を棋力によって二群に分けて人間か機械かを評価させる実験を行った。第四章では、評価対象の棋力が不自然さに与える影響や、プログラムに手加減させた時に生じる不自然さを調べるために、棋力を動的に手加減するプログラムを実装したうえで、そうでないプログラムとの比較を行った。

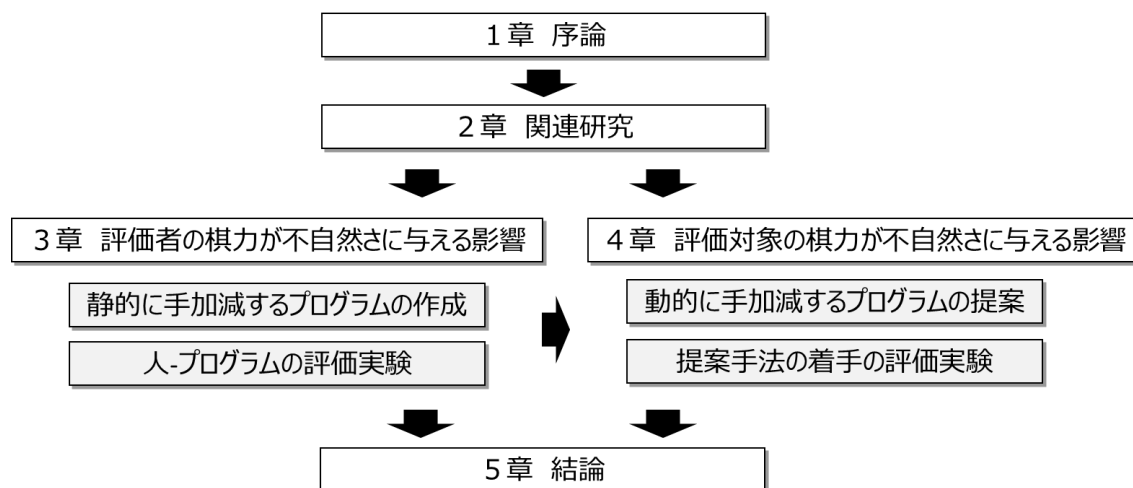


図 3 本論文の構成



### 3. 評価者の棋力が不自然さに与える影響

#### 3.1. 概要

本章ではプログラムの強さを固定して評価者の棋力を変えたときに感じられる不自然さがどう変わるのかを明らかにすることを試みる。棋力の異なる評価者に対して不自然さを自由記述させる実験を行うことにより、言及される不自然さの違いを分析する。本評価実験は、以下のように進める。まずゲームプログラムに手加減させるいくつかの手法について述べ、手加減するプログラムを複数用意する。これらのプログラムを用いて、評価者よりも弱いプログラムの棋譜を作成し、同程度の強さの人間の棋譜を用意する。プロ棋士とアマチュア高段者にそれらの棋譜を提示して、人間かプログラムかを区別させる実験を行う。そして、人間とプログラムを区別する際にその理由を問い、この理由を分析する。

#### 3.2. 関連研究

##### 3.2.1. 従来の静的な棋力の調整方法

ゲームプログラムの棋力を弱く調整する手法には、対局の前にあらかじめ一定の棋力のプログラムを用意しておく静的な方法と、対局中に形勢や着手に応じて棋力を調整する動的な方法がある[池田 2013]。静的な方法は対局相手の棋力の推定などを行わないため実装や計算のコストを抑えられ、動的な方法は対局中のプレイヤーの行動から戦型への得意不得意といった細かいレベルでプレイヤーの棋力に合わせられる。

本実験では、さまざまな棋力のプレイヤーが不自然さと感じる理由を、一定の棋力の人間やプログラムの棋譜を利用して比較する。この目的のためにプログラムの棋力を制御するには、静的に弱く調整しておいたプログラムを用意してその棋譜を評価させる方法の方が、評価対象の棋譜を固定できるという利点があるため、適している。そこで本節では静的に棋力を調整する手法について述べ、評価用のプログラムを準備する。

ゲームプログラムに手加減させる手法について述べる前に、その棋力がどのようにして

実現されているかということについて述べる。特に将棋のような二人完全情報確定ゲームにおいては、ゲームプログラムをいかに強くするかという問題は、一般に「探索手法の改良」と「局面の評価関数の精緻化」という2つの問題に分解される[松原 2016]。将棋においては、研究初期からチェスに由来するヒューリスティックな前向き枝刈り [山下 1998, 棚瀬 2000, Hoki 2012] や、将棋の熟達者によって選別された特徴にもとづく評価関数[山下 1998, 鶴岡 2003]によって強さの実現が目指されてきた[小谷 2009, 金子 2012b]。その後パラメータの増加に伴い自動でパラメータを調整しようとする研究[薄井 1999, 鶴岡 2001, 鈴木 2005]も増えていった。2006年に Bonanza というプログラムが3駒関係で表現される評価関数をプロやアマチュアプレイヤーの棋譜を教師データとして学習する手法で成功を収める[瀧澤 2018]と、その手法が一気に主流となった[保木 2006, Hoki 2011, 松原 2016]。探索と評価関数の枠組みは変わらず成立しているが、少ないヒューリスティックなルールを適用する手法から大規模にデータを活用した機械学習の手法へと流行は変化してきている。

ゲームプログラムを弱く調整する手法も、探索と評価関数を調整することによって行われるのが一般的である。池田の調査によると、多くの市販プログラムにおける主要な静的な手加減方法は、探索量の削減によって段級位に応じて段階的に弱くしたプログラムを作成することである[池田 2013]。ただし、初心者に対しては探索の調整だけでは十分に弱くならない場合もあり、探索空間の削減以外の例も紹介している。詰将棋探索ルーチンの無効化や、同じ駒を多く動かすヒューリスティックの実現、最善手から一定の評価値だけ悪い着手を選択する手法などがある。これらの事例に見られるように、多くの市販プログラムにおける手法では、評価関数に対する変更よりも探索に対する変更によってプログラムを弱くする試みが主流であった。探索の深さを制限することや探索の時間を減らすことは、市販プログラムに通常備えられている探索を打ち切るアルゴリズムのパラメータの変更によって比較的容易に実現できるため、実用の上では実装上のコストを抑えられるために多く用いられてきたと考えられる。

近年、ゲームプログラムの評価関数に手を加えることで、より弱い着手を選択させることができるという報告がいくつかなされている。正規分布に従う乱数を評価関数に加えることで元のプログラムと異なる弱い着手を選択できることが報告されている[Obata 2010]ほか、評価関数の訓練に用いる棋譜集合をプロ棋士のものとした群とアマチュア高段のもの

としたプログラム間で強さや次の一手問題の正答率に違いが生じることが報告されている [金子 2012].

ここで注意しなければいけないのは、チェスや将棋のような min-max 探索を主軸とするゲームプログラムの思考方法は、人間のものと異なるという点である。チェスや将棋では、人間の熟達者の優れた意思決定がどのような知覚や思考で実現しているのかが研究されている。人間は優れたパターン認識と選択的な探索 [Chase 1973, Gobet 1997; 伊藤 2002, 2004] によって少ない候補手を読んでいる。それに対して、殆どのプログラムは網羅的に探索空間をしらみつぶしに探索しているという違いが指摘されている [伊藤 2005].

このようなプログラムを弱くするために静的な方法で探索空間を狭めた場合には、人間とプログラムの探索方法の違いによって、人間とは異なった弱さが実現され得る。人間の思考方法では、手数は短くとも見つけにくい好手や、手数は長いが見つけやすい一連の必然手というものが存在する。弱くするために探索深さを浅くする方法では、これらは考慮されずに均等な長さの手数制限によって見落とされるかどうかが決まってしまう。さらに、プロ棋士のようにするよう精緻化された評価関数に対しては手を加えられていない。この状態では、いわばプロ並みの直観だが数手先の損が見えていないというような不自然な弱さを感じとられてしまう可能性がある。

### 3.2.2. 弱いプレイヤーの棋譜を模倣する将棋プログラム

本研究では静的に弱いプログラムをいくつか用意して、複数の棋力の評価者群に不自然さを評価させる。探索空間を削減したプログラムや評価に乱数を加えたプログラムに加えて、評価関数をアマチュアの棋譜に一致するように学習させることで弱くしたものを用意する。

本研究では評価関数の学習に用いるために、オープンソースプログラムの Bonanza 6.0 を利用する [Hoki 2019]. Bonanza は対局用のプログラムを作成するためのベースプログラムとして利用された実績が数多くあるため、これを用いることとした。利用例として乱数を加えることでプログラムを弱く調整する方法 [Obata 2010] や個性のあるプレイヤーを学習する方法 [生井 2010; Omori 2016, 大森 2016] などが挙げられる。

Bonanza の評価関数の学習では、駒の価値だけでなく、駒の位置関係の良し悪しについても棋譜から学習する [保木 2006]. 自分の玉 (King) と相手の玉 (King) ともう一つの駒 (Piece) との位置関係に対するスコアを KKP, 自分の玉 (King) と他の 2 つの駒 (Piece) との位置関係に関するスコアを KPP と呼び、教師データであるプロやトップアマチュアの棋譜と同じ着手を選択できるようにこれらの特徴量を調整する.

Bonanza の手法で特徴量を調整する枠組みでは、与えられた棋譜集合の局面群に対して、棋譜中の着手と、浅い探索結果の着手の一致度を損失関数として定式化し、この損失関数の最小化によって、浅い探索結果を計算するために利用される特徴量を反復的に調整していく [Hoki 2014]. 具体的な目的関数  $J_{\text{MMTO}}^{\mathcal{P}}(\mathbf{w})$  は、損失関数  $J(\mathcal{P}, \mathbf{w})$  と二つの正則化項  $J_c(\mathbf{w})$  と  $J_R(\mathbf{w})$  から成る.

$$J_{\text{MMTO}}^{\mathcal{P}}(\mathbf{w}) = J(\mathcal{P}, \mathbf{w}) + J_c(\mathbf{w}) + J_R(\mathbf{w}) \quad (1)$$

この式で主となる損失を表す第一項は、棋譜の着手と探索によって選ばれる着手との距離によって計算される. 訓練する局面集合を  $\mathcal{P}$ , 局面  $p \in \mathcal{P}$  での望ましい着手を  $d_p$ , 局面における合法手集合を  $\mathcal{M}'_p$ , 局面  $p$  から着手  $m$  によって進んだ局面を  $p.m$  とすると、次のように書ける.

$$J(\mathcal{P}, \mathbf{w}) = \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{m \in \mathcal{M}'_p} T(s(p, d_p, \mathbf{w}) - s(p, m, \mathbf{w})) \quad (2)$$

ここで、 $T(x)$  はシグモイド関数であり、関数  $s(p, \mathbf{w})$  は、局面  $p$  から、パラメータ  $\mathbf{w}$  を用いて探索した場合の評価値を返す.

二つの正則化項は、パラメータを定数倍しても着手が変わらないことや、駒の位置関係よりも駒割りを重視するといった将棋特有の性質を考慮して  $\mathbf{w}$  に課す制約を導入するものである. 駒の価値についてのパラメータに対する正則化項  $J_c(\mathbf{w})$  と、駒の位置関係についてのパラメータに対する L1 正則化項  $J_R(\mathbf{w})$  は、ラグランジュ乗数である  $\lambda_0$  と  $\lambda_1$  と、 $\mathbf{w}$  の部分集

合 $\mathbf{w}'$ と $\mathbf{w}''$ を用いて次のように書ける.

$$J_c(\mathbf{w}) = \lambda_0 g(\mathbf{w}') \quad (3)$$

$$J_R(\mathbf{w}) = \lambda_1 |\mathbf{w}''| \quad (4)$$

局面集合 $\mathcal{P}$ は、オンライン対局場でのアマチュアプレイヤーの棋譜を集めた将棋倶楽部 24 万局集[久米 2002]に収録される棋譜のうち、プレイヤー層の多いレーティングが 1300 台 (初段レベル) のプレイヤーの棋譜からランダムに 30000 局選択して構成した. Bonanza 6.0 を用いて、 $\mathbf{w}$ の各要素を 0 で埋めて学習を開始した.

### 3.3. 棋譜に対するチューリングテスト実験

#### 3.3.1. 概要

プログラムの強さを固定して評価者の棋力を変えたときに感じとられる不自然さがどう変わるかを調査するために、アマチュア初段レベルの人間と同程度の強さのプログラムの棋譜を用意し、異なる棋力の二群に人間かプログラムかを評価させる.

実験参加者には人間やプログラムと直接対局はさせず、棋譜だけから人間かプログラムかを評価させると共にその理由を自由記述で回答させる. 対局しながら評価させることを避けたのは、対局させると対局毎に違う局面が現れることになり、評価する局面を統制させることが困難であるためである. 実験参加者間で評価する局面を同じにするために、こちらで用意した棋譜を評価させることにした. 他の方法としては、特定の局面を次の一手形式で表示させ、評価させる手法も考えられた. しかしながら、その方法ではどのように選んでも恣意的な局面のみ評価することになるばかりか、一局を通した不自然さの評価は難しい. 棋譜を評価させることで一局を通した流れの不自然さも評価することができると考えた.

棋譜を閲覧させて評価させるという課題の性質には上述のようなメリットがある。その反面、次の一手課題のような一問一答の課題と比較して、実験参加者は棋譜をすべて見なくてはならない。それによって実験参加者の負担が大きく、一局に数個の指摘しか得られないというデータ数の少なさという問題がある。そこで本実験では統計量的な結論は求めず、人間とプログラムとの区別を行う際の判断理由の質的分析に重きを置く。評価者の判断理由を質的に分析することで、人間がどのように自然さを感じるのかという仮説を立て、この仮説にもとづいて自然に手加減する将棋プログラムを作成するための指針を示す。

### 3.3.2. 実験条件

#### 参加者

大学将棋部の学生 6 人と、日本将棋連盟プロ棋士 5 人が実験に参加した。実験参加者には、今回実験で評価させる棋譜である初段プレイヤーの棋譜を評価して、言語化できるだけの棋力が求められる。そのため、アマチュアプレイヤーの募集時には、有段者のプレイヤーという条件を設けた。その結果、アマチュアプレイヤーは将棋倶楽部 24 のレーティングが全員 2000 を超えており、初段プレイヤーのレーティング 1300 より十分に高いプレイヤーが集まった。実験参加者には実験前アンケートにおいて、将棋プログラムとの対局経験や不自然さを感じた経験について尋ねており、将棋プログラムについて全く知らない実験参加者が存在しないことを確認した。

#### 手続き

棋譜の評価はウェブ上で行わせた。実験を行うためのウェブサイトへのアクセス方法を教示し、ウェブサイトでは棋譜が表示され先手側が人間かプログラムかを評価させた。

教示では、表示する棋譜のプレイヤーの棋力は初段程度であることは明示した。一方で、棋譜のうちいくつが人間なのか、対戦の組み合わせの種類（人間同士なのか、人間とプログラムの対戦があるのかなどの内訳）などの情報は開示しなかった。

実験は、以下の手順で行われた。

1. 実験前アンケートに回答させる
2. 未評価の棋譜から、ランダムに一つ表示する
3. 表示した棋譜に対する評価を回答させる
  - (ア) 5段階のリッカート尺度による人間かプログラムかの評価
  - (イ) (ア) の評価理由の自由記述
4. すべての棋譜について回答するまで、2, 3 を繰り返す
5. 実験後アンケートに回答させる

### 評価させるプログラムの棋譜

実験で用いた棋譜は、初段程度の人間同士の棋譜と初段レベルに調整されたプログラム同士によるもので、表 1 のような内訳で 20 局用意した。人間の棋譜は、将棋倶楽部 24 万局集[久米 2002]の棋譜から、レーティングが 1300 台のプレイヤー同士の対局からランダムに抽出した。プログラム同士の対局の棋譜は、3 種類のプログラムについて、同じプログラム同士の自己対戦によって作成し、ランダムに選択した。例外的な対局である相入玉によって数百手かかった対局が選ばれた際は、再度選び直した。

表 1 実験で評価する 20 の棋譜の内訳

| 棋譜番号  | 棋譜のプレイヤー(プログラムは自己対戦)        |
|-------|-----------------------------|
| 1-5   | 深さ 4 : 評価関数を初段の棋譜で学習したプログラム |
| 6-10  | 深さ 6 : 乱数で棋力調整したプログラム       |
| 11-15 | 深さ 3 : 深さのみで調整したプログラム       |
| 16-20 | プレイヤー                       |

ここで、レーティングはプレイヤーの強さを表す指標で、対局者のレーティングと勝敗に応じて対局後に更新することで、プレイヤーの強さを表す。将棋倶楽部 24 で利用しているレーティング計算式は以下に従う [久米 2012]. 勝敗によって変動するレーティングは式(5)で与えられ、対局者のレーティング差  $dr$  による予測勝率  $W_e$  は、式(6)で与えられる.

$$R = \text{previous } R + \frac{(\text{opponent's } R - \text{previous } R) \pm 400}{25} \quad (5).$$

$$W_e = 0.5 + 0.00125dr \quad (6),$$

コンピュータ将棋の対局場である floodgate においても、AI を登録することでレーティングを計測できる [森脇 2007]. floodgate は 2007 年の将棋倶楽部 24 で稼働させた YSS の点数と一致するように調整された経緯より、floodgate と将棋倶楽部 24 のレーティングを同



じように扱えるものとする[山下 2014].

3種類のプログラムは、レーティングが1300に近くなるように調整した。まずレーティングの基準として、オンラインの将棋プログラムの対局サーバである floodgate を用いて、Bonanza 深さ5のレーティングを1984と算出した。このプログラムとの対戦による勝率からレーティングを算出し、棋力が初段になるように探索の基準の深さを調整していった。深さのみで棋力を調整したプログラムは深さ3、弱いプレイヤーの棋譜を教師として最適化したプログラムは深さ4、小幡らの方法[Obata 2010]にもとづいて評価関数に対して標準偏差1000の正規分布の乱数を加えたプログラムは深さ6となった。

### アンケートの設問内容

棋譜を評価させる実験フェーズにおいては「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？」という設問を用意して、以下の5段階によって棋譜が人間のものかプログラムのものかを評価させた

- 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

また回答時には、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を除去するために「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。該当する棋譜は存在せず、データの欠損は生じなかった。他の設問項目は、付録Aにまとめて記す。

### 3.3.3. 結果

#### 棋譜の評価結果

アマチュアとプロ棋士と、実験参加者を 2 群に分けた上で、棋譜ごとに人間らしさの評価を示した結果が図 1 である。すべての棋譜集合において、プロ棋士よりアマチュアの方が、より人間らしいと評価している。アマチュアとプロ棋士の間では、特に深さのみで棋力を調整したプログラムの差が大きかった。評価者ごとの詳しい評価結果は、付録 B として載せる。

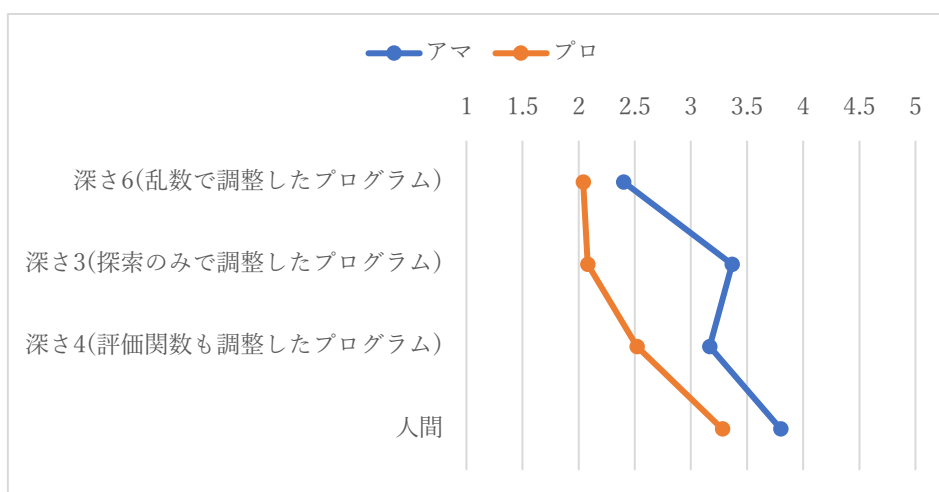


図 4 アマチュアとプロ棋士の 4 種類の棋譜に対する評価。1 がプログラム、5 が人間とする回答

#### 評価理由の質的分析

アマチュアとプロ棋士の間で評価の分かれた棋譜が存在したため、その理由について詳しく分析する。棋譜 15, 19 番は、プロ棋士の多くがプログラム、アマチュアの多くが人間と評価しており、プロ棋士とアマチュアでかなりはっきりと意見が別れた。これらの棋譜では具体的な着手への言及が行われていたため、その着手を取り上げながらその理由の比較を行う。

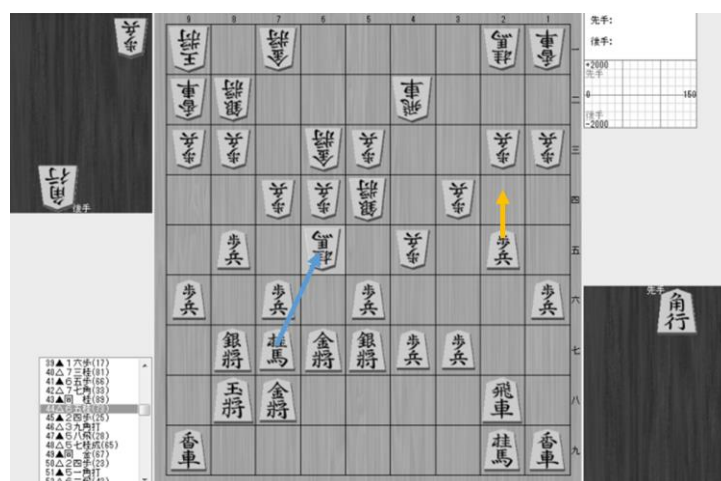


図 5 棋譜 15 番におけるプロ棋士が悪手だと指摘した局面。

実際の着手▲2四歩（黄）と，プロ棋士の推奨手▲同桂（青）

15 番の棋譜は，深さのみを調整したプログラムの棋譜である．アマチュアは 4.0，プロ棋士は 2.2 の評価をつけたこの棋譜では，アマチュアプレイヤー 5 人が人間の棋譜と評価している．アマチュアとプロ棋士では評価が分かれているが，プロ棋士の中では同じ着手に対して 5 人中 4 人が悪手と評価している．図 5 がその局面であり，後手が△3五桂と 5七の銀を狙ってきた場面である．棋譜では桂馬の交換によってより価値の高い駒である銀を守る▲同桂でなく，▲2四歩と別の位置を争点として歩を突いた．これ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」と指摘しているのに対して，アマチュア群ではこの着手を指摘した者はいなかった．

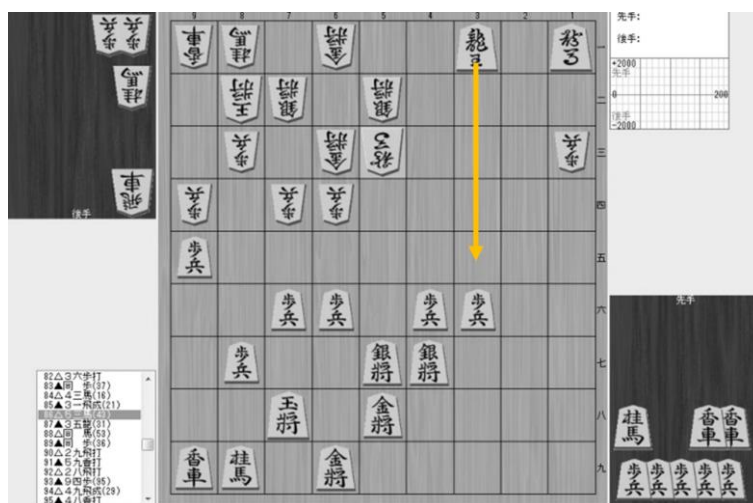


図 6 棋譜 19 番におけるプロ棋士は非人間的な悪手，アマチュアはうっかりミスだと指摘した局面．実際の着手は▲3五龍（黄）

19 番の人間の棋譜でも，具体的な悪手に対する言及が行われた．この棋譜はアマチュアの評価がすべての棋譜の中で最も高く，4 人が「人間の棋譜」，2 人が「どちらかといえば人間の棋譜」と答え，アマチュアは 4.7，プロ棋士は 2.6 であった．この人間の棋譜では，後手の馬によって龍が取られそうになった図 6 の局面での対応が焦点となった．実際の棋譜では指された▲3五龍に対して，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」「▲3五龍の一手を除けば，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評価した．

## 回答理由の言語データ

続いて、評価理由の詳細な分析を行った。20の棋譜それぞれの評価理由について、表2のように、棋譜ごとに評価理由をラベル付けした。1つの棋譜には複数の理由がある場合があるので複数のタグが付いているものもある。20の棋譜に付けられた回答理由のタグを集計し、アマチュアとプロ棋士ごとに内訳をまとめたものが図7、図8である。これをもとにアマチュアとプロ棋士の共通点と相違点を挙げる。

表2 評価理由のカテゴリ

| カテゴリ        | 概要   |
|-------------|--|
| 流れに沿った手     | 相手の指し手への受けや大局の流れの有無  |
| 強さの一貫性      | 序盤や中盤の強さと、終盤の寄せや詰め方の精度の一貫性                                 |
| 個々の指し手      | 個々の指し手の狙いや意図の有無。<br>人間らしい手に対して、コンピュータらしい/機械らしい/プログラムらしい指し手 |
| 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、急がない寄せ方                      |
| 感情          | 白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か                       |
| ミス          | ミスの有無。   |
| 自然          | 不自然なところが無い   |

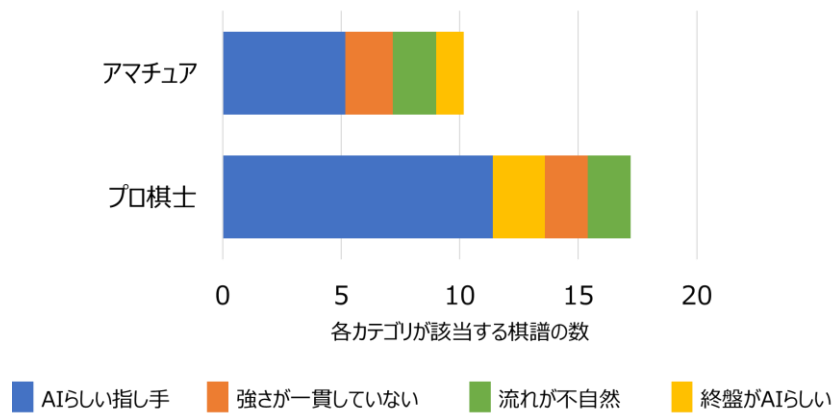


図 7 機械と評価した理由の回答数内訳

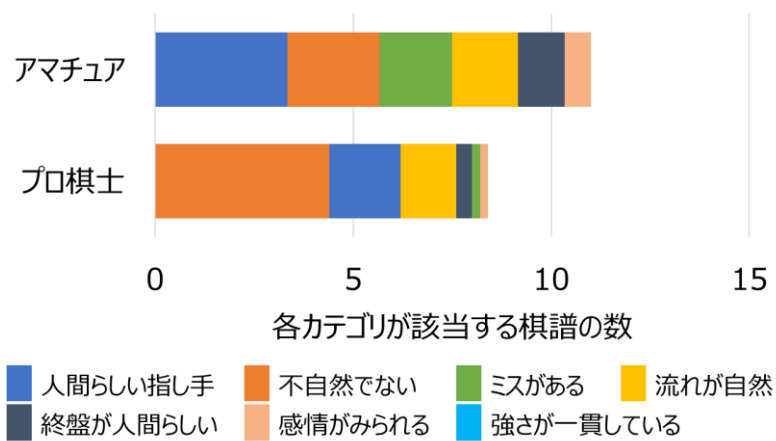


図 8 人間と評価した理由の回答数内訳

図 7 のプログラムらしいと評価した理由について、アマチュアとプロ棋士の個々の共通点から述べる。指し手からコンピュータらしいと感じることが、アマチュアもプロも、他の理由と比較して二倍以上多く挙げられていた。プロ棋士がコンピュータらしいと回答する頻度は、アマチュアのほぼ倍であった。プログラムらしいと感じる他の理由には、アマチュアとプロで順序の違いがあれども、今回の実験では出現数には大きな差は見られなかった。

図 8 の人間らしいと評価した理由を見ると、人間らしい指し手と不自然でないことが、アマチュアとプロ棋士のどちらも多かった。ただし、プロ棋士は不自然でないことを最大の理由としていた。また、強さが一貫していないことがプログラムと評価する理由として言及された。その一方で、強さが一貫していることを人間と評価する理由とするという言及は、アマチュアもプロも問わず今回は見られなかった。

#### 3.3.4. 考察

まず、本実験で棋譜の人間らしさに対する評価の結果、アマチュアはプロ棋士よりもすべての棋譜集合に対して、より人間らしいという評価を下していた。このことは、評価する棋力の違いによって、同じ棋譜でも人間らしさの評価が異なることを表している。つまり、人間らしさの評価は評価側の人間の棋力に依存することが示された。

上記のアマチュアとプロ棋士の 2 群で評価が異なった理由について、具体的にどのように評価が異なったと考えられるのか、評価理由の出現頻度から考察する。人間と評価した理由について比較すると、アマチュアはプロ棋士よりも人間らしい指し手や人間的なミスを多く指摘していた。プログラムと評価した理由について比較すると、アマチュアもプロ棋士も特定の着手に着目し、プログラムらしい着手があることが最も大きな理由として指摘されていた。そして、プロ棋士はアマチュアよりもプログラムらしい着手について多く言及する傾向が見られた。これは、プロ棋士の方が悪手に敏感であるために、それをプログラムらしい着手であると判断した可能性がある。このことがアマチュアの方がプロ棋士よりも人間らしい評価が多かった理由ではないかと考える。

アマチュアとプロ棋士の評価が分かれる棋譜を 2 つ示したが、上記の傾向と合致し、ひとつの棋譜は人間のミスをアマチュアは人間らしいと、プロ棋士は人間的でない悪手だと評価し、もう一つの棋譜では、プログラムの悪手に対して、プロ棋士のみが人間的でない悪手だと評価していた。人間らしい理由の 1 位、2 位に不自然でないことが挙げられ、実際の棋譜でも、悪手を指摘しなかったアマチュアにとっての人間らしさは高く、悪手を指摘したプロ棋士にとっての人間らしさは低かった。

本実験で回答された人間らしさの要素を関連研究との比較を行う。既存の自然なプログ

ラムの研究と対比すると、本研究は思考ゲームで不自然さの要素を実験から調べたことに特徴がある。これまでの研究ではアクションの含まれるビデオゲームが対象とされることが多かった。例えば複数のゲームを一つのプログラムにプレイさせる General Game Playing [Khalifa 2016]や FPS[Polceanu 2013], Mario AI[Fujii 2013]の研究では、操作における瞬間的な反応や精密さがプログラムらしいとされる理由として挙げられている。それと比較して将棋という思考ゲームにおいては、着手の良し悪しという、知覚だけではなく思考しなければ判断しにくいものが人間らしさの主要な判断理由となっている点が異なる。デジタルゲームにおいても、操作による不自然さの問題が解決されたのちに、このようなプログラムの行動の良し悪しによって不自然さが判断される可能性もある。

注意すべき点として、今回の実験で出現した評価理由のカテゴリは、言語化による事後報告であることが挙げられる。リアルタイムに思考の発話を行わせる発話プロトコル法 [Ericsson 1993]とは異なり、記述による回答では、書き出す前に、考えを整理し変形している可能性がある。つまり、直感的に言語を伴わずに不自然さを感じていたとしても、後から意味づけを行って理由を記述した可能性は十分に有り得るほか、記述している中で情報の整理や記憶との結びつきが生じ、棋譜の外の情報をもとに判断してしまう可能性もある。更には言語データ解析の避けられない課題ではあるが、記述されなかった理由であっても、それを考えていなかったという根拠足り得ないことも留意する必要がある。例えば強さに一貫性があるために人間らしいという回答は、強さに一貫性がないためにプログラムらしいという回答とは異なり、一件も得られなかった。しかしながら、他に明確な人間らしい着手があったために、そちらを記述したことで一貫性について記述しないことや、一貫性から人間の棋譜と当たりをつけ、人間である証拠を次々に見つけていった結果、最初に考えた一貫性について失念してしまう可能性もある。このような思考が行われていたかを踏まえて議論を行うために、結論に至るまでにどのような過程で人間とプログラムとを判別するのかをリアルタイムに発話させ記録することで、より多くの人間らしさの知見を得ることが可能になるだろう。



### 3.4. まとめ

プログラムの強さを固定して評価者の棋力を変えたときに感じとられる不自然さがどう変わるかを明らかにするために、本章では初段の人間やプログラムの棋譜を、人間のものかプログラムのものかを評価させる実験を行った。実験参加者をアマチュアとプロ棋士の2群に分けて分析を行った結果、プロ棋士はアマチュアと比較して、どの棋譜集合に対してもプログラムと判断しやすい傾向が示された。この結果は、人間かプログラムかの評価が、観測者の熟達度という属性によって変化することを示している。

また、人間かプログラムかの評価理由の分析から、プログラムらしいと評価する理由は共通して悪手が大きな理由となっているが、悪手の基準は棋力によって変わることが示唆された。これは、実験の再現性を担保するためには実験参加者や評価対象の棋力を記録及び統制する必要があるという実験計画上の考慮すべき知見である。

アマチュアプレイヤーは悪手に対してミスと見做して人間と判断する傾向があったことから、自然な手加減をするプログラムへの応用方法として、アマチュアに対してはミスを模倣することの有効性が示された。実際には、対局の中でプレイヤーの棋力に応じて悪手を指す時指さない時を決定しなければならないという問題があるが、このアルゴリズムの提案と、着手の評価値と不自然さを感じるかの関係の調査は、第四章の課題となる。第四章では、不自然と感じられずに悪手を指すための具体的な実装を行い、手加減するプログラムや強いプログラム、弱いプログラムに対するプレイヤーの評価を、一手ずつの細かい粒度で計測して分析することとする。

## 4. 評価対象の棋力が不自然さに与える影響

### 4.1. 概要

本章では、プログラムの強さを変えたときに感じられる不自然さがどう変わるのか、プログラムに手加減させる際にどのような不自然さが生じるのかを明らかにすることを試みる。評価者の棋力を統制する前章の実験から、悪手が不自然さの理由として挙げられやすく、悪手と感じられる着手は評価者の棋力によって異なることが示された。本章では動的に手加減するプログラムを作成したうえで、プログラムが手加減する際に感じられる悪手の分析を行う。

まずは手加減するプログラムの関連研究として、プレイヤーの棋力を推定する研究や、適応的に強さを調整する研究について述べる。その後、具体的に動的に手加減するアルゴリズムの提案を行う。この提案アルゴリズムの手加減の有効性と、プレイヤーに感じさせる不自然さの分析を行うために、本章では3つの実験を行う。第一に、プログラムとの対局実験により、対戦相手に対して動的に手加減できるか評価実験を行う。第二に、オンライン上でプログラムを公開しての対局実験によって幅広いプレイヤーに対する手加減の有効性と実用上の課題を分析する。第三に、初心者、経験者を対象として動的に手加減するプログラムと強さを固定したプログラムとの対局実験を行い、悪手の感じ方を比較する。

### 4.2. ゲームプログラムの強さを動的に調整する先行研究

対局相手に合わせて自然に手加減するプログラムとしては Tutoring Search アルゴリズム[飯田 1995]が提唱されている。Tutoring Search は、min-max アルゴリズムに相手モデル(Opponent Model)を導入した OM Search アルゴリズムを、手加減のために拡張したアルゴリズムである。min-max 探索では、互いに最善手を指すと仮定した場合の最善手を選択する。それに対して OM Search では、相手が最善手ではなく何らかのモデルにもとづいて着手を選択すると仮定して、最も自分が得をする着手を選択する[Iida 1993, 徳田 1994]。Tutoring Search では、相手モデルを用いて相手が気づかない程度の最善手ではない手を選択することで、対戦相手に悪手を悟らせない。理論としては定式化された

Tutoring Search であるが、これを実装するためには、対戦相手プレイヤーのゲーム局面に対する評価関数を推定するという課題がある。

対戦相手の評価関数の推定は、ゲームの複雑さによって難易度が異なる。例えばオセロプログラムでは、いくつかの特徴の組み合わせによって、対局中にプレイヤーと着手が一致する評価関数の選択を行う手法[李 2012]が提案されている。しかしながら、将棋のように億単位のパラメータが利用される場合[Hoki 2014]、特徴の組み合わせの数は爆発的に増大し、リアルタイムな推定は困難になってしまう。

このようにプレイヤーが着手を決定する内部的なパラメータを推定することはゲームによっては困難である。そこでプレイヤーの内部はブラックボックスとして、出力の確率分布に着目することで近似しようとするアプローチも行われている。上田らのオセロプログラム[上田 2012]では、プレイヤーが過去に選択した手とその時の最善手との評価値の差分の平均を算出することで、この差分の平均と同程度の着手を対局中に選択する。この方法は、着手の評価値にのみ着目することで、新たな特徴量の組み合わせの問題を回避している。

しかしながら、平均値による近似では、候補手に平均値と近い着手があるとは限らないという問題がある。また、将棋においては評価値の変化量が大きいという問題もある。将棋では殆どの着手は評価値の変化は数十から数百程度であるのが一般的である。しかし、大駒や玉が頓死するような大悪手が発生すると、数千や数万の変化量となることがある。特にこのような大悪手はアマチュアでは頻繁に見られ、評価値の平均を大きく下げる要因になる。そのため、大悪手を外れ値として除外した上で、不自然でないタイミングでプログラムも大悪手を指すなどの工夫が必要である。

これらの課題を解消する方法として、池田によるモンテカルロ碁による接待アルゴリズム[池田 2013, Shi 2019]が挙げられる。この方法は、囲碁で用いられるモンテカルロ木探索で着手ごとに勝率を計算し、形勢を5分か少し不利にする着手を選択する。手加減の性能としては、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、プログラムの勝率を下げられることが示されている。

この方法は、形勢にのみ着目することで、事前に学習せずにゲームを均衡に近づけられる。また、常に形勢を均衡にする手を選んでプレイヤーの悪手につけ込む好手を見逃すこと

で、プログラムだけが得することを避けられる。この方法は、例えば定跡に不慣れな初心者に対してのメリットが考えられる。プログラムが初心者の際を突いて序盤で大差をつけてゲームを終わらせてしまうことなく、いい勝負を続けて一連のゲームとして成立させることが期待される。しかしながら、将棋ではモンテカルロ木探索の手法は一般的ではなく、min-max 探索がベースであるので、それに合わせた棋力の調整方法が必要である。

#### 4.3. プレイヤの技能に適応的に弱く指す将棋プログラム

##### 4.3.1. アルゴリズム

ここでは、池田の囲碁で用いた手法を参考に変更を加えて、形勢の均衡を保つ手法を提案する。囲碁では、形勢判断は勝率によって行われているのに対して、将棋では、形勢判断は評価関数による評価値によって行われるのが一般的である。囲碁において、形勢が均衡した状態は勝率が 50%に近い状態であるのに対して、将棋で形勢が均衡した状態は評価値が 0 に近い状態であると考えられる。したがって、候補手ごとの探索後の評価値が最も 0 に近い着手を選択することで形勢の均衡を試みる。形勢の判断には将棋における一般的な探索方法である min-max 探索を利用し、探索の結果得られた現局面における候補手ごとの評価値  $V(M)$  を、式(7)によって  $V_0(M)$  に変換する。

$$V_0(M) = \begin{cases} -V(M), & V(M) \geq 0 \\ V(M), & V(M) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

この関数によって、候補手の評価値は 0 に近い指し手ほど高い値になるように変換され、その中で最も高い評価値の着手が選ばれる。現実的な実装においては、 $\alpha\beta$  探索のような安全な枝刈りや、Futility pruning や null move pruning などの前向き枝刈りによって探索空間は削減される。しかしながら、これらの枝刈りがあっても、現局面の候補手の中から 0 に近い指し手を選択するという挙動は変わらない。したがって、調整される人よりも十分に強いプログラムを用意すれば、本手法を用いることでプログラムやゲームを問わず強さの動的な調整は実装可能であろう。

### 4.3.2. 実装

本研究で利用したプログラムは、オープンソースの将棋ソフトである Bonanza である [Hoki 2019]. Bonanza は minmax 探索を最適化する局面評価の機械学習に将棋で初めて大きな成功を果たしたプログラムであり [保木 2006] [瀧澤 2018], 本研究を行うための十分な強さも有する. Bonanza には futility pruning や null pruning, Late move reduction といった枝刈り手法など, 性能向上のための技法が実装されている [Hoki 2012, 2014]. 提案アルゴリズムを Bonanza に適用して実装を行い, 比較用のプログラムも Bonanza のパラメータを変更したものを利用する. 現局面の候補手ごとの探索結果の評価値に式(7)を適用することで, 0 に近くなる着手を選択することが出来る.

Bonanza には性能を向上させるためにメモリやテーブルを利用する hash learn オプションや, 相手番の探索時間を利用して思考する ponder オプション等が存在する. 提案アルゴリズムではこれらのオプションは無効化することにした.

本実験は対局実験であるため, プレイヤに遅延を感じさせないように探索時間を設定した. 静止探索を除く基準探索が深さ 5 と設定したところ, 思考時間を 1 秒以下に抑えつつレーティングにして 1984 程度の棋力 (アマチュア 4 ~ 5 段レベル) が実現できた. そのため, 探索の深さは 5 と決定した.

序盤や終盤における提案アルゴリズムの設定や処理についても記述する. 序盤の定跡の設定については, 手数制限なく有効とした. これによってプレイヤが定跡を外れなければ定跡を続けるようにした. 一方, 終盤の詰みがあるかないかのような局面においては, Bonanza は探索開始前に, transposition table を用いて探索開始局面に詰みが存在するか transposition table を参照している. この処理ではまず探索開始局面の評価値と最善応手系列を transposition table から取得する. この評価値が詰みを表す値であれば, Bonanza は探索を行わずに相手玉を詰ませる最善手を選択する. 挙動としては, 最初に探索の中で詰みを見つけた場合は選ばれず, 2 回目に同じ詰みのある局面になった時に, transposition table からその手を取得することによって詰ませることになる. これによって, 詰みのある局面が続いていざづらに詰まさない手ばかりを選び続けることはない. 本研究の対局実験においても, 提案プログラムが相手を詰ませて勝利する対局が確認されている.

## 4.4. 適応的な強さの調整の評価実験

### 4.4.1. 概要

自然に手加減するプログラムの試作として提案アルゴリズムを実装した。このプログラムの自然さを評価する前に、このプログラムによって相手の棋力に合わせた手加減ができているのかを調査する必要がある。つまり、提案アルゴリズムの実装によって、元々勝てる相手に対して勝率を 5 割程度に調整できるのかを調べる必要がある。そこで、深さ 5 の既存プログラムと、深さ 5 の提案プログラムを作成し、それらより探索の浅いプログラムとを対戦させ、勝率を比較する実験を行った。

### 4.4.2. 方法

対戦相手のプログラムとして、静止探索抜きの基準探索の深さが 1, 2, 3, 4 の Bonanza を用意した。それぞれのレーティングは、将棋倶楽部 24 のレーティングで順に 824(1-dan)<sup>1</sup>, 1159(2-dan), 1442(2-dan), 1740(3-dan)に相当する。また、深さ 5 の Bonanza は、1984(4-dan)に相当する。4つのプログラムが、深さ 5 の既存プログラムと深さ 5 の提案プログラムに対してどの程度勝つことが出来るか、それぞれのプログラムについて先後 500 回ずつ対戦を行った。この中から同一の棋譜となった対局を除いて、4つの既存プログラムに対する勝率を比較した。

---

<sup>1</sup> 本章では、レーティングを表記する際に、81Dojo での級位を併記する。例えば将棋倶楽部 24 レーティングで 824 の場合、R824(1-dan)と表記する。81Dojo と将棋倶楽部 24 間では対応表が提供され、一方の対局場のレーティングからもう一方でのレーティングを予測できる [81Dojo Rating System | [http://81dojo.com/documents/Rating\\_System](http://81dojo.com/documents/Rating_System)].

#### 4.4.3. 結果

既存プログラムと提案プログラムに対する 4 つのプログラムの勝率とその勝率の 95%信頼区間によるばらつきをエラーバーとして図 9 に示す。4 つのプログラムが既存プログラムに対して深さ 4 のとき以外全く勝てていないのに対して、提案プログラムは 4 割から 8 割程度の勝率を示している。4 つのプログラムに対して、既存プログラムは、深さ 4 のプログラムであっても、深さ 5 のプログラムに対しては 2 割しか勝つことが出来ない。提案プログラムに対する勝率を見ると、すべての深さのプログラムにおいて勝率の向上が見られた。深さ 1 のプログラムでも 4 割から 5 割程度の勝率を実現しており、レーティングが 1000 以上低い深さ 2, 3, 4 のプログラム相手に対しても勝たせることが出来ていた。

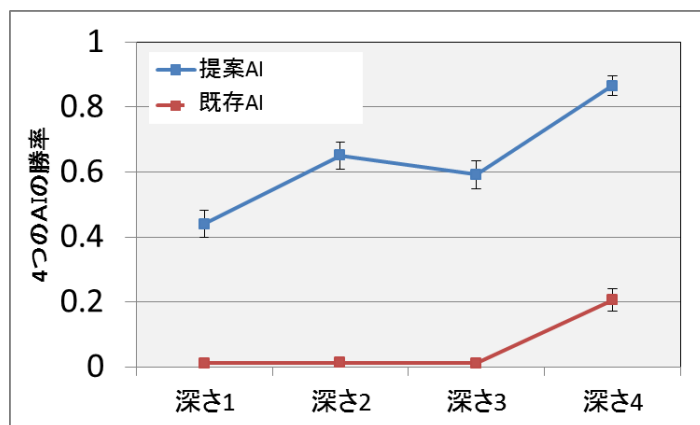


図 9 提案プログラムおよび既存プログラムに対する、深さ 1 から深さ 4 の Bonanza の勝率。エラーバーは、95%信頼区間を示す

#### 4.4.4. 考察

以上の結果をもとに、提案アルゴリズムは、対戦相手に対して動的に手加減できるかについて考察すると、提案プログラムは既存プログラムと比較して、自分より棋力の低い相手に勝たせることが出来ていた。特に棋力の低いプログラムに対しては、勝率を 5 割に近づけることが出来ており、勝率上では相手の棋力に合わせて動的に手加減できていることが示された。

深さ 4 のプログラムに対しては、8 割以上勝たせていることから、有段者相当の相手には悪手を指し過ぎてしまう可能性がある。勝率上は人間が勝ち越すことが出来ていても、接戦の末の辛勝であれば、対戦相手を同程度の強さと評価することは十分に考えられる。逆に人間があまり勝てない相手であっても、接戦の末の惜敗であれば同程度の強さと評価する可能性もある。そこで提案プログラムに対して人間が感じる強さを評価するために、広い棋力の対戦相手を対象とした評価実験を 4.5 節で行う。

強さを調整することが上手くいっている場合でも、その手加減方法の妥当性についても議論の余地がある。もし提案プログラムで形勢を均衡に保つために指していた悪手が不自然さを感じさせるのであれば、対戦相手のプレイヤーのモチベーションを損なってしまう。そのため、提案プログラムの着手に明らかな悪手を感じるのかについて検証しなければならない。4.6 節では、対局中にプログラムの着手が悪手であるか評価させる実験を行い、これを検証する。

## 4.5. オンライン対局場における対局実験

### 4.5.1. 概要

探索の浅いプログラムとの対戦実験によって、提案アルゴリズムの導入による棋力調整の有効性が示された。本節ではインターネット対局場で提案プログラムを公開して対局実験を行い、勝率と主観的強さの分析を行った。レーティングによって明確にプレイヤーの棋力が保証され、幅広い棋力のプレイヤーによる評価を得ることができる。

### 4.5.2. 方法

インターネット将棋対局場の 81Dojo の対戦用ボットとして、4.2.2 節の Bonanza を改変して実装した提案プログラムを公開した。レーティングの変動の無い自由対局の設定で誰でも挑戦可能な状態にして、対戦したプレイヤーには、本人の意思でアンケートに回答してもらうよう依頼し、協力していただいたものを利用した。また、提案プログラムは思考時間が 1 秒以下になるように設定しているため、最も思考時間の少ない標準ルールである持ち時間



5 分, 秒読み 30 秒のルールでボットとして公開した。公開時にはこのボットが「どのような棋力の人が対戦してもその棋力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」を目指したものであることは明記した。

アンケートでは, 提案プログラムの強さがどの程度であったか主観評価を回答させた。これは 5 段階で評価させ, 1 を非常に弱い, 3 を自分と同程度, 5 を非常に強いとした。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, プログラムとの対局回数や, 対局の感想などを回答させた。

#### 4.5.3. 実験参加者

2014 年 1 月 14 日から 4 月 18 日の期間に, 7098 の対局が行われた。これらの対局には, 一手も指さない投了や回線切れなども含まれる。ここで 50 手以下の対局は外れ値として, 1009 人による 6447 の対局を分析対象とした。また, プレイヤの対戦回数は平均 6.39(SD:18) 回で, 対局回数は図 10 のようにばらつきのある分布となり, 100 局以上対戦しているプレイヤーは 4 人存在し, 最多対局者は 315 回も対局していた。

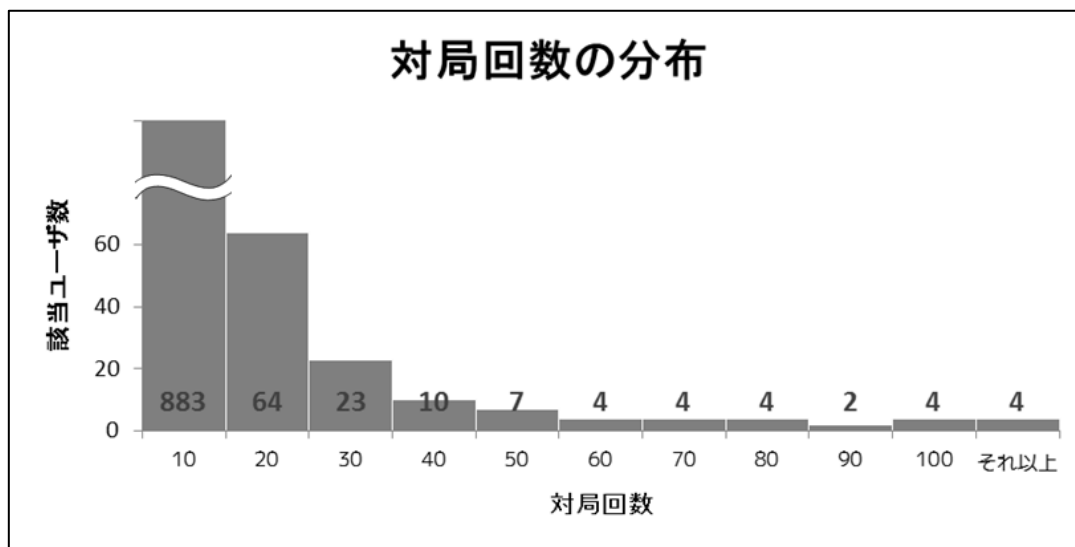


図 10 対局数の分布

表 3 アンケート回答者の内訳

| グループ   | 段級位      | レーティング     | 人数 |
|--------|----------|------------|----|
| Red    | 5,6-dan  | 1950-2299  | 1  |
| Orange | 3,4-dan  | 1700-1949  | 11 |
| Green  | 1,2-dan  | 1500-1699  | 10 |
| Blue   | 3-1kyu   | 1300-1499  | 7  |
| Purple | 6-4kyu   | 1150-1299, | 3  |
| Grey1  | 9-7kyu   | 1000-1149  | 3  |
| Grey2  | 15-10kyu | 999以下      | 4  |
| 総計     | -        | 平均1481.1   | 39 |

アンケートにはプレイヤを同定できる 47 件の回答が得られた。回答者の年齢は 9 歳-61 歳（平均 32.9, 標準偏差 12.8）だった。回答の内訳を見ると、回答者のうち 1 人のみが 6 件回答していた。ひとりが複数回答する場合、前回答との相対的な評価を行ったり、同じ評価が重複したりするなど、評価者間の偏りが生じる危険性がある。そのため、複数回答者は集計から除外することとした。また、2 件の回答はレーティングが算出されていない者によ

るものであった。これらの 8 件を除外して、残った 39 件の回答をここでは分析対象とすることにした。そのレーティングによる内訳を、表 3 に示す。レーティングは平均 1481.1、標準偏差 325.4 であった。この表における Red や Grey などの色は、81Dojo でのプレイヤーの棋力を表したグループ名であり、それぞれレーティングと対応して分けられている。

#### 4.5.4. 結果

##### 対局結果

提案プログラムに対するグループごとのプレイヤーの勝率について述べる。全体の平均は 0.47 であり、グループごとのプレイヤーの勝率は図 9 に示す。図 9 の青い線が示すように、レーティングの上昇に伴って勝率が上がっている。図 11 の赤い線は、提案アルゴリズムを加えなかった深さ 5 のプログラム（ベースライン）と対戦した場合に予想される期待勝率を表している。

ベースラインに対する期待勝率を算出するには、各グループのプレイヤーのレーティングと、提案アルゴリズムを実装していない深さ 5 の Bonanza のレーティング(1984)を利用した。式(6)を用いてレーティングが同じならば勝率が 5 割になるように計算した。

この期待勝率上は、ベースラインに対しては Orange から Red のプレイヤーのみが勝つ可能性がある。しかしながら、実際の対局結果では、提案プログラムに対しては初心者初級者である Grey でも 20%以上勝っており、Purple 以上の群は互角以上に勝っていた。

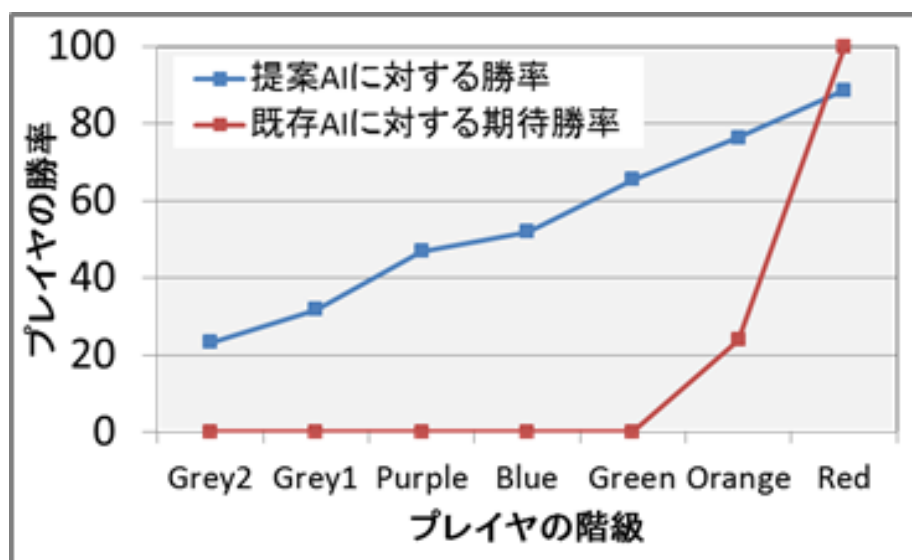


図 11 各群のプレイヤーの、提案プログラムに対する勝率と既存プログラムに対する期待勝率

## 主観評価結果

レーティングを算出可能な 39 人から「あなたにとって、プログラムはどの程度の強さだったか教えてください」という 5 段階の強さの主観評価の回答を得た。結果は、平均 3.0(SD:1.0)と図 12 に示すように同程度の強さを中心に分布した。回答者のレーティングを算出可能な 39 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-0.27 であり、プレイヤーのレーティングと主観的な強さの間に相関は見られなかった。

最もレーティングの低い 7 人の Grey プレイヤーの中でも、提案プログラムを自分より強いと評価したのは 2 人のみだった。それ以外の 5 人のプレイヤーは「接戦」「一手の違い」「勝てるチャンス」「丁度良い」として、4 人が自分と同程度、1 人はやや弱いと評価していた。

提案アルゴリズムの問題点を明らかにするため、「強すぎる」「弱すぎる」と評価したプレイヤーの理由を列挙する。強すぎると評価した 4 人は「完璧な返し技（最善手）を持っている」「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」という理由を回答してい

た。

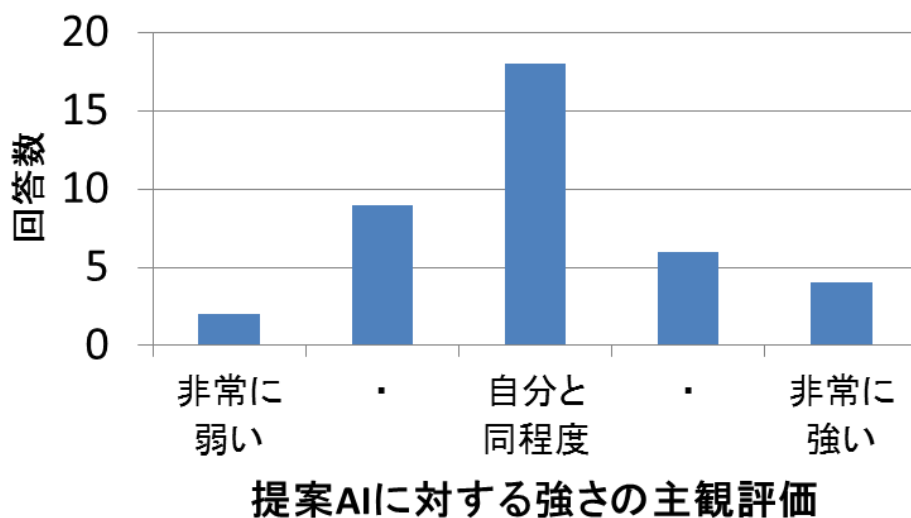


図 12 提案プログラムに対する強さの評価の内訳

弱すぎると評価した 2 人は、「駒がぶつかってからが物足りない」「勝てた」という理由を回答していた。

#### 4.5.5. 考察

レーティングと勝率についての関係について整理する。ベースラインとなる既存プログラムに対する期待勝率が 0% のプレイヤーであっても、提案プログラムには勝っていた。この傾向は、4.3 節で探索の浅いプログラムに勝たせることができていたことと同様の結果であった。提案プログラムは弱い対戦相手に対して形勢を調整する能力を持ち、その効果はプレイヤーに対しても同様に存在していることが示された。特に Blue, Purple に対して勝率を 5 割程度に調整できており、級位者への対戦相手プログラムとして有効だと考えられる。

提案手法は評価値を 0 に近づける着手を選択するアルゴリズムであるため、すべての段級位グループにおいて勝率が五割になる結果が理想であった。しかしながら、実際の対局結果では段級位が高いユーザほど勝率が上がっていた。これは、提案システムにおいて候補手

ごとの評価値を求める精度が十分でないことが原因と考えられる。特に終盤に悪手を指してしまうと評価値の変動は大きく、評価値が 0 であっても次の一手で詰みが生じてしまうことも有り得る。有段者のように棋力が高いほどそのような詰みは見逃さないために勝率は高くなり、一方で初心者や級位者では上手く詰みを見つけることができずに勝ち切ることができず、勝率が五割を下回ってしまうと考えられる。有段者に対しても勝率を 5 割に近づけるには、提案アルゴリズムでの基本的な探索の設定を 5 よりも深くするような対策が有効と考えられる。

次に、提案プログラムに対する強さの主観評価を整理する。自分と同程度の強さだと評価したプレイヤーが最も多く、レーティングと主観的な強さとの相関は無かった。更に、提案プログラムに対して 2 割程度しか勝ってない入門者の Grey 群であっても、7 人中の 2 人のみが自分より強いと評価していた。提案プログラムは勝率の低いプレイヤーに対しても、形勢の均衡を感じさせ、同程度の強さを演出できていると考えられる。ただし本実験は「強さを調整することができるゲームプログラム」と教示して利用させた時の評価である。そのため、動的に調整できるプログラムと教示せずに利用した場合には、異なる印象を与える可能性も考えられる。

主観的な強さの評価において、強すぎる、あるいは弱すぎるという回答がそれぞれ 4 件ずつ存在した。強すぎると評価された理由は、勝てそうになっても結局勝つことができないというものであった。この振る舞いは、プレイヤーの好手に対しては最善手で返してしまう、提案アルゴリズムの仕組みが原因と考えられる。これはモンテカルロ法による接待碁でも問題とされており、形勢の差がついた時や手数が進んだ時を検知して、そのまま負けるといった拡張機能が有望である [池田 2013]。

## 4.6. リアルタイム報告による着手の感性評価実験

### 4.6.1. 概要

ここまで、提案プログラムが初心者や級位者のような自身より弱い対戦相手に対して勝率を調整できることを示した。本節では、提案プログラムの着手の良し悪しを評価させ、その指し手の自然さを対局中にリアルタイムに主観的評価を行う実験を行う。

なお本実験は電気通信大学ヒトを対象とする実験に関する倫理委員会の承認を受け、発話データなど実験参加者のデータの採取における負担が無いように計画し遂行した。

### 4.6.2. 実験参加者

実験参加者は、電気通信大学の成人学生 10 人を対象とした。10 人の内 5 人を将棋のアマ段級位格の技能を持つ熟達者、残り 5 人を部活動等での学習経験の無い初心者や初級者とした。初心者と経験者の分類は、将棋経験と熟達段階のアンケートをもとに行った。熟達段階についての設問は、チェスの熟達段階を参考に[Cleveland 1907]、実験参加者が自覚している意思決定方法で分類できるように以下のように作成した。

「あなたが将棋を指すときに意識する（実験で指したときに意識した）ことを踏まえて、あなたの技能の段階として最もよく当てはまる項目に○を付けてください。」という設問に対して以下の 5 つの選択肢を用意した。

- ① 駒の名前や動きを思い出しながら指す
- ② 駒の強さが分かり、相手の駒を取ることを最優先に指す
- ③ 飛車や角といった単独で強い駒だけでなく、他の駒との関係を考えて指す
- ④ 駒を組織的に展開するための原則を持っていて、ゲーム中は長期的なプランを意識して指す

⑤ ④に加え、盤面を一目見るだけで指すべき良い手が浮かぶことがよくあり、それを採用したり検証したりしながら指す

この熟達段階のモデルでは、ゲームに慣れていく中で意思決定の原則、あるいは直観が獲得されていくとしている。本研究では、原則を獲得している④⑤のプレイヤーを経験者、①②③を初心者とした。なお、④⑤のプレイヤーのみが全員、将棋の大会や棋戦に出場した経験があり、将棋の学習を行った経験があるかの分類として適切と考えられる。

#### 4.6.3. 手続き

上記 10 人を対象に、思考過程を発話させながら 3 種類の将棋プログラムと対局させる。内訳は、深さ 1 で探索する Bonanza, 深さ 5 で探索する Bonanza, 深さ 5 で探索する提案プログラムである。提案プログラムは、4.2.2 節で述べたものを利用した。それぞれ先後 2 回の合計 6 回ずつ対局させ、対局中には対戦相手プログラムが指した手の良し悪しを、すべての着手について評価させた。

また、着手以外の情報から着手の良し悪しを評価しないように教示を行った。実験開始時に、研究の目的はプレイヤーの着手に対する評価や思考過程を明らかにすることであることを強調した。対戦相手のプログラムについては、強さの調整機能や元のプログラム名、プログラムの強さ、プログラムの内訳といったプログラムの情報は開示せずに実験を行った。実験の手続きは以下の通りである。

- ① 将棋の経験など被験者属性に関する事前アンケートに回答させた
- ② 思考過程を発話しながら着手を評価する練習を行わせた
- ③ 実験ではランダム順に 3 つのプログラムと 2 回ずつ対戦させた。対戦中には思考過程を発話させると共に、プログラムの着手をその都度評価させた
- ④ 各対局終了後には対戦相手のプログラムの強さを評価させ、印象に残った好手や悪手とその理由を記述させた
- ⑤ 全ての対局が終了したのちに、それぞれの棋譜を提示しながら、尋ねる項目を事前



に用意してインタビューを行う半構造化面接を行った

なお半構造化面接では、対局終了後のアンケートで回答させた印象に残った好手や悪手の理由を尋ねたほか、対局終了後にプレイヤーが好手と評価しながらコンピュータは悪手と評価した手と、プレイヤーが悪手と評価しながらコンピュータが好手と評価した手について、その評価の理由を尋ねた。

#### 4.6.4. 悪手の定義と悪手データの作成方法および分析方法

上述の手続きの通り、実験参加者には、対局相手の3種類のプログラムの着手に対して悪い、普通、良いの3つに分類するように教示した。評価が難しく良いか悪いか回答できない場合は普通と回答するように教示した。加えて、コンピュータに解析させることで評価値上の悪手を抽出した。この二種類の悪手について、本研究では図13のように分類して扱う。プレイヤーの主観的な悪手とコンピュータの評価値上の悪手が一致するような着手は明らかかな悪手として、どの程度出現するものか量的分析を行う。コンピュータの評価値上の悪手であるが評価者にとって悪手とされなかったものは、気づかれない良い手加減だったとして、その気づかれなかった理由について質的分析を行う。

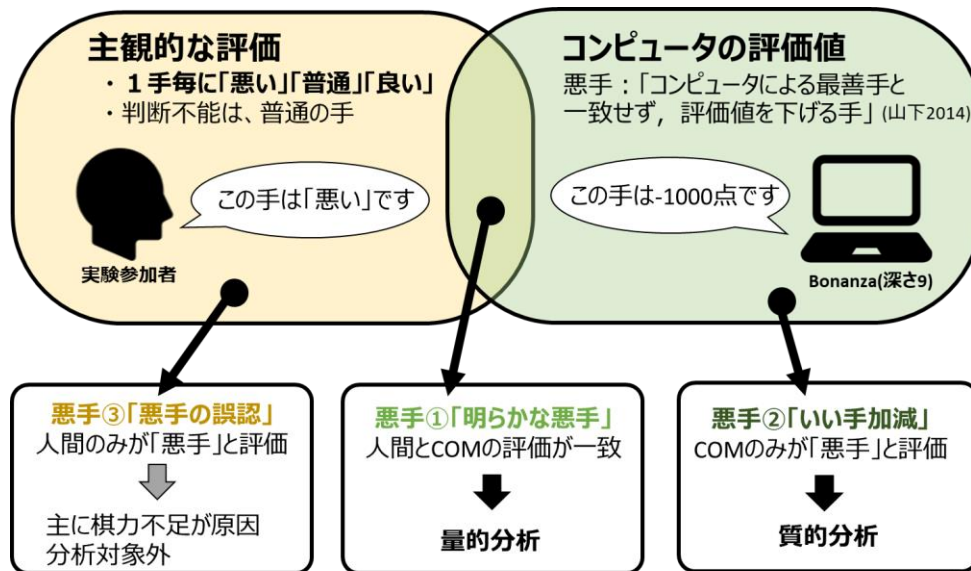


図 13 本研究で扱う悪手の分類

コンピュータの評価値上の悪手は、コンピュータによる最善手と一致せず、評価値を下げる手と定義した。これは、将棋プログラムを用いて棋譜からプレイヤーの棋力を解析する手法 [山下 2014, 竹内 2015] の悪手の定義を参考にしながら、以下のように少し条件を緩和したものである。本実験で分析するのは、初心者や手加減するプログラムの対局であり、序盤から悪手を指すことや、互いに大悪手を指し合うことは例外的な事例ではないと考えられる。そのため、山下や竹内では除外していた 40 手以下の指し手や、評価値の絶対値 1000 を超える着手も悪手に含むこととした。なお定跡の手は評価値 0 の手として、悪手に含まれないように処理した。本実験では、プレイヤーの対局終了から対局終了後の半構造化面接までの短い時間で解析を行うため、数分で解析可能な深さ 9 で探索するよう設定した Bonanza を利用することで、これらの悪手を抽出した。この解析結果を用いて、プレイヤーが好手と評価した悪手や、悪手と評価した好手の理由を尋ね、悪手や好手の評価理由データを収集した。

#### 4.6.5. 結果

### 3 種のプログラムに対する勝率と平均手数及び強さの主観評価

ここではまず、経験者群と初心者群が 3 種類のプログラムと対局した勝率と平均手数とそれぞれのプログラムに対して感じる強さの主観評価を示す。

表 4 に示す通り、経験者群は深さ 1 のプログラムと提案プログラムに対して 90%勝っているのに対して、初心者群は深さ 1, 深さ 5 のプログラムには勝てず、提案プログラムにのみ勝っていた。1 ゲームあたりの手数の平均では、どちらも提案プログラムが最も長かった。初心者と深さ 5 のプログラムとの対局は手数にばらつきも小さく、将棋の平均手数である 115 手の半分に満たない手数で勝負がついていた。

表 4 3 つのプログラムとの対局における経験者群と初心者群の勝率と、平均手数とその標準偏差

| 参加者群<br>対戦相手   | 経験者           |              |               | 初心者           |              |              |
|----------------|---------------|--------------|---------------|---------------|--------------|--------------|
|                | 提案            | 深さ1          | 深さ5           | 提案            | 深さ1          | 深さ5          |
| 勝率(%)          | 90            | 90           | 20            | 40            | 0            | 0            |
| 平均手数<br>(標準偏差) | 119.8<br>26.4 | 81.6<br>20.9 | 106.7<br>29.8 | 177.8<br>96.0 | 82.3<br>44.8 | 53.7<br>14.8 |

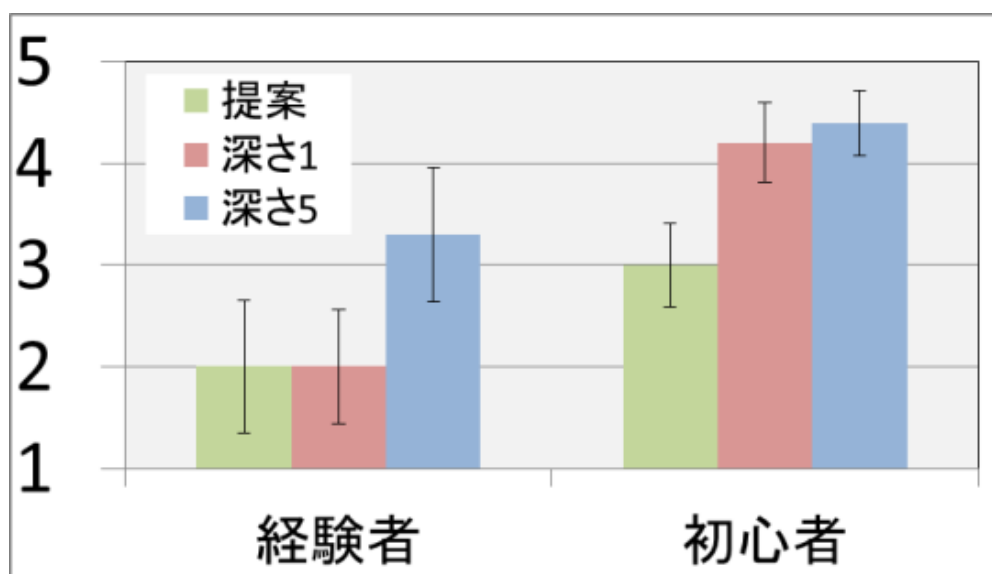


図 14 経験者と初心者による 3 つのプログラムの主観的な強さ(1~5)の比較.

エラーバーは 95%信頼区間を示す.

実験参加者が 3 つのプログラムに感じた自分に対する相対的強さを図 14 に示す. グラフでは, 強さの 5 段階評価 (1…弱い, 3…同程度, 5…強い) の群ごとの平均値と, 95%信頼区間を表している. 経験者は深さ 5 のプログラムを自分と同程度の強さと評価し, 初心

者は提案プログラムを自分と同程度の強さと評価していた。経験者は深さ 5 のプログラム以外はやや弱い、初心者は提案プログラムをやや強いと評価していた。

### 評価値上の悪手とプレイヤーによる悪手検出結果

プログラムの着手に対して実験参加者の感じた良し悪しと、解析プログラム（深さ9の Bonanza）による評価値とを比較した。これによって、評価値上の悪手がプレイヤーにどの程度気づかれていたのかを調べた。表 5 に、プログラムの着手(総着手数)のうちの、主観的な悪手や評価値上の悪手の割合を示す。表中の用語の意味を列挙すると、悪手数は評価値を下げるような悪手が何手あったか、主観的悪手数はプレイヤーの評価した悪手が何手あったか、悪手率は総着手数のうちの評価値上の悪手数、悪手検出率は評価値上の悪手のうちの主観的悪手の割合、悪手誤認率は評価値上の悪手でない着手のうちの主観的悪手数を表している。

表 5 プログラムの指した悪手に対してプレイヤーが悪手と評価した着手の内訳

| 参加者群<br>対戦相手 | 経験者  |      |      | 初心者  |      |      |
|--------------|------|------|------|------|------|------|
|              | 提案   | 深さ1  | 深さ5  | 提案   | 深さ1  | 深さ5  |
| 総着手数         | 1198 | 816  | 1067 | 1778 | 823  | 537  |
| 悪手数          | 240  | 142  | 121  | 634  | 212  | 84   |
| 主観的悪手数       | 85   | 52   | 20   | 32   | 5    | 1    |
| 悪手率(%)       | 20.0 | 17.4 | 11.3 | 35.7 | 25.8 | 15.6 |
| 悪手検出率(%)     | 22.5 | 31.0 | 8.3  | 4.6  | 1.9  | 1.2  |
| 悪手誤認率(%)     | 36.5 | 15.4 | 50.0 | 9.4  | 20.0 | 0.0  |

プログラムが悪手を指した際の初心者と経験者の違いを述べる。初心者も経験者も、提案プログラムが最も評価値上の悪手率が高い。経験者は深さ 1 のプログラムの悪手を最も検出していた。経験者は、提案プログラムや深さ 5 のプログラムに対して、深さ 1 のプログラムの倍以上を悪手だと誤認していた。また、初心者は悪手と評価する着手の数自体が経験者と比べて少なく、悪手の検出率も 4.6%に留まった。

評価値上の悪手と実験参加者による評価が乖離していた例として、評価値上は 1000 点以上も下がっているが気づかれない着手について詳しく述べる。図 15 は、初心者が5六の銀

がタダで取られることに気づかず、6七歩と打ってしまった局面である。この局面で提案

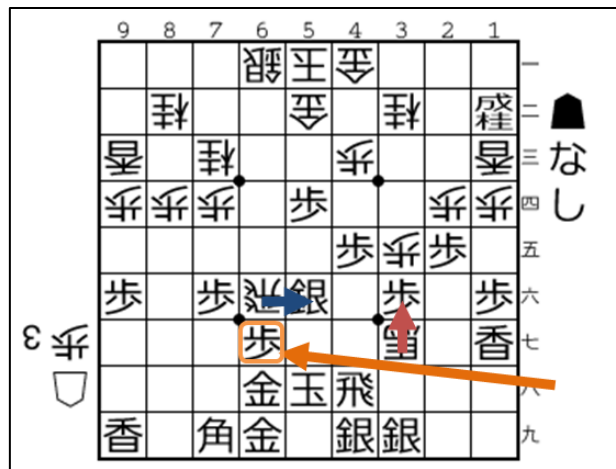


図 15 検出されない悪手の例. 初心者の▲6七歩打（橙）に対する最善手△5六飛（青）と提案プログラムが指した△3六馬（赤）.

プログラムは、最善手である△5六飛の銀をタダで取る手ではなく、△3六馬という王手を選んでいいる。この悪手によって評価値は1608も下がったが、初心者であるプレイヤーはこの着手を悪手と評価することはなかった。

この悪手は、プレイヤーが▲6七金ではなく▲6七歩打と指した故に生じた銀のタダ取りを、プログラムが見逃した着手である。提案プログラムによって△3六馬という悪手が指されたことで、▲4七銀と銀を逃がしながら馬から玉を守る手や、▲5七玉のように銀を取られずに飛車を追い払う手が成立するようになっている。しかし実際にはプレイヤーはこれらの応手を選択せず、▲5九玉と馬の利きを回避する手を選んだ。この時の発話データでは、プレイヤーは玉の逃げ先や合駒を調べる探索を行っていた。しかしながら、プログラムの手が△3六馬ではなく△5六飛ならばタダで銀を取られていたという発話や、銀を逃がしながら王手を回避する▲4七銀や▲5七玉を探索する発話は、行われなかった。すなわち、5六の銀が取られる手に気づいていなかったと推察される。この探索漏れによってプレイヤーも結局悪手を指しており、プログラムが△3六馬を指しても実際には評価値は1608下がらず、再び局面の均衡が保たれた。

#### 4.6.6. 考察

結果より、提案プログラムは初心者でも勝てるほどに棋力を調整でき、主観評価でも自分と同程度との評価を得た。探索の深さを最低の1と設定したプログラムであっても初心者は一度も勝つことが出来ていなかった。このことから、初心者向けに棋力を調整する手法として、提案アルゴリズムが有効であることが示された。一方で経験者に対しては、深さ1のプログラムと同程度に負け越し、弱いとの評価を受けた。経験者群は深さ5のプログラムと同程度の強さと評価していたため、深さ5のプログラムに悪手を指させる提案プログラムでは弱すぎたと考えられる。提案プログラムによる調整が有効な範囲を広げるためには、より強いプログラムを用いて棋力を調整する必要があることが示唆された。

次に提案プログラムから感じられた悪手を、深さ1、深さ5の既存プログラムと比較して議論する。まず、初心者による悪手の検出率は、すべてのプログラムにおいて経験者よりも低かった。経験者の提案プログラムに対する悪手検出率は22.5%であり、深さ1のプログラムの31.0%よりも低かった。経験者にとって、単純に探索の深さを制限する調整手法と比較して、提案プログラムの悪手が気づかれにくい可能性がある。

このように悪手を指していながら気づかれなかった理由は、読み抜けによって、同程度の悪手を返す提案手法の悪手にも気づけなかったためと考えられる。図16は、初心者が悪手を見逃した時の、評価値の遷移とプレイヤーの探索空間を抽象化して示したものである。ここでは、便宜上1000点評価値が下がる悪手を見逃した場合を想定し、プレイヤーが悪手を指してしまう原因と、その着手を見逃す悪手が検出されない原因を考察する。

元々均衡に近かった局面①において、プレイヤーが-1000点の悪手を指した局面②を考える。プレイヤーが-1000点の着手を選んだ時には、最善手の応手によって最終的に-1000点に至る④や⑤の局面の存在が、プレイヤーには見えていないことが十分に考えられる。その場合、プレイヤーの探索空間の外で-1000点になったとしても、プレイヤーにとっては見える範囲内の点数でのみ決定されてしまう。仮に局面④が見えていたとしても、十分に深く読まないことで、正しい評価値を得られないこともある。

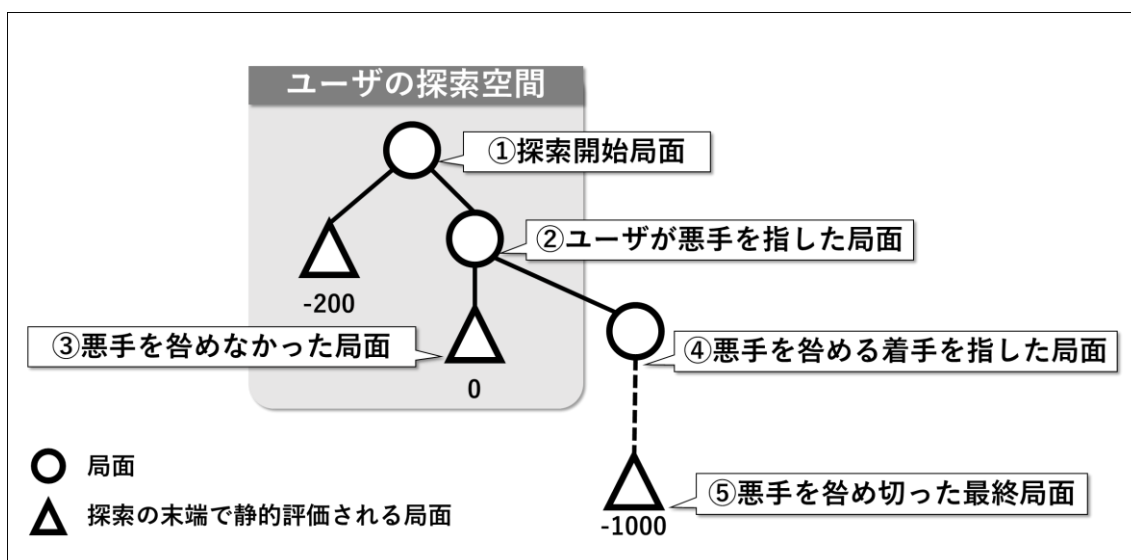


図 16 検出されない悪手と探索空間の模式図

十分に強いプログラムであれば、この-1000点を確定させるように②の局面からは④へと遷移する着手を選択する。すると、初心者は自然な流れだと感じるままに、気づくと局面が悪化してしまうことになる。一方で提案プログラムの場合、②の局面から-1000点の悪手を咎めずに手番を渡すことで③の局面に遷移し、形勢を均衡に保つ。結果としてプレイヤーが④や⑤の局面が見えていないのと、同様の動作をすることになる。池田の不自然さの分類[池田 2013]で挙げられていた「明らかに損をする手」という悪手は、初心者のように明らかな損を見つけられないときには不自然さとして感じられないと考えられる。悪手の見逃しによる形勢の調整は、詰みが絡む局面で特に出現すると考えられる。初心者に対する詰み逃しが不自然と感じられないことは、これまでの市販ソフト開発では経験的に知られていた[池田 2013]。しかしながら、このような見逃しが不自然でない原因は調べられておらず、詰みを見逃すルーチンに留まっていた。今回の実験で悪手の報告と発話データの分析を行ったことにより、詰み局面以外でも類似の見逃しが不自然でないという知見が得られた。

## 4.7. まとめ

動的に手加減するプログラムは、強さを固定したプログラムと比較して感じる不自然さに違いはあるかを明らかにするために、手加減アルゴリズムの提案と実験を行った。

プレイヤーの技能に動的に合わせるプログラムを、最も形勢を 0 に近づける着手を選択するアルゴリズムによって実装した。プログラムとの対局実験によって、ベースとなったプログラムよりも弱いプログラムに対して棋力を調整できることを示した。

インターネット対局場を利用して、幅広い棋力のプレイヤーを対象とする対局実験を行った。手加減するプログラムは初心者にも接戦を感じさせながら勝たせ、級位者に対して平均勝率 5 割付近に調整できており、適度な対戦相手として利用できることを示した。

初心者と経験者に 3 種類の強さのプログラムと対局させ、リアルタイムに着手の良し悪しを評価させた。着手の主観評価や評価値上の悪手と合わせて、発話データの分析を行った。提案プログラムが初心者相手にも勝たせることができること、主観的に感じる強さもプレイヤー自身と同程度と感じさせていたこと、提案アルゴリズムの手加減プログラムは、悪手を指しても気づかれにくいことを示した。



## 5. 結論

本研究では棋力と感じる不自然さとの関係を、評価者の棋力と評価対象の棋力の双方の影響から明らかにするべく、ゲームプログラムや評価者の棋力を統制して実験を行った。

第三章では、評価者の棋力と感じる不自然さとの関係を、評価対象のプログラムの強さを固定した上で評価者の棋力を変えて実験から調べた。初段相当の人間やプログラムの棋譜を用意して評価させた結果、プロ棋士はアマチュアよりも、人間とプログラムの棋譜のどちらに対してもプログラムの棋譜だと評価する傾向が示された。また、評価対象の棋譜を機械だと評価した理由では、アマチュアとプロ棋士のどちらも、個別の着手を指摘するものが最も多かった。その一方で、同じ着手に対してプロ棋士は5人中4人が不自然な悪手と指摘するが、アマチュアは一人もその着手を指摘しないような棋譜が存在することが確認された。

第四章では、評価対象の棋力と感じる不自然さとの関係を、動的に手加減するプログラムや強さを固定したプログラムを用いた実験から調べた。事前準備として、将棋で用いられる minmax 探索をベースとしたアルゴリズムを提案して動的に手加減するプログラムを提案した。対局実験を行った結果、提案アルゴリズムを導入する前ならば勝率 0%の初心者や級位者のグループに対して、勝率を 20~50%と向上させた。強さの主観評価のアンケートにおいても、同程度の強さであるという回答が 46.2%を占め、初心者群においては7人中4人から同程度との回答を得た。また、提案プログラムと深さを 1 や 5 に固定したプログラムを用いて、対局中に着手の良し悪しを評価させる実験を行った。経験者にとって深さ 1 のプログラムと提案プログラムが勝率と主観評価において同じ強さであり、これらの悪手を比較すると、評価値上の悪手が評価者に気づかれた割合は、前者は 31.0%、後者は 22.5%となり、提案プログラムの悪手は気づかれにくい結果が示された。また初心者や初級者は、悪手に気づく割合が経験者と比較して低く、最大でも提案手法の 4.6%に留まった。

棋力と感じる不自然さとの関係について二つの実験結果から考察すると、棋力が高いほど悪手に対する感度が高く許容度が低くなり、不自然さを感じやすくなることが考えられる。このことは、棋力に依らず個々の着手を悪手と覚えることが最大の理由として挙げら

れていた一方で、評価者の棋力の違いによって、同じ着手であっても悪手と指摘するか否かに違いが見られたことから推察される。またこの傾向は、プログラムの着手の良し悪しを一手ずつ評価させた実験で評価値上の悪手が正しく悪手だと指摘された割合が、経験者が最大 31%、初心者が最大 4.6%と差がついたことにも見られた。熟達度が低い評価者は熟達度の低いプレイを人間らしいと評価する傾向は、既存のアクションゲームでの実験結果とも合致する[藤井 2014]。従来のチューリングテスト大会などでは実験参加者の棋力を記録や統制は行っていなかったが、評価者の棋力によって不自然さが変化することが、実験から示された。

自然に手加減するプログラムの実現に応用できる知見を述べる。提案プログラムを弱すぎると評価した理由として、間違いや見逃しが指摘されていた。プレイヤーが悪手を指した直後に悪手だと気づくことが有り得るため、この時にわざと悪手を見逃されたと感じ取られてしまう。この問題への対策としては、人間のミスを識別するモデルを生成することがまずは考えられる。多くの局面や着手に対して、好悪の主観評価や生体データを収集する実験を行ったうえで、実現確率探索や policy network などの統計的なアプローチを行うことで、棋譜には表れにくいミスを抑制できる可能性がある。

## 謝辞

本論文の執筆にあたり、懇切丁寧にご指導下さりました、伊藤毅志准教授に御礼申し上げます。ご多忙中、論文の細部に亘ってご指導を頂き、厚く御礼申し上げます。本研究の遂行におきましては、指導教員である伊藤先生を始め、同伊藤研究室の博士後期課程の皆様との議論を通じて、題材である人間らしいプログラムに対する理解を深めることができました。ヒトを対象としている学際的な研究に従事する上で、異なる専門分野の皆様の観点からは多くの知見と示唆をいただき、感謝申し上げます。

また、本研究は多くの方々のご協力をいただいて遂行することができました。長時間ご協力いただいた実験参加者の方々や、実験用の環境として81Dojoを利用させてくださった川崎さま、プログラム活用の上で助言を下された保木先生に感謝申し上げます。

# 関連論文の印刷公表の方法および時期

## 関連論文

### 査読付き学術論文（2件）

- 1) 著者名：Takafumi Nakamichi, Takeshi Ito

論文題目：Adjusting the Evaluation Function for Weakening the Competency Level of a Computer Shogi Program

雑誌名：ICGA Journal 40 巻

公表時期：2018 年 5 月（本論文第 3 章に関連）

- 2) 著者名：仲道隆史, 伊藤毅志

論文題目：プレイヤーの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価

雑誌名：情報処理学会論文誌 57 号

公表時期：2016 年 11 月（本論文第 4 章に関連）

## 参考論文

### 国際会議(査読付き)(2件)

1) 著者名 : Takafumi Nakamichi, Takeshi Ito

論文題目 : Implementation and qualitative analysis of an adaptive computer Shogi program by producing seesaw game

雑誌名 : The 2015 Conference on Technologies and Applications  
of Artificial Intelligence (TAAI 2015) Proceedings

公表時期 : 2015年11月

2) 著者名 : Takafumi Nakamichi, Takeshi Ito

論文題目 : Cognitive Science Evaluation of Proposed Method for using Machine Learning to Regulate the Competency Level of a shogi Computer

公表時期 : 2013年8月

雑誌名 : Computer Games and Intelligence Workshop (CGIW) Proceedings

## 参考文献

[Arrabales 2009] Arrabales, R., Ledezma and A., Sanchis, A: CERA-CRANIUM: A test bed for machine consciousness research, In International Workshop on Machine Consciousness, pp. 1–20 (2009).

[Burton 1979] Burton, R. R and Brown, J. S.: An investigation of computer coaching for informal learning activities, International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 11, No. 1, pp. 5-24 (1979).

[Brown 2017] Brown, N., Sandholm and T.: Libratus: The superhuman AI for no-limit poker, Demonstrations Program at the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), pp. 5226–5228 (2017).

[Camilleri 2016] Camilleri, E., Yannakakis, G. N. and Dingli, A.: Platformer level design for player believability, IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), pp.1-8 (2016).

[Chase 1973] Chase, W. G. and Simon, H. A.: Perception in chess, Cognitive Psychology, Vol. 4, pp. 55-81 (1973).

[Christian 2012] Christian, B.: The most human human: What Artificial Intelligence Teaches Us About Being Alive, Anchor (2012).

[Cleveland 1907] Cleveland, A.: The psychology of chess and of learning to play it, The American Journal of Psychology, Vol. 18, No. 3, pp. 269-308 (1907).

[Coulom 2006] Coulom, R.: Efficient selectivity and backup operators in monte-carlo tree search, Proceedings of the 5th International Conference on Computers and Games, pp. 72-83 (2006).

[DeepMind 2017] DeepMind: AlphaGo Teach, <https://alphagoteach.deepmind.com/ja>

[Devlin 2019] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K. and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, Proceedings of NAACL-HLT 2019, pp. 4171-4186 (2019).

[Ericsson 1993] Ericsson, K. A. and Simon, H. A.: Protocol analysis: Verbal reports as data, MIT Press (1993).

[Fujii 2013] Fujii, N., Sato, Y., Wakama, H., Kazai, K. and Katayose, H.: Evaluating human-like behaviors of video-game agents autonomously acquired with biological constraints. International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology, pp. 61–76 (2013).

[Gobet 1997] Gobet, F.: A pattern-recognition theory of search in expert problem solving, thinking & reasoning, Vol. 3, No. 4, pp. 291–313 (1997).

[He 2016] He, K., Zhang, X., Ren S. and Sun, J.: Deep residual learning for image recognition, Proc. IEEE CVPR, pp. 770-778 (2016).

[Hingston 2009] Hingston, P.: A turing test for computer game bots, Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions on, Vol. 1, No. 3, pp. 169–186 (2009).

[Hingston 2010] Hingston, P.: A new design for a turing test for bots, in Computational Intelligence and Games (CIG), 2010 IEEE Symposium, pp. 345–350 (2010).

[Hingston 2011] Hingston, P.: Believable Bots: Can Computer Play Like People?, Springer, Heidelberg (2011).

[Hoki 2011] Hoki, K. and Kaneko T.: The global landscape of objective functions for the optimization of shogi piece values with game-tree search, Advances in Computer Games 2011, pp. 184-195 (2012).

[Hoki 2012] Hoki, K. and Muramatsu, M.: Efficiency of three forward-pruning techniques in shogi: Futility pruning, null-move pruning, and late move reduction

- (LMR), *Entertainment Computing* 3(3), pp. 51–57 (2012).
- [Hoki 2014] Hoki, K. and Kaneko, T.: Large-Scale Optimization for Evaluation Functions with Minimax Search, *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 49, pp. 527-568 (2014).
- [Hoki 2019] Hoki, K.: Bonanza - The Computer Shogi Program, [http://www.geocities.co.jp/bonanza\\_shogi/](http://www.geocities.co.jp/bonanza_shogi/) (2019).
- [Iida 1993] Iida, H., Uiterwijk, J.W.H.M., Herik, H.J.v.d. and Herschberg, I.S.: Potential Applications of OM-Search: Part 1. The domain of applicability, *ICCA Journal*, Vol. 16, No. 4, pp. 201-208 (1993).
- [JAIST 2011] 2011 JAIST 杯 ゲームアルゴリズム大会実行委員会, 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](http://www.jaist.ac.jp/jaistcup2011/9x9_details.html) (2011).
- [Karpov 2012] Karpov, I. V., Schrum, J. and Miikkulainen, R.: Believable bot navigation via playback of human traces, *Believable Bots*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 151–170 (2012).
- [Khalifa 2016] Khalifa, A., Isaksen, A., Togelius, J. and Nealen, A.: Modifying MCTS for human-like general video game playing, proceedings of the twenty-fifth international joint conference on artificial intelligence, pp. 2514–2520 (2016).
- [Livingstone 2006] Livingstone, D.: Turing’s test and believable AI in games. *ACM Computers in entertainment* Vol. 4, No. 1, pp. 1–13 (2006).
- [Loyall 1997] Loyall, A. B.: Believable agents: building interactive personalities. PhD thesis, Computer Science Department, Pittsburgh, PA, USA (1997).
- [Luong 2017] Luong, H. P., Kanazawa, N. and Ikeda, K.: Learning human-like behaviors using neuroevolution with statistical penalties, 2017 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), pp. 207–214 (2017).
- [Mateas 1999] Mateas, M.: An oz-centric review of interactive drama and believable agents,



In M. Wooldridge and M. Veloso, (Eds.), *AI Today: Recent Trends and Developments*. Lecture Notes in AI 1600, Berlin, NY: Springer, pp. 297–328 (1999).

[Mnih 2015] Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S. and Hassabis, D, Human-level control through deep reinforcement learning, *Nature* 518, pp. 529-533 (2015).

[Moravčík 2017] Moravčík, M., Schmid, M., Burch, N., Lisý, V., Morrill, D., Bard, N., Davis, T., Waugh, K., Johanson, M and Bowling, M.: DeepStack: Expert-level artificial intelligence in heads-up no-limit poker. *Science*, Vol. 356, pp. 508-513, (2017).

[Mori 2012] Mori, M. : The Uncanny Valley, *IEEE Robotics & Automation magazine*, Vol. 19, No. 2, pp. 98-100 (2012).

[Obata 2010] Obata, T., Sugiyama, T., Hoki, K. and T. Ito: Consultation algorithm for computer shogi: move decisions by majority. *Computers and Games, CG 2010*, pp. 156–165 (2010).

[Omori 2016] Omori, S. and Kaneko, T.: Learning of evaluation functions to realize playing styles in shogi. *PRICAI 2016: Trends in Artificial Intelligence: 14th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, pp. 367–379 (2016).

[Polceanu 2013] Polceanu, M.: MirrorBot: Using human-inspired mirroring behavior to pass a turing test. *IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, pp. 201-208 (2013).

[Pereira 2008] Pereira, A, Martinho, C., Leite, I. and Paiva, A.: iCat, the chess player: the influence of embodiment in the enjoyment of a game. In *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, Vol. 3, pp. 1253-1256 (2008).

[Schaeffer 2007] Schaeffer, J., Burch, N., Björnsson, Y., Kishimoto, A., Müller, M., Lake, R., Lu, P. and Sutphen, S.: Checkers is solved, *Science*, Vol. 317, No. 5844, pp. 1518-1522 (2007).

- [Shannon 1950] Shannon, C. E.: Programming a computer for playing chess, *Philosophical Magazine*, Vol. 41, No. 314 (1950).
- [Shi 2019] Shi Yuan, Fan Tianwen, Li Wanxiang and 池田心: 深層学習囲碁プログラムを用いた場合の手加減に関する研究, *情報処理学会研究報告*, Vol. 2019-GI-41, No. 9, pp. 1-8 (2019).
- [Silver 2016] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A. et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, *Nature*, Vol. 529, pp. 484–489 (2016).
- [Silver 2017] Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang A. et al.: Mastering the game of Go without human knowledge, *Nature*, Vol. 550, pp. 254–359 (2017).
- [Soni 2008] Soni, B. and Hingston, P.: Bots trained to play like a human are more fun, *Proc. of IJCNN 2008*, pp. 363-369 (2008).
- [Togelius 2010] Togelius, J., Karakovsky, S. and Baumgarten, R.: The 2009 Mario AI competition, *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1-8 (2010).
- [Traiger 2000] Traiger, S.: Making the right identification in the turing test, *Minds and Machines*, Vol. 10, pp. 561-572 (2000).
- [Turing 1950] Turing, M.: Computing machinery and intelligence, *Mind*, pp. 433-460 (1950).
- [Yannakakis 2011] Yannakakis, G. N. and Hallam, J.: Ranking vs. preference: A comparative study of self-reporting, *International conference on ACII 2011*, pp. 437-446 (2011).
- [伊藤 2002] 伊藤 毅志, 松原 仁, Reijer Grimbergen: 将棋の認知科学的研究(1) – 記憶実験からの考察, *情報処理学会論文誌*, Vol. 43, No. 10, pp. 2998–3011 (2002).
- [伊藤 2004] 伊藤 毅志, 松原 仁, Reijer Grimbergen: 将棋の認知科学的研究(2) – 次の一手実験からの考察, *情報処理学会論文誌*, Vol. 45, No. 5, pp. 1481–1492 (2004).
- [伊藤 2005] 伊藤毅志: コンピュータの思考とプロ棋士の思考, *ゲームプログラミングワ*

ークショップ 2005 論文集, pp. 40-47 (2005).

[伊藤 2016] 伊藤毅志, 松原仁: AlphaGo の技術と対戦, 人工知能学会誌, Vol. 31, No. 3, pp. 441-443 (2016).

[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, Vol. 10, No. 6, pp. 846-852 (1995).

[池田 2013] 池田心: 楽しませる囲碁・将棋プログラミング, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 58, No. 3, pp. 167-173 (2013).

[薄井 1999] 薄井克俊, 鈴木豪, 小谷善行: TD 法を用いた将棋の評価関数の学習, ゲームプログラミングワークショップ'99, pp. 31-38 (1999).

[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, Vol. 2012-GI-27, No. 5, pp. 1-8 (2012).

[大橋 2017] 大橋拓文: 囲碁 AI の革新的手法, よくわかる囲碁 AI 大全, 第 1 章, pp. 10-90, 日本棋院出版 (2017).

[大森 2016] 大森翔太郎, 金子知適: 将棋における棋譜から棋風を学習するための研究, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 11, pp. 2374-2381 (2016).

[金子 2012a] 金子知適: コンピュータ将棋を用いた棋譜の自動解説と評価, 情報処理学会論文誌 Vol. 53, No. 11, 2525-2532 (2012).

[金子 2012b] 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, Vol. 27, No. 1, pp. 75-82 (2012).

[亀甲 2017] 亀甲博貴, 森信介, 鶴岡慶雅: 将棋解説文生成のための解説すべき手順の予測, 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 12, pp. 2070-2079 (2017).

[亀甲 2019] 亀甲博貴, 森信介: 将棋棋譜解説の自動生成, 人工知能学会誌 Vol. 34 No. 4, pp. 475-482 (2019).

- [久米 2002] 久米宏: 将棋倶楽部 24 万局集, ナイタイ出版社 (2002).
- [久米 2012] 久米宏: レーティング計算方法, 将棋倶楽部 24, 対局に関して,  
<https://www.shogidojo.net/dojo/about/rating.html> (2012).
- [洪 2017] 洪清泉, 風間準: 進化を続けるアルファ碁 Master 最強囲碁 AI の全貌, 洪道場編, マイナビ出版 (2017).
- [小谷 2009] 小谷善行: コンピュータ将棋の頭脳 人間に追いつく日はいつ?, 臨時別冊・数理科学, サイエンス社出版 (2007).
- [小松原 2015] 小松原剛志, 塩見昌裕, 神田崇行, 石黒浩, 萩田紀博: 理科室で授業の理解を支援するロボットシステム, 日本ロボット学会誌, Vol. 33, No. 10, pp. 789-799 (2015).
- [鈴木 2005] 鈴木彰, 柴原一友, 但馬康宏, 小谷善行: 条件付き確率 PIPE による将棋の評価関数の作成, 第 10 回ゲームプログラミングワークショップ 2005, pp. 56-62 (2005).
- [瀧澤 2018] 瀧澤武信: 世界コンピュータ将棋選手権の歴史(4), 第 23 回ゲームプログラミングワークショップ 2018, pp. 87-94 (2018).
- [竹内 2015] 竹内聖悟: Floodgate の棋譜を利用した悪手の計算とレーティングの関係について, 情報処理学会研究報告, Vol. 2015-GI-33, No. 14, pp. 1-4 (2015).
- [田中 2009] 田中哲朗: 「どうぶつしょうぎ」の完全解析, 情報処理学会研究報告ゲーム情報学 (GI), Vol. 2009-GI-22, No. 3, pp. 1-8 (2009).
- [棚瀬 2000] 棚瀬寧: IS 将棋のアルゴリズム, コンピュータ将棋の進歩 3, 松原 仁(編), chapter 1, pp. 1-14, 共立出版 (2000).
- [鶴岡 2001] 鶴岡慶雅, 横山大作, 丸山孝志, 近山隆: 局面の実現確率に基づくゲーム木探索アルゴリズム, 第 6 回ゲームプログラミングワークショップ 2001, pp. 17-24 (2001).
- [鶴岡 2003] 鶴岡慶雅: 将棋, 情報処理, 特集ゲーム情報学, Vol. 44, No. 9, pp. 900-904 (2003).

- [テンシリリクン 2018] テンシリリクンシラ, 高橋一幸, ナムサンギユ, 池田心: コンピューターゲームプレイヤーにおける人間らしさの調査, 情報処理学会研究報告ゲーム情報学 (GI) , No. 2018-GI-40, Vol. 7, pp. 1-6 (2018).
- [徳田 1994] 徳田浩, 飯田弘之, 細江正樹, 久保田聡, 小谷善行: 相手モデルを持つゲーム木探索法についての考察, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 48(人工知能及び認知科学) , pp. 123-124 (1994).
- [生井 2010] 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).
- [西尾 2018] 西尾明: コンピュータは将棋をどう変えたか?, マイナビ出版 (2018).
- [藤井 2014] 藤井叙人, 佐藤祐一, 若間弘典, 風井浩志, 片寄晴弘: 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 7, pp. 1655-1664 (2014).
- [龐 2018] 龐遠豊, 伊藤毅志: 囲碁学習支援のための用語判定システムの提案, 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 4, pp. 1286-1294 (2018).
- [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, ゲームプログラミングワークショップ 2006 論文集, pp. 78-83 (2006).
- [松原 2013] 松原仁: 人間の知能をコンピュータ上に再現する - 特集 人・社会のモデル化の最前線, 日本バーチャルリアリティ学会誌, Vol. 18, No. 3, pp. 168-171 (2013).
- [松原 2015] 松原仁: コンピュータ将棋プロジェクト終了宣言, 情報処理, Vol. 56, No. 11, pp. 1054-1055 (2015)
- [松原 2016] 松原仁: ゲーム情報学: コンピューター将棋を超えて, 情報管理, Vol. 59, No. 2, pp. 1347-1597 (2016).
- [三宅 2008] 三宅なほみ: 協調的な学習と AI, 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 174-183 (2008).

[三宅 2009] 三宅なほみ: 5. 協調的な学び, 「学び」の認知科学辞典, 佐伯胖監修, 渡部信一編, 5 部, pp.459-478, 大修館書店 (2009).

[森脇 2007] 森脇大悟, 金子知適: 自動対戦サーバ Floodgate, コンピュータ将棋協会誌 Vol. 20, pp. 3-10 (2010).

[山下 1998] 山下宏: YSS—そのデータ構造, およびアルゴリズムについて, コンピュータ将棋の進歩 2, 松原 仁(編), chapter 6, pp. 112-142, 共立出版 (1998).

[山下 2014] 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, pp. 9-16 (2014).

[山中 2016] 山中翠, ビエノシモン, 池田心; コンピュータ指導碁のための悪手解説, 情報処理学会研究報告, Vol. 2016-GI-35, No. 5, pp. 1-8 (2016).

[美添 2008] 美添一樹: モンテカルロ木探索—コンピュータ囲碁に革命を起こした新手法, 情報処理, Vol. 49, No. 6, pp. 686-693 (2008)

[美添 2012] 松原仁編, 美添一樹, 山下 宏著: コンピュータ囲碁—モンテカルロ法の理論と実践—, 共立出版 (2012).

[李 2012] 李咏謙, グリムベルゲンライエル: 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 (2005).

## 付録 A：チューリングテスト実験のアンケート

### 事前アンケート

- 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

### 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

## 付録B：アマチュア，プロプレイヤーによる棋譜の人間らしさの評価

アマチュアプレイヤー6人による評価

|                      | A   | B   | C   | D   | E   | F   | 平均  |
|----------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 深さ4:評価関数で棋力調整したプログラム | 2.6 | 3.8 | 2.6 | 3.4 | 3.2 | 3.4 | 3.2 |
| 深さ6:乱数で棋力調整したプログラム   | 2.6 | 2.6 | 3.0 | 2.2 | 2.2 | 1.8 | 2.4 |
| 深さ3:深さのみで調整したプログラム   | 3.8 | 3.8 | 3.4 | 3.4 | 3.8 | 2   | 3.4 |
| プレイヤー                | 3.8 | 4.2 | 3.4 | 3.4 | 3.8 | 4.2 | 3.8 |
| 平均                   | 3.2 | 3.6 | 3.1 | 3.1 | 3.3 | 2.9 | 3.2 |



プロ棋士 5 人による評価

|                       | a    | b   | c   | d   | e   | 平均  |
|-----------------------|------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 深さ 4:評価関数で棋力調整したプログラム | 2.4  | 4.2 | 1.2 | 2.2 | 2.6 | 2.5 |
| 深さ 6:乱数で棋力調整したプログラム   | 1.2  | 2.6 | 1.8 | 1.8 | 2.8 | 2.0 |
| 深さ 3:深さのみで調整したプログラム   | 1.8  | 3.2 | 1.4 | 2.6 | 1.4 | 2.1 |
| プレイヤー                 | 4.0  | 3.8 | 1.8 | 3.2 | 3.6 | 3.3 |
| 平均                    | 2.35 | 3.5 | 1.6 | 2.5 | 2.6 | 2.5 |