

# 対戦相手に合わせた手加減によって練習相手としての活用を目指すライバル将棋 AI

野中健太郎<sup>1</sup> 尾関智子<sup>1</sup>

**概要:** モンテカルロ木探索を用いる強い将棋 AI を練習相手として活用させるために提案された手加減手法の追加検証を中級者以上の AI と人間を対象に行う。対局実験の結果、手加減はできており不自然な指し手も少ないことが確認できた。しかし、対戦相手と同程度の強さへの手加減はあまりできていなかった。そこで、人間との対局の棋譜を分析しその理由を考察することで改善点を挙げた。

**キーワード:** 将棋 AI, 手加減, モンテカルロ木探索

## Rival Shogi AI as a Practice Partner Adjusted to Match the Player's Strength

KENTAROH NONAKA<sup>†1</sup> TOMOKO OZEKI<sup>†1</sup>

**Abstract:** Additional experiments were conducted on the proposed method for controlling the strength of a strong Shogi AI using Monte Carlo tree search as a training partner for intermediate and higher Shogi AIs and human players. The experimental results showed that the proposed method can control the moves adequately and that there are only a few unnatural moves. However, it did not do much to weaken them to the same level of strength as their opponents. Therefore, we analyze the game records of the games played with human players and discuss the reasons and areas for improvement.

**Keywords:** Shogi AI, Strength Control, Monte Carlo Tree Search

### 1. はじめに

AI 技術が発展したことで DeepMind 社の AlphaZero<sup>[1]</sup>など人間のプロをも上回る強さを持つゲーム AI が作成できるようになった。しかし、人間が対戦するには強すぎるために対戦相手としての活用はほとんどできていない。最近では強いゲーム AI の活用法として接待プレイなど対戦相手を楽しませる研究が盛んに行われている。

本研究では、近年将棋でも用いられるようになったモンテカルロ木探索と深層学習を組み合わせた強い AI を練習相手として活用することを目的に、対戦相手と同程度の強さに動的な手加減を行う手法を提案した野中ら<sup>[2]</sup>の追加検証を行う。野中らの被験者は初心者 11 人、上級者 3 人とほとんどが初心者であった。そこで、本研究は中級者以上の AI と人間を対象に対戦相手と同程度の強さに調整できているか、不自然に感じないような手加減ができていないかを確認する。

### 2. 手加減に関する先行研究

池田ら<sup>[3]</sup>は、接待碁においてアマチュアの人間プレイヤーを楽しませるためには、相手モデルの獲得、形成の誘導、不自然な着手の排除、多様な戦略、投了のタイミングや思

考時間、感想戦・検討・おしゃべりなどの要素技術が必要だとした。また、手加減には常に一定の弱さを演出する静的な方法と形成に応じて手加減の度合いを決める動的な方法があり、池田らはモンテカルロ碁を対象に後者の方法で不自然な着手の排除も考慮した手法を提案した。さまざまな強さのプレイヤーと対局を行った結果、提案手法は十分有望であることが確認された。

Shi ら<sup>[4]</sup>は、AlphaGo Zero と同様の手法で開発された囲碁 AI に対しても池田らの手法が有効であるか検証した。実験の結果、局所的に対応しないなど都合の悪いことも起こるが手加減手法はそれなりに有効であり、不自然に感じる手も多くはないことが確認された。

仲道ら<sup>[5]</sup>は、 $\alpha\beta$  法で探索を行う将棋 AI を対象に局面の評価値が最も 0 に近づく手を選択することで形成の均衡を保つ手加減手法を提案した。実験により弱い相手に対して棋力の調整ができ、強さも同程度に感じる事が示された。一方で、対戦相手による検出率は高くないが既存の AI よりも多くの悪手を指していた。

荒武ら<sup>[6]</sup>は、仲道らの手法を改良することで悪手を減らすことを目指した。実験の結果、本来負けるはずのない相手を勝たせることができ、悪手も仲道らの手法よりも少ないことを示した。

<sup>1</sup> 東海大学大学院工学研究科電気電子工学専攻  
Tokai University Graduate School of Engineering, Course of Electrical and Electronic Engineering

本研究で追加検証を行う提案手法<sup>[2]</sup>は、対戦相手と同程度の強さに手加減を行うことで多くの人が練習相手として活用できるライバルのような AI を目指した。上記の先行研究との違いとしては、モンテカルロ木探索を用いる将棋 AI を対象としている点と手加減手法に対戦相手の指し手の平均勝率と選択確率を組み合わせ用いている点が挙げられる。同じ相手と複数回対戦した際に勝率が5割前後になることと対戦相手の人間が不自然に感じない手加減を目標に実験を行った。その結果、アマチュア5級相当の AI と上級者の人間に対して同程度の強さに手加減が行えていることが確認された。また、人間が不自然に感じる指し手は主に終盤で指摘されたが、ある程度少なくすることに成功した。しかし、被験者のほとんどが初心者であったため同程度の強さへの手加減の成功例が少ないことや被験者が不自然さを理解できていない可能性が問題点として挙げられる。

### 3. 本研究に用いる将棋 AI

#### 3.1 AI の学習方法

本研究では、野中ら<sup>[2]</sup>が山岡らの書籍<sup>[7]</sup>を参考に棋譜を用いた教師あり学習で作成した将棋 AI を使用する。AI の学習には、コンピュータ将棋対局場<sup>[8]</sup>で公開されている2008年から2022年8月25日までの floodgate の棋譜と山岡らが公開している GCT の作成に用いたデータセット<sup>[9][10]</sup>のうち elmo\_for\_learn で生成したデータ、AobaZero の棋譜、dlshogi の強化学習で生成したデータを使用した。なお、floodgate の棋譜は50手以上で投了・宣言勝ち・千日手で終局しているもののみを使用した。AI モデルは、候補手の選択確率を予測する方策ネットワークと局面の勝率を予測する価値ネットワークの2種類のニューラルネットワー

表 1 入力チャンネル数

種類	チャンネル数	備考
盤上の駒	駒	8 歩, 香車, 桂馬, 銀, 金, 角, 飛車, 王
	成り駒	6 と金, 成香, 成桂, 成銀, 竜馬, 竜王
持ち駒	歩	18
	香車	4
	桂馬	4
	銀	4
	金	4
	角	2
飛車	2	
計	52	
先手, 後手合計	104	

クを統合したデュアルネットワークをマルチタスク学習で作成した。学習率は0.001とし、floodgate (2008年から古い順)、elmo, AobaZero, dlshogi の順に棋譜を使い学習を行った。なお、2022年のfloodgateの棋譜からランダムに選んだ2割のデータをテストデータに用いている。ネットワークへの入力、局面の状態を表1に示す駒の種類ごとに104チャンネルに分け、9×9の2値画像として用いた。ネットワークは、以下のような構成であり、第1層から第21層までを共有し、第22層以降は分岐をして方策ネットワークと価値ネットワークそれぞれの出力を行う。

#### (1) 共有層

- 入力：9×9×104
- 第1層：畳み込み層（フィルタサイズ3×3, フィルタ数192）, Batch Normalization, ReLU 関数
- 第2層～21層：ResNet ブロック（フィルタサイズ3×3, フィルタ数192の畳み込み層, Batch Normalization, ReLU 関数が各2つずつで構成）×10 ブロック

#### (2) 方策ネットワーク出力層

- 第22層：畳み込み層（フィルタサイズ1×1, フィルタ数27）
- 第23層：Flatten 層, バイアスを加算, ソフトマックス関数
- 出力：指し手ごとの選択確率

#### (3) 価値ネットワークの出力

- 第22層：畳み込み層（フィルタサイズ1×1, フィルタ数27）, Batch Normalization, ReLU 関数
- 第23層：Flatten 層
- 第24層：全結合層（ユニット数256）, ReLU 関数
- 第25層：全結合層（ユニット数1）, シグモイド関数
- 出力：入力局面の勝率

#### 3.2 AI の探索手法

本研究で用いる将棋 AI は、Policy and Value Monte Carlo Tree Search (PV-MCTS) アルゴリズムによってゲーム木を探索する。本アルゴリズムは、ゲーム木をルートノードから未展開のノードに達するまで、 $Q(s_t, a) + U(s_t, a)$  で計算されるアーク評価値が最大となる手を選び探索を行う。ここで、 $s_t$  は現在の局面、 $a$  は候補手を表す。 $Q(s_t, a)$  は局面  $s_t$  における候補手  $a$  の行動価値であり、

$$Q(s, a) = \frac{W(s, a)}{N(s, a)} \quad (1)$$

によって計算される。 $N(s, a)$  は局面  $s$  における候補手  $a$  の探索回数、 $W(s, a)$  は局面  $s$  において候補手  $a$  を選んだ場合に探索した全ノードの価値ネットワークの出力（勝率）の合計である。また、 $U(s_t, a)$  は選択確率が高い有望な手や探索回

数の少ない手を優先するボーナス項であり、

$$U(s, a) = c_{\text{puct}} P(s, a) \frac{\sqrt{\sum_b N(s, b)}}{1 + N(s, a)} \quad (2)$$

で計算される。ここで、 $c_{\text{puct}}$ はボーナス項の重みを調整する定数、 $P(s, a)$ は方策ネットワークが予測した局面 $s$ での候補手 $a$ の選択確率である。また、 $\sum_b N(s, b)$ は局面 $s$ におけるすべての候補手を探索した回数の合計を表す。未展開のノードに達した場合、子ノードを展開して方策ネットワークと価値ネットワークで各ノードの評価を行う。その後、たどってきたすべての局面 $s$ において勝率の合計 $W(s, a)$ と探索回数の合計 $N(s, a)$ を更新する。この探索を与えられた探索時間が無くなるまで繰り返し行い、最終的な指し手を選択する。手加減を行わない場合は $c_{\text{puct}}$ の値を1に設定し、ルートノードで最も探索回数が多い候補手を指し手として選択する。

#### 4. 手加減手法

野中ら<sup>[2]</sup>が提案した手加減手法は、AIが探索によって求めた勝率 $Q(s, a)$ と現在の手番までに対戦相手が指した手の平均勝率の勝率差が10%以内の候補手から方策ネットワークが予測した選択確率が最も高い指し手を選択するという手法である。この手法は、対戦相手の強さを平均勝率から推定し、なるべく近い強さの手の中から最も自然に見える手を指すことによって同程度の強さで自然な手加減となることが期待される。また、従来の手加減手法で生じていた好手に好手、悪手に悪手を指すことによる棋力の不安定さを相手の平均勝率を用いることによって対局が進むほど少なくすることが期待できる。ここで、相手の指し手の勝率は価値ネットワークが予測した現在の局面の勝率を1から引いた値を用いる。また、勝率差が10%以内になる候補手がない場合の選択手法として、(1)最も選択確率の高い手を選び1番自然に見える手を指す方法、(2)勝率 $Q(s, a)$ と選択確率を足した値が最大の手を選び強さと自然さの両方を考慮する方法の2通りを提案している。これらの手法を3節の将棋AIに実装することで手加減を行わせ、rival\_1, rival\_2と呼ぶ。指し手の選び方を表2の候補手例を用いて説明する。対戦相手の平均勝率が40%の場合、勝率差が10%の範囲に該当する候補手はB,C,Dの3手であり、この中で

表2 候補手の勝率と選択確率の例

候補手	勝率	選択確率	勝率+選択確率
A	53%	23%	76
B	50%	20%	70
C	44%	25%	69
D	37%	15%	52
E	29%	17%	46

最も選択確率が高い候補手Cを選ぶ。平均勝率が65%のときには、勝率差が10%の範囲に該当する候補手が今回の例では存在しない。この場合、rival\_1は選択確率が最も高い候補手Cを、rival\_2は勝率と選択確率を足した値が最も大きい候補手Aを選択する。なお、手加減を実装したライバルAIは探索が有望な手に集中することを防ぐために式(2)の $c_{\text{puct}}$ を100に設定する。

#### 5. 対局実験

本研究では、中級者以上のAIと人間を相手に対局実験を行い、手加減手法と指し手の不自然さについての評価を行う。それぞれ手加減をしていないAI、rival\_1, rival\_2の3種類と対局を行い、これらのAIは探索時間を最大10秒とし、256手に達すると引き分けとする。

##### 5.1 AIとの対局

###### 5.1.1 実験方法

AIとの対局では、1手5秒で将棋倶楽部24の12級に相当(将棋ウォーズ2~1級相当)する強さである海底の第27回世界コンピュータ将棋選手権バージョン<sup>[11]</sup>に対戦相手に用いる。なお、海底の持ち時間を秒読み1秒、5秒、10秒の3通りとすることで強さを変えて対局させる。対局は先手後手を交互に計50局ずつ行い、勝率が5割前後になるかを確認する。実験には、GALLERIA XA7C-R39 (Intel Core i7, メモリ16GB, NVIDIA GeForce RTX3090)を使用する。

###### 5.1.2 対局結果

対局結果を表3から表5に示す。手加減をしていないAIとの対局では、いずれの秒読み時間の場合でも海底は一度も勝つことができていない。一方、rival\_1, rival\_2との対局では、海底も勝つことができるようになっていたが、海底の秒読み5秒とrival\_2の対局以外は勝率が5割前後にならなかった。また、秒読み時間が増えるほどライバルAIが大幅に負け越す結果になっている。

##### 5.2 人間との対局

###### 5.2.1 実験方法

人間との対局では、東海大学の囲碁将棋部に所属している学生4人を対象とし、AIが先手の場合を1局ずつ行い対局後にアンケートに回答してもらう。また、手加減AIとの対局の棋譜を提供してもらい分析する。アンケートでは、被験者自身と比較したAIの強さ、不自然に感じたAIの指し手の数と内容、練習相手としてふさわしいと思うかを質問する。被験者の強さは将棋ウォーズの2級、1級、初段、2段がそれぞれ1人ずつとなっている。なお、初段の被験者は先行研究<sup>[2]</sup>にも参加している。対局はGoogle Colaboratory上でPythonの将棋ライブラリであるchsgo<sup>[12]</sup>のwebアプリ機能を用い、人間の持ち時間は無制限で行う。Google Colaboratoryで用いるGPUはTesla T4とする。

表 3 海底と手加減なし AI の対局結果

	海底視点の 勝敗	海底の勝率
海底 1s	0-0-50	0%
海底 5s	0-0-50	0%
海底 10s	0-0-50	0%

表 4 海底と rival\_1 の対局結果

	海底視点の 勝敗	海底の勝率
海底 1s	16-4-30	35%
海底 5s	35-1-14	71%
海底 10s	47-2-1	98%

表 5 海底と rival\_2 の対局結果

	海底視点の 勝敗	海底の勝率
海底 1s	18-3-29	38%
海底 5s	23-0-27	46%
海底 10s	35-2-13	73%

### 5.2.2 対局結果

対局の結果を表 6 から表 8 に示す。人間との対局でも手加減なし AI には全員が勝つことができず、自分よりも強いと感じている。rival\_1 との対局では 3 人が勝つことができ、AI の強さは少し強いと回答した人が 3 人、少し弱いと回答した人が 1 人という結果になった。不自然に感じた手数は 3 手以内と少なく、練習相手としてのふさわしさも良い評価が多かった。rival\_2 との対局は、勝った人と負けた人が半分ずつという結果になり、それぞれ 1 人ずつが同じくらいの強さだったと答えている。しかし、強すぎる、弱すぎるという回答もあった。指し手の不自然さは AI を弱すぎると答えた 1 級の被験者は 5 手と多いが、それ以外の人は感じていないか 1 手だけと少ない結果となった。本実験で指摘された不自然さは、勝てる手を指さない、詰みを見逃すなど、どちらのライバル AI も終盤についての意見が多い結果であった。

### 5.2.3 棋譜の分析

本研究の被験者である将棋ウォーズ初段の学生を評価者として、自身の対局以外の棋譜の分析と自身の対局についての聞き取り調査を行った。分析では、アンケートで不自然だと指摘された手を仲道ら<sup>[13]</sup>の不自然さのカテゴリを参考に分類した。また、dlshogi<sup>[14]</sup>を用いて 1 手 10 秒で棋譜を解析し、悪手と判定された手について評価者に質問した。なお、2 段の被験者と rival\_2 の対局は棋譜の保存が正常に行えなかったため分析からは除外している。ライバル AI の指し手のうち、dlshogi が検出した悪手数と被験者が

表 6 人間と手加減なし AI の対局結果

	人間視点の勝敗	AI の強さ
2 級	負け	少し強い
1 級	負け	強すぎる
初段	負け	強すぎる
2 段	負け	少し強い

表 7 人間と rival\_1 の対局結果

	人間視点 の勝敗	AI の強さ	不自然 な手数	ふさわしさ
2 級	勝ち	少し強い	3	まあふさわしい
1 級	負け	少し強い	1	まあふさわしい
初段	勝ち	少し強い	2	まあふさわしい
2 段	勝ち	少し弱い	0	どちらともいえない

表 8 人間と rival\_2 の対局結果

	人間視点 の勝敗	AI の強さ	不自然 な手数	ふさわしさ
2 級	勝ち	同じくらい	1	まあふさわしい
1 級	勝ち	弱すぎる	5	ふさわしくない
初段	負け	強すぎる	0	あまりふさわしくない
2 段	負け	同じくらい	0	ふさわしい

指摘した不自然な手数、意見が一致した手数を表 9 に示す。

2 級の被験者と rival\_1 の対局において、dlshogi が悪手と判定した手のうち、対局者と評価者の両者が悪手としていた手は 3 手あった。このうちの 61 手目を取り上げる (図 1)。60 手目までの相手の平均勝率は 50.9%であった。61 手目で rival\_1 が指した▲3 三角成は、勝率 56.0%であり差のない手であるが選択確率が 4.8%と低い。この局面の最善手である▲2 二とは勝率 84.7%、選択確率 65.9%とどちらも非常に高い。そのために、明らかな損をしており必然手を指さないとして不自然に感じられた可能性がある。しかし、必然手だからとこの手を指してしまうと勝率差が大きく、強すぎてしまう。評価者は、63 手目で▲4 五桂打を指していることを踏まえてこの手を 61 手目で指すべきだとした。この局面における▲4 五桂打の勝率は 69.4%、選択確率は 15.7%と rival\_1 が選択した▲3 三角成よりは自然に見える手であり、最善手と比べると勝率差も小さいため手加減として良いのではないかと提案した。

表 9 dlshogi が検出した悪手数と被験者が指摘した不自然な手数

	rival_1				rival_2			
	2級	1級	初段	2段	2級	1級	初段	
ライバルAIの手数	43	38	55	36	45	30	40	
dlshogi が検出した悪手数	10	3	12	4	14	7	3	
対局相手の被験者が指摘した不自然な手数	3	1	2	0	1	5	0	
両者の一致数	3	0	2	0	0	3	0	

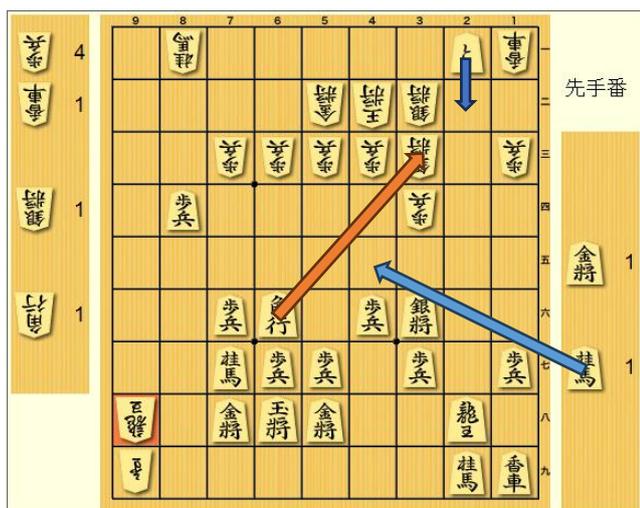


図 1 2級の被験者と rival\_1 の対局での 61 手目の局面 (青：最善手▲2 二と、水色：評価者が提案した手▲4 五桂打、橙：rival\_1 の指し手▲3 三角成)

2段の被験者と rival\_1 の対局では対局者と評価者のどちらも不自然に感じた指し手はなかったが dlshogi は 4 手を悪手とした。評価者はいずれの手も手加減として悪くない指し手だと評価した。このうち、29 手目 (図 2) の局面では最善手である▲同歩の勝率が 63.7%、選択確率が 99.7% と非常に高くなっていて、この時点での相手の平均勝率は 45.6% であり、rival\_1 が指した▲4 五歩の勝率は 49.6% と近い勝率の手である。一方で選択確率は 1% を下回っていた。しかし、評価者はおかしい手ではないと判断した。

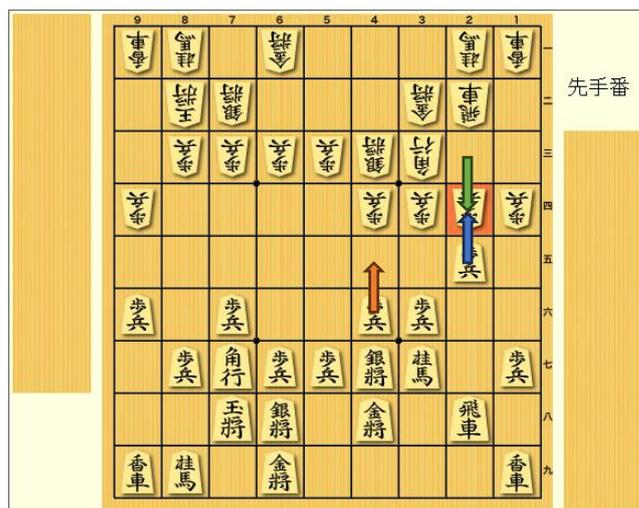


図 2 2段の被験者と rival\_1 の対局での 29 手目の局面 (緑：被験者の 28 手目△2 四歩、青：最善手▲同歩、橙：rival\_1 の指し手▲4 五歩)

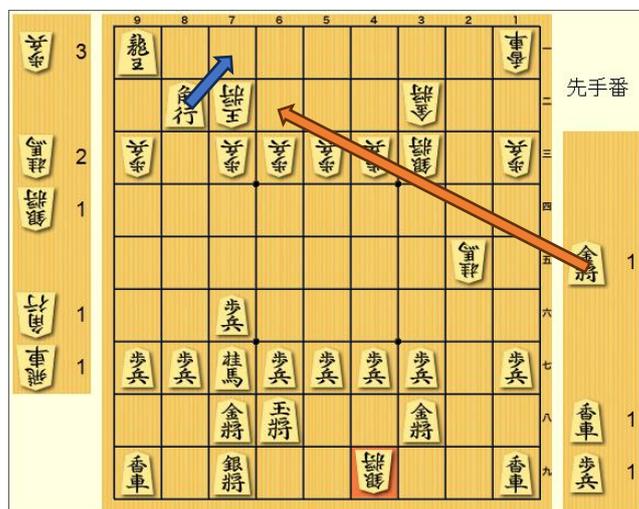


図 3 1級の被験者と rival\_2 の対局での 59 手目の局面 (青：最善手▲7 一角成、橙：rival\_2 の指し手▲6 二金打)

1級の被験者と rival\_2 の対局で被験者が指摘した不自然さの分類は「流れにそぐわない手」と「悪手」が 1 手ずつ、「必然手を指さない」が 3 手であった。このうち、必然手を指さなかったのは 55 手目、57 手目、59 手目といずれも終盤であり、dlshogi も悪手だとしている。ここでは 59 手目について取り上げる (図 3)。58 手目までの相手の平均勝率は 50.8% であった。rival\_2 が指した▲6 二金打は勝率が 44.5% であり近い勝率の手を選んでいるが選択確率は 1% を下回っている。また、この局面では最善手の▲7 一角成を指すことによって 5 手で詰ませることができると勝率が 90% を超える候補手が複数存在し、それらの候補手の選択確率は高くなっている。つまり、勝てる手があるにもかかわらず無理やり手加減をしていることになり、これが原因で AI を弱すぎると感じている。

初段の被験者と rival\_2 の対局について被験者が対局時に不自然に感じた指し手はなかった。一方、dlshogi は 3 手の悪手を検出した。この 3 手について初段の被験者に聞き取りを行ったところ、1 手は手加減としては悪くないが意図性がなく違和感のある手だとした。残りの 2 手は手加減としても良い手だとし、特に 57 手目の▲8 七歩打 (図 4) は違和感がなく自然であり完璧な手加減だと評価した。一方、59 手目以降では手加減が行えていなかった。この理由は、被験者が指した 58 手目がかなり悪い手であったからである (図 5)。そのため、80% を超える勝率の手がほとんどとなり、平均勝率が下がったことで勝率差が 10% 以内の候補手もなくなった。その後も被験者は低い勝率の手しか指すことができず平均勝率を上げられなかったために rival\_2 は手加減を行えなくなった。なお、先行研究<sup>[2]</sup>では同じくらいの強さに手加減できていると回答していたが今回のような結果になった要因として被験者が戦法を変えたことが挙げられる。先行研究では得意としている奇襲戦法を用いたが本実験ではあまり得意としていない王道に近い戦法で戦った。そのために、最善手が見えないなど悪手を指すことも多くなってしまい最終的に AI が手加減できなくなり強すぎるという評価になったと答えている。

なお、今回の解析で dlshogi が悪手だとした手のうち被験者が指摘していないものについては不自然さのほとんどない手や手加減として適した手だという評価が多く、評価者も悪手だとした手は少なかった。また、被験者が指摘した不自然な指し手の分類としては「必然手を指さない」が大半であり、残りは「戦術が不自然」、「流れにそぐわない手」、「悪手」、「意図性がない」が数手ずつであった。

## 6. 考察

5 節の結果からライバル AI の強さと指し手の不自然さについて考察を行う。海底を相手に行った対局結果より、提案手法によって手加減を行うことができたと言える。しかし、海底の秒読み時間が増え、強くなるごとにライバル AI が負け越す結果となり、同程度の強さへの手加減にはなっていない。この理由として、ライバル AI が勝てる場面でも無理やり手加減をしてしまうことが挙げられる。図 3 の局面のように詰みなどで勝率が 90% を超える必然手がある場合でも平均勝率に近い手が候補手にあるとその手を選んでしまう。ある程度の強さを持つ相手だとその後形成が逆転することで負けてしまう。

人間との対局結果からも手加減自体は行えていることが示された。しかし、rival\_1 は同程度の強さだと感じた人はおらず、rival\_2 は 2 人が自分と同じくらいの強さとした一方で強すぎる、弱すぎると回答している人もおり、先行研究<sup>[2]</sup>と比べ、同程度の強さには手加減できていない。弱すぎると感じた例では、秒読み時間を増やした海底と同様に無理やり手加減を行ったことで形成が一気に逆転したた

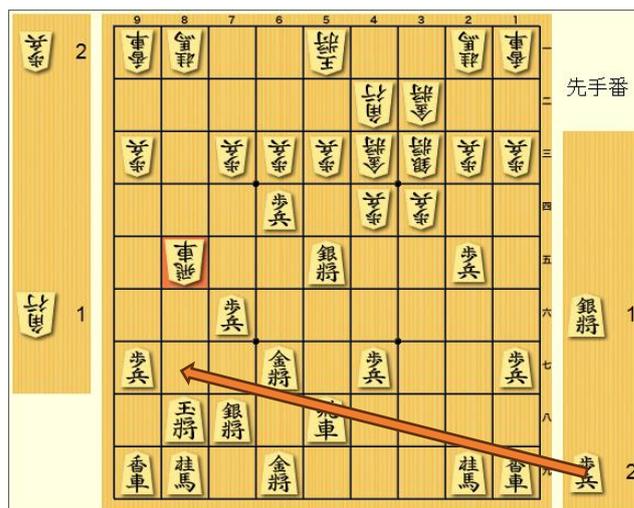


図 4 初段の被験者と rival\_2 の対局での 57 手目の局面  
(橙：rival\_2 の指し手▲8 七歩打)

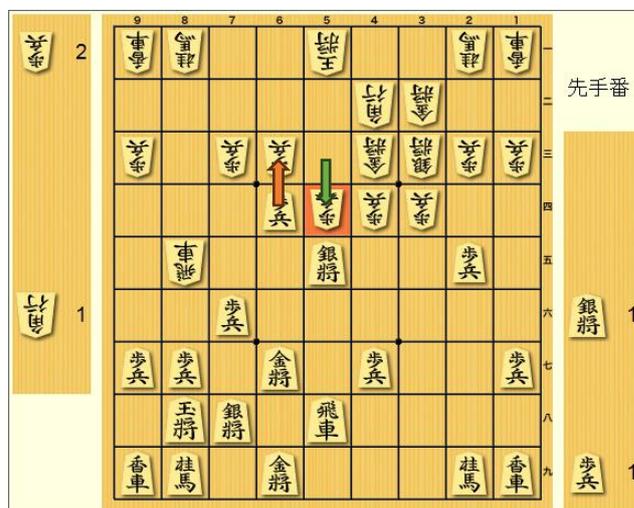


図 5 初段の被験者と rival\_2 の対局での 59 手目の局面  
(緑：被験者の 58 手目△5 四歩、  
橙：rival\_2 の 59 手目▲6 三歩成)

めに弱いと感じていた。強すぎると回答したケースでも途中までは平均勝率に近い手を指すことで手加減が行えていた。しかし、被験者の悪手はかなり悪かったために平均勝率が下がり、10% 以内の候補手がなくなってしまった。野中らの先行研究<sup>[2]</sup>でも指摘されているように、この提案手法では平均勝率が低く勝率差が 10% 以内の候補手がない場合には手加減を行うことができない。そのため、終盤はまったく手加減がされずに強すぎるという評価になった。

対局した被験者が感じる指し手の不自然さに関しては、どちらのライバル AI も全体的に少なくでき、不自然さをまったく感じていない対局も複数あった。これは、 $\alpha\beta$  法で探索を行う将棋 AI を対象にした既存手法<sup>[5][6]</sup>に匹敵する少なさである。本実験での指摘の多くは終盤の指し手であり野中ら<sup>[2]</sup>と同様の結果であった。指摘された不自然さの主な原因は、勝率と選択確率がどちらも高い手があるにもか

かわらず平均勝率に近い勝率の手を指していたからである。一方で、図2の局面のように選択確率が低くても不自然だと指摘されない場合もあった。この理由として、本研究で用いているAIが学習に用いた棋譜のほとんどが強いAI同士の対局であったため、強いAIが指さないあまり強くない手などを正しく評価できていないことが挙げられる。この影響で手加減に適した手の選択確率が低くなっている場合がある。また、AIは対戦相手と同じくらいの強さだと判断していても人間からすると異なる強さの手であることが同程度の強さへの手加減がうまく行えなかった理由として挙げられる。

これらの対策として、AIの学習のやり直しと手加減手法の改良が必要である。AIの学習は、初中級者レベルのAIや人間の棋譜も多く使って学習をさせることで手加減に適した候補手の評価が良くなることが期待できる。手加減手法の改良は、詰み探索の導入や候補手同士の勝率や選択確率の差を考慮するように改良することで不自然さをさらに減らすことが期待できる。また、本研究の目的は接待ではなく練習相手としての活用であることから勝てる場面では強引な手加減を行わずに勝ちに行くよう選択手法を変更する必要がある。さらに、先行研究<sup>[2]</sup>から引き続きの問題として平均勝率が低い場合でも手加減が行えるようにする必要もある。

仲道らの先行研究<sup>[5]</sup>では棋力に応じて不自然さの感じ方が相対的に変わることが述べられていた。この点について、本研究でもその傾向が棋譜の分析時に確認された。被験者は悪手だと指摘せず、dlshogiと評価者が悪手とした手数は棋力が低い被験者ほど多かった。このことから、棋力が上がるにつれて悪手に気づきやすいたことが考えられる。

## 7. まとめ

本研究では、野中ら<sup>[2]</sup>の提案した手加減手法の追加検証を中級者以上の強さのAIと人間を相手に行った。実験の結果、提案手法は手加減を行うことはできているが同程度の強さには先行研究<sup>[2]</sup>と比べるとできていない結果となった。指し手の不自然さに関しては、先行研究<sup>[2]</sup>と同様に少なくすることができており、指摘の多くが終盤の指し手であった。

今後の展望として、初中級者の棋譜も用いたAIの再学習、詰み探索の導入や強引な手加減の抑制などの手加減手法の改良を行い、より同程度の強さで自然な手加減となるようにしていく必要がある。

**謝辞** 対局実験、棋譜の分析、手加減の評価への協力に加え、さまざまな意見をくださった東海大学情報理工学部情報科学科尾関研究室の川上純平君に深く御礼申し上げます。また、対局実験に参加してくださった東海大学囲碁将棋部のみなさまにも感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., et al.: A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play, *Science*, Vol.362, No.6419, pp. 1140-1144 (2018).
- [2] 野中健太郎, 尾関智子: 対戦相手に合わせて動的に手加減を行うライバル将棋AI, *人工知能学会全国大会論文集*, Vol.JSAI2023, pp.2M5GS1004-2M5GS1004 (2023).
- [3] 池田心, Viennot Simon: 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: 接待基AIに向けて, *ゲームプログラミングワークショップ2012論文集*, Vol.2012, No.6, pp.47-54, (2012).
- [4] Shi Yuan, Fan Tianwen, Li Wanxiang, 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, *研究報告ゲーム情報学 (GI)*, Vol.2019-GI-41, No.9, pp.1-8 (2019).
- [5] 仲道隆史, 伊藤毅志: プレイヤの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, No.11, pp.2426-2435 (2016).
- [6] 荒武佑磨, 松崎公紀, 竹内聖悟: 探索結果の評価値に基づく手選択の工夫による相手に合わせた将棋AI, *研究報告ゲーム情報学 (GI)*, Vol.2022-GI-48, No.4, pp.1-5 (2022).
- [7] 山岡忠夫, 加納邦彦: 強い将棋ソフトの創りかた Python で実装するディープラーニング将棋AI, マイナビ出版 (2021).
- [8] コンピュータ将棋対局場, <http://wdoor.c.u-tokyo.ac.jp/shogi/>, (参照 2023-10-05).
- [9] 山岡忠夫: GCTの学習に使用したデータセットとノートブックを公開します, TadaoYamaokaの開発日記, <https://tadaoyamaoka.hatenablog.com/entry/2020/11/26/203912>, (参照 2023-10-05).
- [10] 加納邦彦: data, Google Drive 共有アイテム, [https://drive.google.com/drive/folders/1Lkh4HL0tMx9p3NNbHue9lvh\\_HOSBGxhv](https://drive.google.com/drive/folders/1Lkh4HL0tMx9p3NNbHue9lvh_HOSBGxhv), (参照 2023-10-05).
- [11] 迫田真太郎: kaitei\_history, GitHub, [https://github.com/SakodaShintaro/kaitei\\_history](https://github.com/SakodaShintaro/kaitei_history) (参照 2023-10-05).
- [12] 山岡忠夫: cshogi: A Fast Shogi Library for Python, GitHub, <https://github.com/TadaoYamaoka/cshogi>, (参照 2023-10-05).
- [13] 仲道隆史, 伊藤毅志: 将棋AIにおける棋力の調整が不自然さに与える影響, *ゲームプログラミングワークショップ2014論文集*, Vol.2014, pp.167-170 (2014).
- [14] 山岡忠夫: DeepLearningShogi(dlshogi), GitHub, <https://github.com/TadaoYamaoka/DeepLearningShogi>, (参照 2023-10-05).