

将棋初心者の着手を予測するための評価関数の検討

石脇滉己^{†1} 小川直希^{†1} 荒川達也^{†2}

概要：本研究では、将棋初心者の着手を予想するための評価関数を導入し、評価値を計算するためのパラメータを実際に初心者が考えた着手データから学習して求める方法を提案する。本稿では特に、詰将棋の攻方プレイヤーを対象とし、実現可能性や有用性の検討、試作システムによる評価実験などを行い、概ね肯定的な結果を得た。近年、「人間らしい指し手」や「解説生成」など、「将棋に勝つこと」以外の主題をもつコンピュータ将棋が研究されているが、本研究もその一環として、特に初心者向け解説生成への応用を想定している。本稿では、提案手法を簡単な詰将棋解説生成に応用した結果についても報告する。

An Evaluation Function for Estimating Shogi Novices' Moves

KOKI ISHIWAKI^{†1} NAOKI OGAWA^{†1} TATSUYA ARAKAWA^{†2}

Abstract: In this study, we introduce an evaluation function for expecting Shogi novices' moves, and propose a way to find parameters for calculating evaluation value by learning datas of actual novices' move. In this paper, we especially target attack players in Tsume-Shogi. We consider feasibility and Significance and conduct evaluation experiments with prototype system. We mostly achieved positive results. In recent years, computer shogi which have subjects, for example, "human moves" and "explanation generation" is studied, and we suppose an application of explanation generation for novices as a part of these studies. In this paper, we report the result about applying the method to simple explanation generation.

1. はじめに

これまで、コンピュータ将棋の研究は主に「対局に勝つこと」を目標に行われ、現在その実力はプロ棋士のレベルに近づきつつある。しかし将棋においては勝つことだけが大切なわけではなく、初心者への指導や棋譜解説なども重要なテーマである。そこでコンピュータ将棋の次の目標として、将棋初心者への指導や解説の自動化などが挙げられる。実際、文献[1][2][3][4][5][6]などにおいて、将棋対局の棋譜解説の生成に向けた研究が行われている。本研究もその一端として、特に初心者向けの（詰）将棋解説の生成を試みている（[7]）。

コンピュータによる初心者向けの将棋指導や解説を実現するためには、まず、与えられた局面において「初心者が考える手」を予測する必要がある。しかし、「対局に勝つこと」を主な目標として発展してきた既存のコンピュータ将棋をそのまま用いても、「勝利」とは異なる基準での最適な指し手を探索することは困難である。そのため、通常のコンピュータ将棋とは異なるアプローチが必要になると考えら

れる。

実際、「人間らしいコンピュータ将棋の作成」や「将棋解説の自動生成」などを目標とする研究の中で、その局面での「最善手」とは異なる基準での着手の計算方法が提案されている（[8][9][10]）。本研究でも、これらの研究の一環として、与えられた局面において「初心者が考える手」を抽出することを目指とする。

本稿では特に詰将棋に限定し、詰将棋作品中の各局面において初心者の指し手を予測する方法を提案する。「詰将棋」と「初心者」をテーマとした理由としては、(1) コンピュータ将棋の動作を「中級者や上級者（＝プロ棋士と比較すれば劣るが、アマチュアとしては棋力の高いプレイヤー）」に近づける方法は研究されているが（[9]など）、「初心者」の指し手を模倣する研究はあまり行われていないこと、(2) これまでに示した既存研究の多くは主に指し将棋を対象としていて、詰将棋に特化した研究はこれまでにあまりなされていないこと、(3) 詰将棋は指将棋と比較すれば単純であることが多く、システムの実装が比較的容易であると考えられること、(4) 指将棋においても終盤など部分的に詰将棋に近い局面が現れることがあり、将来的に指将棋への応用が可能であると期待できることなどが挙げられる。

しかしその一方で、指将棋とは異なり詰将棋の場合は「詰め手順の探索」以外を扱う研究は少なく、

^{†1} 群馬工業高等専門学校専攻科生産システム工学科
Department of Advanced Production Systems Engineering Course,
National Institute of Technology, Gunma College

^{†2} 群馬工業高等専門学校電子情報工学科
Department of Information and Computer Engineering,
National Institute of Technology, Gunma College

今回提案する「初心者の着手の予想」が現実的に可能であるか、また、仮に実現できたとして、それが実用上有用であるかなどについても検証する必要があると考えられる。そこで本研究ではまず、簡単な詰将棋作品に対して初心者が実際に考えた手のアンケート調査を行い、提案手法の実現可能性や有用性について検討を行った。

本稿では2節で関連研究を紹介し、3節で初心者アンケートおよびアンケートデータを用いた簡単な実験により、提案手法の実現性・有効性を検討する。4節では本研究の提案手法である「初心者の着手を予測するための評価関数」について説明する。5節では提案手法の精度を高めるための機械学習の導入について検討し、6節では提案手法を用いた応用として「詰将棋解説生成」のシステム概要と実行結果を示す。7節では本稿のまとめと今後の予定を述べる。

2. 関連研究

文献[11]では、従来、人間が手動で行っていたコンピュータ将棋の評価関数のパラメータ調整にプロ棋士の棋譜からの機械学習を導入し、その結果、プロに迫る高い棋力の獲得に成功している。現在、主要な将棋プログラムのほとんどが評価関数の自動学習を行うようになっている。

文献[8]では、将棋において人間が感じる「棋風」とはどのようなものであるか明らかにするためにアンケート調査を行い、その結果から「序盤の戦略の選択」と「中盤以降の指し手の特徴」に棋風を感じることが示唆されたと報告されている。そこで、「戦法の模倣」は定跡データベース、「局面評価の模倣」は Bonanza Method の教師データを棋風を模倣する対象者の棋譜のみとする手法を用いている。その結果、「序盤の定跡選択の模倣」に関してはかなり高い効果が認められたと報告されている。

文献[9]では、コンピュータ将棋の棋力を自然に弱く調整するためにアマチュアプレイヤーの棋譜を用いて評価関数の機械学習を行う方法を提案している。この研究では、Bonanza を基本の AI として用いており、標準の Bonanza よりもアマチュアプレイヤーの棋譜を使用したもののほうが有意に弱い AI が生成されたと報告されている。

文献[10]では、自然なコンピュータ将棋の実現のために「手の流れ」という考え方に着目し、プロ棋士の棋譜に有意に多く出現する手順を複数の項目に基づいて抽出する手法と、抽出した手順を偏重して指し手を決定する方法を提案している。この研究では Bonanza の評価値に手順に対応した点数を加算するという手法を用いており、将棋熟達者に指し手の「手の流れ」としての自然さを評価させた結果、標準の

Bonanza よりも提案手法の方が良い評価を得たと報告されている。

文献[6]では、将棋の解説文中に現れる自然言語による指し手表現と実際の将棋の局面との対応付けを行う手法を提案している。この手法を用いた将棋解説生成の方法を提案する中で『解説の対象は現局面や最善の手順に関するもののみならず、「一目良さそうだがよく考えると悪手」といった手に対しても行われている』と述べており、本研究はそのためにも応用できると考えられる。

文献[12]では詰将棋の傑作とはどのようなものであるか解明するために、「将棋世界」誌で行われた5手詰、7手詰コンテストを対象として、このコンテストの評価に影響を与えたと思われる項目について調査を行っている。その結果、短手数で詰将棋において感動を与える主な要因がいくつか明らかになったが、中でも詰め上がりの閉塞度の大小が感性に最も影響を与えていることが判明したと報告されている。

3. 初心者アンケートによる将棋初心者の着手予測実現性と有効性の検討

本研究では、詰将棋において将棋初心者が考える手を予測する方法を提案する。本節ではそのために、詰将棋において (1) 初心者の着手をある程度の精度で予測することは可能か？ (2) 仮に初心者の着手をある程度の精度で予測することが可能であるとして、それを実用的に応用することは可能か？ という2点について、簡単な初心者アンケートに基づいて検討する。

3.1 初心者アンケート

将棋初心者12人を対象として、以下の手順でアンケート調査を行った。

- (1). 回答者12人を7人と5人の2グループに分ける。以下、前者を「Aグループ」、後者を「Bグループ」と呼ぶ。(この実験では、Aグループの回答を「サンプルデータ」、Bグループの回答を「テストデータ」として用いる)。
- (2). 回答者12人全員に対して既存の3手詰詰将棋5作品を呈示し、自力で考えてもらう(解けなくてもよい)。
- (3). 回答者は各詰将棋ごとに考慮中に有望に感じた手(初手のみ)をすべて記入する(設問1)。
- (4). その後、詰将棋の解答を見る。
- (5). 各詰将棋ごとの難易度について、1. 易しい, 2. やや易しい, 3. 普通, 4. やや難しい, 5. 難しい, の5段階で回答する(設問2)。

3.2 設問1の結果と考察(1)

アンケート設問1においてAの回答とBの回答が

どの程度一致しているか検討する．本実験では A の回答を「サンプルデータ」、B の回答を「テストデータ」と考えているため、もしこれらの回答がある程度一致していれば、「既知データに基づいて未知データを予測する」ことが可能であることが示唆されると考えられる．

設問 1 に対する A グループ・B グループそれぞれの回答およびそれらから求めた F 値を表 1 に示す．F 値とは情報検索の精度を調べるために用いられる指標である[14]．F 値は 2 つの集合の一致の度合いを示す数値であり、大きい（1 に近い）ほど 2 つの集合は一致していることを示す．ここでは B グループの回答を「検索対象」、A グループの回答を「検索ヒット」と考えて F 値を求めた．

表 1：A グループ・B グループの回答と F 値

	A の回答	B の回答	F 値
詰将棋 1	▲3 三金 ▲4 二金 ▲4 三金	▲3 三金	0.50
詰将棋 2	▲2 二と ▲4 三桂不成 ▲2 三桂不成 ▲3 二金 ▲4 二金	▲2 三桂不成	0.33
詰将棋 3	▲1 二金 ▲2 二金 ▲1 一飛	▲1 二金 ▲3 一金 ▲3 二金 ▲1 一飛	0.60
詰将棋 4	▲4 一金 ▲2 二角 ▲4 二角	▲4 一金 ▲4 二角	0.80
詰将棋 5	▲2 三銀成 ▲3 四馬 ▲3 五馬 ▲3 五金	▲3 四馬 ▲3 五馬 ▲3 五金	0.86

3.3 設問 1 の結果と考察（2）

表 1 により、詰将棋 2 を除いた 4 問の詰将棋はある程度高い F 値が得られていると考えられるが、より詳しく調べるために、各詰将棋ごとに、データに対する片側 2 項検定を行う．そのために、各詰将棋において、B の回答(=未知データ)を事前に予測することは全くできないと仮定する．このとき各詰将棋の局面において、合法手はすべて「選ばれる確率＝選ばれない確率＝0.5」であると考えられる．この仮説の下で、B の回答に対する F 値が表 1 に示した F 値以上になる確率を計算する．結果を表 2 に示す：

表 2：仮説の下での表 1 の F 値の実現確率

	実現確率
詰将棋 1	4.5%
詰将棋 2	31.8%
詰将棋 3	9.9%
詰将棋 4	2.7%
詰将棋 5	1.4%

表 2 より、仮説の下でアンケート結果から求めた F 値の実現確率は詰将棋 1,4,5 では 5%以下、詰将棋 3 でも 10%以下であり、上の仮説は有意水準 5%ないし 10%未満で棄却される．従って、「(A の回答に基づいて) B の回答を予測することは可能」という主張は、詰将棋 2 を除いて確かめられた．ただし、これらの数字は十分に高精度な結果であるとは言えない．今後、より多くの検証実験を行う必要があると考えられる．

3.4 設問 2 の結果と考察

設問 2（詰将棋の難易度に対する 5 段階評価）の集計結果を表 3 に示す．

表 3：詰将棋の難易度

	設問 2 の結果	難易度の順位
詰将棋 1	21	5
詰将棋 2	37	4
詰将棋 3	39	3
詰将棋 4	42	2
詰将棋 5	50	1

表 3 において、設問 2 の結果とは、回答者（12 人全員）の評価点の合計を示す．難易度の順位は、設問 2 の結果によって定めた（難易度が高いものが上位）．

次に、本研究の目標である「初心者者の着手予想」が実現できたと仮定して、その応用として「初心者から見た詰将棋正解手順難易度の評価方法」を次のように提案する．

評価方法） 当該局面において予測した初心者者の着手群と正解手順を比較し、初心者着手群の正解率で評価する（正解率が低いほど高難易度）．

ここではアンケート設問 1 に対する回答（全回答者 12 人分）を「初心者者の着手予測」とであると仮定する．上の方法に基づき、アンケートで使用した 5 問の詰将棋を評価し、難易度の高い順にランキングし、表 3 に示した設問 2 の回答に基づく難易度ランキングと比較する．結果を表 4 に示す．

なお比較のため、詰手順難易度の評価として広く用いられている「証明数」を用いる方法[13]によるランキングも併せて示す．

表 4：詰将棋難易度ランキング

順位	設問 2 の結果	証明数*	正解率**
1	詰将棋 5	詰将棋 1	詰将棋 5
2	詰将棋 4	詰将棋 2	詰将棋 2
3	詰将棋 3	詰将棋 3	詰将棋 3
4	詰将棋 2	詰将棋 4	詰将棋 4
5	詰将棋 1	詰将棋 5	詰将棋 1

*詰将棋 2~5 は同順位

**詰将棋 3,4 は同順位

表 4 に見られる通り、初心者が比較的易しいと感じた問題は詰将棋 1 であるといえる。しかし、既存手法（証明数を用いる方法）では詰将棋 1 が一番難しい問題となっている。それに対し、正解率による順位は初心者が実際に感じた難易度と比較的近い順位になっていることが分かる。このような結果が得られた理由の一つとして、既存手法は「上級者にとっての難易度」を評価するものであり、初心者の視点は必ずしも重視していないことが考えられる。それに対し提案手法では、初心者の着手の予測を用いることにより自然に初心者視線を取り入れることができていると考えられる。

この結果により、もし「将棋初心者の詰将棋着手の予測」をある程度の精度で実現することができたとすれば、それを他の実用システムに応用できる可能性を認めることができたと考えられる。

なお、もう一つの応用の試みである「詰将棋解説生成」[7]についても 6 節で簡単に触れる。

4. 提案手法

4.1 ナイープ評価値

本研究では、「初心者が考える手」の抽出を行うために「ナイープ評価値」という指標を導入する。ナイープ評価値は「初心者にとってどれだけ良い手に感じられるか」を数値で示す評価関数である。

本研究では、詰将棋の各局面においてナイープ評価値の高い手を「初心者が考える手」として抽出する方法を提案する。なお、今回は先手（攻め方）の着手のみ予測の対象とする。

具体的な抽出の手順を以下に示す（図 1）。

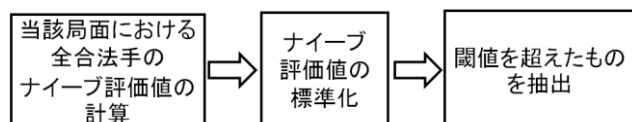


図 1：「初心者が考える手」の抽出手順

- (1). 当該局面における全合法手のナイープ評価値を計算する（計算方法は次節以降参照）。
- (2). (1)で求めたナイープ評価値の標準化（平均=0, 分散=1 に直すための線形変換）を行う。

- (3). (2) で求めた標準化値のうち、事前に設定した閾値を越えるものを「予測手」として抽出する。

本節では以下、上の手順で用いている「詰将棋における攻め方のためのナイープ評価値」を実装する方法を検討する。

4.2 ナイープ評価値の設計（1）

本研究では、[10]を参考に詰将棋における初心者の傾向からナイープ評価値の評価項目を設計している。[7]ではこのような方法の有効性を検討するための試作として、評価項目をごく単純に設定した。以下にその概略を述べる：

通常、詰将棋では攻め方が玉方の駒を取るような手は少なく、むしろ駒を捨てる手が正解であることが多い。しかし、初心者は逆に駒を取る手に目が行きがちになってしまう。このことに注目して、「駒を取る手」をナイープ評価値の評価項目の1つとした。同様に、初心者が比較的選択しやすいと考えられる「大駒による王手」や「持ち駒による王手」も評価項目とした。

一方、初心者が選びにくい手として「動かした駒がタダで取られてしまう手」、「動かした駒ではない他の駒が取られる手」、「大駒を切る手」などが考えられる。

このように初心者が選びやすい手にはプラスの得点、選びにくい手に対してはマイナスの得点を与え、それらの合計点をナイープ評価値と定めた。

各項目の点数は、何人かの将棋初心者の意見を参考に製作者の主観により定めた（実際の項目および得点は 5.1 節の表 5 および表 6 参照）。

なお[7]ではこのようにして得られた試作ナイープ評価値を「詰将棋解説生成」に応用し、ある程度の有効性を確認することができた。

4.3 ナイープ評価値の設計（2）

4.2 節で述べた通り、[7]では試作として、ナイープ評価値の各項目のパラメータ（点数）を主観により手動で定めた。それに対し本稿では、実際に初心者が考えた手のデータから学習してパラメータを調整する方法を提案する。具体的には、[9]や[11]の方法にならない、「初心者の棋譜からの機械学習」が考えられるが、今回はより単純に、短手数詰将棋作品に対して実際に初心者が選択した指し手に基づいて、各評価項目の重み（点数）を調整する方法を検討する。

5. パラメータ調整学習

本節では 4.3 で説明した本稿の提案手法に基づき、ナイープ評価値のパラメータ調整学習を行い、[7]で用いた試作ナイープ評価値と比較する。

5.1 学習の方法

表 5 に示したナイブ評価値の各項目の点数を対象にパラメータ学習を行う。そのための教師データとして、[7]の評価実験で用いたアンケートデータ（3 手詰 6 問×初心者 11 人）を用いる。

以下に学習の手順を示す。

(1). パラメータ設定

ナイブ評価値のパラメータは、[7]と同じ 7 項目とする（表 5）。

表 5：ナイブ評価値のパラメータ

評価項目	パラメータとその範囲 (1)	パラメータとその範囲 (2)
歩（取る場合はプラス、取られる場合はマイナス）	$0 \leq \alpha_1 \leq 100$	$0 \leq \alpha_1 \leq 50$
大駒（歩の場合と同様）	$0 \leq \alpha_2 \leq 100$	$0 \leq \alpha_2 \leq 50$
歩、大駒以外（歩の場合と同様）	$0 \leq \alpha_3 \leq 100$	$0 \leq \alpha_3 \leq 50$
大駒による王手（プラス）	$0 \leq \alpha_4 \leq 100$	$0 \leq \alpha_4 \leq 50$
持ち駒による王手（プラス）	$0 \leq \alpha_5 \leq 100$	$0 \leq \alpha_5 \leq 50$
大駒を切る手（マイナス）	$0 \leq \alpha_6 \leq 100$	$0 \leq \alpha_6 \leq 50$
閾値	$0 \leq \theta \leq 1$	$0 \leq \theta \leq 1$

ナイブ評価値の計算方法 各候補手に対し評価項目の欄の条件が満たされていればパラメータの値が加点または減点され、その合計がナイブ評価値となる。ここで、駒が取られる場合とは、局面を 3 手（自分が 2 手、相手が 1 手）進めて自分の駒がタダで取られることを指している。なお、閾値とは 4.1 で述べた「予測手の抽出」で用いる数値である。閾値はナイブ評価値の値自体には関係しないが、予測に必要となるためパラメータ学習の対象とした。

(2). 予測手の抽出

(1)で導入した各パラメータの値を定めるごとに、各手番での予測手の集合を次のように定義する。

予測手 = 「ナイブ評価値の標準化 $\geq$ 閾値」
を満たす合法手

(3). 教師データとの照合

教師データ内の各詰将棋の初手に対し「予測手の集合」と「アンケート回答の集合」が一致しているほどナイブ評価値の精度が高いと考えられる。そこで、3.2 節で述べた F 値を用いて、それらの一致度を測る。

(4). パラメータ調整学習

表 5 の各パラメータの値を(1)では 20 刻み、(2)では 10 刻み（閾値は(1), (2)ともに 0.1 刻み）で区切り、すべての組合せ（ $6^6 \times 11 = 513216$ 通り）に対して(4)で導入した F 値を計算し、F 値が最大となる組合せを最適解と考える。

表 6 に学習の結果を示す（表 5 の(1)を学習(1), (2)を学習(2)とする）。比較のため、文献[7]で手動設定したパラメータの値も併せて示す。

表 6：パラメータの値

パラメータ	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	θ
手動	0	100	100	50	50	50	1
学習(1)	60	80	40	0	60	80	0.3
学習(2)	0	50	10	20	10	50	0.1

5.2 テストデータによる評価

表 6 に示したパラメータ値（学習で得られた値(1), (2)と手動作成の値）を用いてそれぞれ予測手の抽出を行い、テストデータに対する F 値を求めた。テストデータとしては、3 節で使用したアンケートおよび別のアンケートデータ（5 手詰 5 問×初心者 11 人）を用意した。3 節で使用したアンケートをテストデータとした場合の学習(1)と手動の F 値を求めた結果を表 7 に示す。

表 7：テストデータに対する F 値の比較(1)

	手動	学習(1)
F 値	0.58	0.54

次に、別のアンケートデータをテストデータとした場合の学習(2)と手動の F 値を求めた結果を表 8 に示す。

表 8：テストデータに対する F 値の比較(2)

	手動	学習(2)
F 値	0.63	0.66

表 7, 表 8 より、パラメータ学習の結果は手動の結果を下回ることもあるが、上回る結果もあることが分かる。このことから、初心者が実際に選んだ手の集合を教師データとする機械学習は有効であると考えられる。従って、今後大規模な機械学習を導入することで、より高精度なナイブ評価値を得られる可能性はあると考えられる。

6. ナイブ評価値を用いた解説文生成

本節では提案手法の応用として[7]で提案した「初心者向け詰将棋解説文」の概要を述べる（詳しくは[7]参照）。基本的な方法は[7]と同じだがナイブ評価値は本稿 5 節で得たパラメータを用いる。システム構成を図 2 に示す。

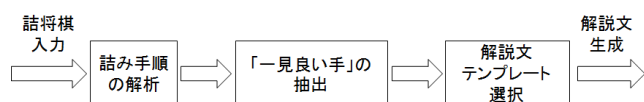


図 2：システム構成

まず、入力された詰将棋に対して詰みの手順を生成する。次に正解手順に沿って各局面の「初心者には有望に見えるが実際には不正解である手」(=「一見良い手」)を抽出する。更に、必要に応じて「不要手の削除」という処理を行う。その後、抽出された一見良い手の数や種類に応じて事前に用意した「解説テンプレート」からいくつか選んで組合せ、その空欄を埋めることで解説文を生成している。

図 3 に 3 手詰めの詰将棋の盤面 (初形) を示す。

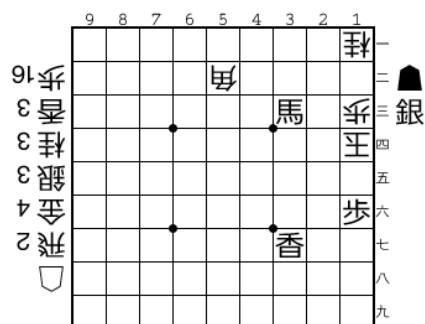


図 3：詰将棋の例

表 6 の学習(2)のパラメータの値を使用して、図 3 に対して解説文を生成した結果を図 4 に示す。

初手は▲3 二馬,▲1 五馬,▲1 五銀打,▲2 三銀打,▲1 五歩が目につきますがこれらは不正解です。

▲3 二馬は△2 五王▲3 六銀打△2 四王▲4 二馬△2 三王▲3 二馬△1 二王▲2 二馬△同王で詰みません。

▲1 五馬は△2 三王▲3 三香成△1 二王▲2 三銀打△同桂▲同成香△同王▲3 五桂打△1 二王で詰みません。

▲1 五銀打は△2 五王▲2 六銀△同王▲4 四馬△1 六王▲3 四馬△同角で詰みません。

▲2 三銀打は△2 五王ならば▲1 五馬で詰みですが、▲2 三銀打△同桂▲同馬△同王▲3 三香成△同王▲2 五桂打△同角で詰みません。

▲1 五歩は△2 五王▲2 四馬△同王▲3 三銀打△1 五王▲2 四銀△同王で詰みません。

初手の正解は▲2 五銀打です。

それに対し玉方は△同角または△同王と応じますが、△同角は、▲1 五歩まで。

△同王は、▲1 五馬までの詰みとなります。

図 4：図 3 に対して生成された解説文

図 4 により初心者が選ぶ可能性が高いと思われる

初手に対し、それらが不正解であることを手順を挙げて示しつつ、正しい詰め手順が出力されていることが分かる。このことから、詰将棋解説生成において本稿の提案手法は有効に機能していると考えられることができる。なお、ここでは学習(2)の結果を用いたが、学習(1)や手動の結果を用いても文章は多少変わるが、ほぼ同程度の品質の解説が得られた。

7. おわりに

本研究では、ナイーブ評価値を用いて初心者の手を予測する方法を提案した。

初心者が実際に選んだ着手データからの学習によるナイーブ評価値のパラメータ調整の方法を提案し、その有効性を検討した。また、得られたナイーブ評価値を用いて詰将棋解説文を生成し、妥当な解説文を得た。

今後の予定としては、大規模な機械学習を導入し、より高精度なナイーブ評価値の作成を目指していきたいと考えている。また、今回は主に詰将棋を対象としたが、今後は指し将棋全般用のナイーブ評価値の作成を行う予定である。

参考文献

- [1] 伊藤毅志：一局の将棋を説明するダイジェスト文生成システム, 2000 年度人工知能学会全国大会 (第 14 回) 論文誌, pp.545-546,2000
- [2] 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.11,2012
- [3] 亀甲博貴, 浦晃, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆：将棋解説の自動生成のための局面からの特徴語生成, 第 18 回ゲームプログラミングワークショップ,2013
- [4] 亀甲博貴, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆：ロジスティック回帰による言語モデルを用いた将棋解説文の自動生成, 言語処理学会 第 20 回年次大会 発表論文集, 2014
- [5] 亀甲博貴, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆：対数線形言語モデルを用いた将棋解説文の自動生成, 情報処理学会論文誌 Vol.55 No11, 2014
- [6] 亀甲博貴, 三輪誠, 鶴岡慶雅：将棋解説文のグラウンディングのための指し手表現と局面状態の対応付け, 第 19 回ゲームプログラミングワークショップ,2014
- [7] 石脇滉己, 荒川達也：「一見良い手」を含めた初心者向け詰将棋解説文生成の提案, 第 34 回ゲーム情報学研究会, 2015
- [8] 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, 第 24 回ゲーム情報学研究会,

2010

- [9] 仲道隆史, 伊藤毅志: 機械学習を用いた棋力の調整方法の提案と認知科学的評価, 第 30 回ゲーム情報学研究会, 2013
- [10] 杵渕哲彦, 伊藤毅志: 手の流れを考慮して自然な手を選ぶ AI の試作, 第 33 回ゲーム情報学研究会, 2015
- [11] 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 GPW, 2006
- [12] 小山健二, 河野泰人: 詰将棋の感性評価, 情報処理学会 人工知能研究資料, 1993
- [13] 長井歩, 今井浩: df-pn アルゴリズムの詰将棋を解くプログラムへの応用, 情報処理学会論文誌 Vol.43 No6, 2002
- [14] 北研二, 津田和彦, 獅々掘正幹: 情報検索アルゴリズム, p.22, 共立出版株式会社, 2002