

「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 (その2)

石脇滉己^{†1} 小川直希^{†1} 荒川達也^{†2}

概要: 近年、コンピュータ将棋の実力はプロ棋士と肩を並べるまでになった。このコンピュータ将棋の強さを活かして、将棋解説の自動化を目標とした研究がいくつか行われている。しかし、これらの研究は主に指し将棋を対象としたものである。それに対し我々は詰将棋を対象として、特に初心者向けの詳しい詰将棋解説文の自動生成を目標としている。本稿では解説文の品質をより向上させることを目標に、(1)玉方のミスにより玉が頓死する手順についての解説の追加、(2)初心者が実際に選んだ着手データを用いた評価関数のパラメータ調整学習の2つの要素の導入を試みた。また、得られた結果について初心者を被験者とした評価実験を行い、従来のシステムとの比較・検討を行った。

キーワード: 将棋, 初心者向け詰将棋解説文, 一見良い手, 自動生成

Automatic Generation of Novice-Oriented Tsume-Shogi Commentary Including Information about Seemingly Good Move

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

Abstract: In recent years, strength of computer shogi is on a par with professional players. Taking advance of the strength of computer shogi, some research has been conducted for automatic generation of commentary. It is mainly intended for shogi, however. In contrast, we aim to produce a system for automatic generation of novice-oriented Tsume-Shogi commentary in particular. In this paper, aiming to improve the quality of commentary, we try to introduce two things: addition of commentary about procedure for checkmate as a result of wrong ways to escape and parameter learning of evaluation using learning data of actual novices' move. We also conduct the evaluation experiment to novices about obtained results and compare this prototype system with the conventional system.

Keywords: shogi, novice-oriented Tsume-Shogi commentary, seemingly good moves, automatic generation

1. はじめに

近年、コンピュータ将棋は著しい発展を遂げ、プロ棋士に迫る棋力が実現されつつある。そこで、コンピュータ将棋の強さを活かして、将棋対局の解説生成に向けた研究がいくつか行われている[1][2][3][4][5]。本研究もその一端として、主に初心者を対象とする詰将棋解説の生成を試みている[6]。

初心者向けの(詰)将棋解説を実現するためには、各局面において、正解手や最善手だけでなく、初心者が間違えやすい点についても触れる必要があると考えられる。そこで我々は[6]において、「初心者には有望に見えるが実際には不正解である手」を「一見良い手」と呼び、一見良い手の抽出を行うための「ナイーブ評価値」という指標を導入した(本稿3.2節参照)。そしてナイーブ評価値を用いて実際に詰将棋解説文を生成したところ、ある程度妥当な解説文を得ることができた。しかし(1)玉方のミスにより玉が

頓死する手順の解説が含まれないこと、(2)間違えの解説のみで、正解を得るための考え方の解説がないこと、(3)ナイーブ評価値の実装が作成者の主観によるものであり、客観的とは言えないことなど、不完全な点が多々あった。

本稿では、上に述べた問題(1)と(3)の改善を目標に、(1)頓死手順についての解説の追加、(2)初心者が実際に選んだ着手データを用いたナイーブ評価値のパラメータ調整学習([7]参照)の2要素の導入を試みた。

以下、2節で関連研究、3節では[6]の方法を簡単にまとめる。4節では今回提案する手法について述べる。5節では、提案手法に基づいて作成した試作システムについて、6節では、既存の詰将棋作品に対して試作システムを用いた実行結果について示す。7節では実行結果に対する初心者を対象としたアンケート調査の結果について示す。8節では本稿のまとめと今後の予定を述べる。

2. 関連研究

2.1 コンピュータ将棋の評価関数

コンピュータ将棋で用いられる評価関数に関する研究は[8][9][10]などで提案・紹介されている。これらの研究は主に、各局面における正しい形勢判断や最善手の決定を目的としたものである。それに対し、本研究では「初心者の着

^{†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

手の予測」のための「ナイーブ評価値」([6],[7])を用いる。

2.2 将棋対局の解説自動生成

将棋解説生成に関する研究は[1],[2],[3],[4],[5]などがある。これらの研究は主に指し将棋の解説を対象としている。それに対して、本研究は対象を詰将棋に限定することにより、これらの既存研究と比べてより単純な方法で実用レベルの解説生成が行えると考えている([6])。なお、[11]では本研究の方法を「聞き手エージェント」のための質問生成に応用することを試みている。

3. 提案手法(1)

本節では、[6]と[7]で提案した方法を簡単にまとめる。システムの目的は、入力された詰将棋に対する初心者向け解説文の生成である。

3.1 概要

システム構成を図1に示す。

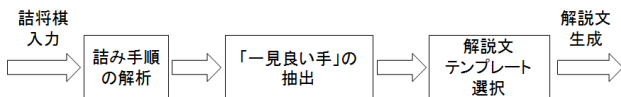


図1: システム構成

まず、詰み手順の解析ブロック（将来的には既存の対局ソフトの思考エンジンと連携したいと考えているが、[6]では自作の思考エンジンを用いた）において入力された詰将棋に対する詰手順を生成する。次に3.3節で述べる方法により正解手順に沿って各局面の「一見良い手」を抽出する。そのために3.2節で述べる「ナイーブ評価値」という指標を用いる。次に、必要に応じて3.4節で述べる「不要手の合成と削除」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」(3.5節)からいくつかを選んで組合せ、その空欄を埋めて解説文を生成する。

3.2 ナイーブ評価値

「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。本研究ではナイーブ評価値を求めるためにいくつかの評価項目ごとの点数を合計するという方法を用いる。

3.3 一見良い手の抽出

各局面において不正解の合法手の中でナイーブ評価値が高いものを「一見良い手」として抽出する。

3.4 不要手の合成と削除

抽出された一見良い手のうち、同じ狙いと考えられるもの（飛車や角、香を打つ位置のみ違う手など）はまとめて1手と考える。この処理を「不要手の合成」と呼ぶ。また、初心者は歩や大駒を不成とする手順を考えることはほとんどないと考えられるため、これらの不成の手は不要手として解説の候補から取り除く。この処理を「不要手の削除」と呼ぶ。なお、打ち歩詰めを回避するための不成は考えられるが、それはほとんどの場合、正解手順に含まれると考

えて、不正解手である一見良い手には含めない。

3.5 解説文テンプレート

解説文の生成には解説文テンプレートを用いる。抽出された一見良い手の種類や数に応じて、その局面に相応しいテンプレートを呼び出して使用する。

以上の方法で、入力詰将棋に対する正解手順に加え、一見良い手が間違いである理由を説明する解説文を生成する。

3.6 F値を用いたパラメータ調整学習

[7]では、パラメータの値を色々変えたときの、「抽出される一見良い手」と「実際に詰将棋を解いているときに初心者が考えた手のデータ」との一致度合いを測り、その精度が高いパラメータを最適解とした。なお、一致度合いを測る方法としてはF値[12]を用いた。

4. 提案手法(2)

前節で概観した[6]の手法に対して、今回新たに付け加える方法について述べる。

4.1 玉方のミスによる頓死

既存の詰将棋解説では、攻め方の間違いやすい手だけでなく、玉方が誤った応手をすると詰みになること(=頓死)についても解説を行う場合が多い。そこで今回は、抽出した攻め方の一見良い手に対して、玉方に頓死する手順(初手に対する応手を間違えた場合のみ)が存在する場合、それについても解説を行うことにする。

4.2 ナイーブ評価のパラメータ調整学習

ナイーブ評価値のパラメータ調整のために、初心者の着手データからの学習を取り入れる。3.6節で述べたように、[7]ではF値によるパラメータ調整学習を提案した。本稿では、それに加えて、コサイン類似度[12]を用いる方法も併用する。

F値による方法は、着手データに重み付けを行わないため、多数派・少数派にかかわらず、初心者が感じる可能性がある疑問に対してもれなく解説がなされるようになると考えられる。

それに対し、コサイン類似度を用いた方法では、着手データに重み付けを行うため、初心者の多くが感じる疑問が優先的に解説されるようになると考えられる。

5. 試作システム

[6]で報告した試作システム(以下「従来システム」と呼ぶ)に、4節で述べた要素も加味して今回新しく作成したシステム(以下「今回の試作システム」と呼ぶ)について述べる。

5.1 不要手の合成と削除

3.4節で述べたように、攻め方が飛車、角、香車を打つ際にはほぼ同じ狙いの手が複数存在する場合がある。そこで、それらをまとめて1手と考える。今回の試作システムでは「同じような狙いである手」を「それぞれの筋あるい

は段において、「ナイーブ評価値が同じ値の手」と定めて不要手の合成を行った。

ただし、今回は初心者アンケートから飛車に関するデータしか収集できなかったため、飛車に関してのみ不要手の合成の処理を行った。なお、不要手の解説に関しては従来システムと同様に3.4節で述べた方針で行った。

5.2 試作システムで用いた解説文テンプレート

解説文生成に頓死手順を含めるため、今回の試作システムでは、従来システムで使用したテンプレートに表1のものを追加した。

表1：追加した解説文テンプレート

呼び出される条件	テンプレート
頓死する手順が存在 (攻め方の初手に対して 玉方が応手を間違っ た場合のみ)	(***)は(***)ならば(***)で 詰みですが、(***)には (***)・・・(***)で 詰みません。

5.3 パラメータ調整学習

4.2節で説明した本稿の提案手法に基づきナイーブ評価値のパラメータ調整学習を行う。

今回は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、各評価項目の点数調整を行う。なお使用する初心者の指し手データは、初心者8~12人に対して初心者アンケートを4回行って収集したものである。また、学習の指標としてはコサイン類似度(5.3.1)とF値(5.3.2)をそれぞれ用いて、結果を比較することにする。

5.3.1 コサイン類似度を用いたパラメータ学習

以下に学習の手順を示す。

(1) パラメータ設定

表2：ナイーブ評価値のパラメータ

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

(2) 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「アンケート回答の相対度数(正解手を除く)」と「合法手に与えたナイーブ評価値の相対度数(正解手を除く)」とが一致しているほどナイーブ評価値の精度が高いと考えられる。そこで、文書

検索において類似度を調べるために用いられる指標であるコサイン類似度[12]を用いて、一致度合いを測る。なお、3.4節で述べた不要手の合成により、合成された手がある場合は、個々の手の相対度数の合計を合成手の相対度数と考える。

(3) 最適解の探索

表1のパラメータ $\alpha_1 \sim \alpha_6$ の値を20刻みで区切り、すべての組合せ($6^6=46656$ 通り)に対してコサイン類似度を計算し、コサイン類似度が最大となる組合せを最適解と考える。

表3に学習の結果を示す。

表3：学習結果

α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6
0	40	60	100	20	100

学習に用いたデータとは別に収集したテストデータ(初心者7人に対して行った初心者アンケートから収集した指し手データ)に対して、表3のパラメータ(最適解)を用いてコサイン類似度を計算したところ0.68となった。

5.3.2 F値を用いたパラメータ学習([7]参照)

(1) パラメータ設定

表2にある評価項目に加え、表4の項目を加えた7項目とする。

表4：閾値の範囲

評価項目	パラメータ
閾値	$0 \leq \theta \leq 1$

(2) 教師データとの照合

3.6節で述べたように、「抽出した一見良い手」と「アンケート回答(一見良い手の抽出が目的のため、[7]とは異なり、回答から正解手を取り除いて用いる)」の一致度合いをF値で測る。

(3) 最適解の探索

$\alpha_1 \sim \alpha_6$ の値を20刻み、閾値 θ は0.2刻みで区切り、すべての組合せ($6^7=279936$ 通り)に対して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5に学習の結果を示す。なお、これらのパラメータ値(最適解)により、テストデータ(5.3.1で使用したものと同一)に対するF値は0.68となった。

表5：学習結果

α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	θ
0	80	60	40	20	80	0

6. 実行結果

6.1 実行結果 1

図 2 に 3 手詰めの詰将棋 (初形) を示す。

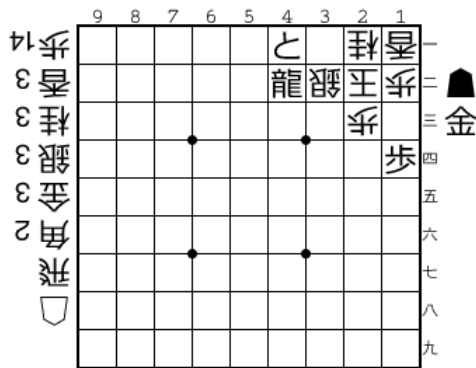


図 2 : 詰将棋の例 1

図 2 に対して従来システムと今回の試作システム (コサイン類似度, F 値を用いたパラメータ学習) を用いて解説文を生成した結果を図 3~図 5 に示す。なお, 市販の詰将棋 20 作品程度の解説を目視で確認したところ, 解説に含まれる「一見良い手の数」は平均約 2 手であったことから, コサイン類似度の場合でも同様に, 抽出される一見良い手の数が平均約 2 手となるように閾値 0.4 として解説文生成を行った。

初手は▲3 二龍が目につきますがこれは不正解です。

▲3 二龍は銀が取れますが△同王▲3一と△同王▲2 二銀打△同王▲1 三歩成△同歩で詰みません。

初手の正解は▲3 三金打です。

それに対し玉方は△同桂と応じますが, ▲3 一龍までの詰みとなります。

図 3 : 従来システム

初手は▲3 一龍や▲3 二龍が目につきますがこれらは不正解です。

▲3 一龍は△3 三王▲4 二龍△2 四王▲4 四龍△1 五王▲5 五龍△1 四王で詰みません。

▲3 二龍も, 銀が取れますが△同王▲3一と△同王▲2 二銀打△同王▲1 三歩成△同歩で詰みません。

初手の正解は▲3 三金打です。

それに対し玉方は△同桂と応じますが, ▲3 一龍までの詰みとなります。

図 4 : コサイン類似度を用いたパラメータ学習

初手は▲3 一龍, ▲3 二龍, ▲1 三歩成が目につきますがこれらは不正解です。

▲3 一龍は△3 三王▲4 二龍△2 四王▲4 四龍△1 五王▲5 五龍△1 四王で詰みません。

▲3 二龍は銀が取れますが△同王▲3一と△同王▲2 二銀打

△同王▲1 三歩成△同歩で詰みません。

▲1 三歩成は△同王▲1 四金打△同王▲4 四龍△1 三王▲2 四龍△同歩で詰みません。

初手の正解は▲3 三金打です。

それに対し玉方は△同桂と応じますが, ▲3 一龍までの詰みとなります。

図 5 : F 値を用いたパラメータ学習

図 3~図 5 の解説文を比較してみると, 取り上げられている「一見良い手」の数が異なっていることが分かる (図 3 では▲3 二龍の 1 手, 図 4 では▲3 一龍と▲3 二龍の 2 手, 図 5 では▲3 一龍, ▲3 二龍, ▲1 三歩成の 3 手)。

従来システムでは, 図 2 の問題に対して「一見良い手」を 1 つのみ抽出するという結果となったが, これでは初心者には少なく感じられ, 十分な解説になっていないと考えられる。それに対し, 今回の試作システムの F 値を用いた解説文 (図 5) では, 「一見良い手」を 3 つ抽出するという結果となったが, 抽出した▲1 三歩成は初心者の中でも少数派の意見であると考えられる。それに対して, コサイン類似度を用いた解説文では▲3 一龍と▲3 二龍を抽出する結果となった。これらの候補手は, 大多数の初心者が選ぶ可能性が高い手であると考えられる。

これらのことから, 従来システムと比較すると試作システムの方が, より高品質な解説文が生成できていると考えられる。また, 4.2 節でも述べたように, F 値による方法では, 初心者が感じる可能性がある疑問に対してもれなく解説がなされていること, コサイン類似度を用いた方法では, 初心者の多くが感じる疑問が優先的に解説されていることが分かる。

6.2 実行結果 2

図 6 に 3 手詰めの詰将棋 (初形) を示す。

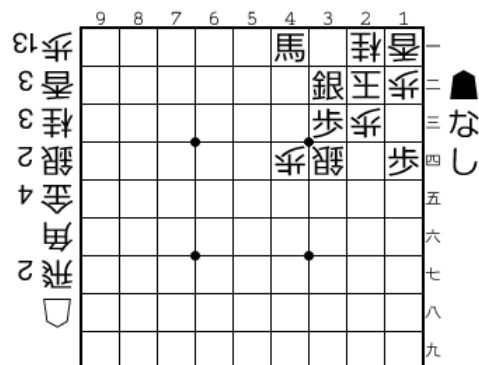


図 6 : 詰将棋の例 2

図 6 に対して, 従来システムと試作システム (コサイン類似度を用いたパラメータ学習) を用いて解説文を生成した結果を図 7 と図 8 に示す。なお, 本問では F 値を用いた場合とコサイン類似度を用いた場合とで, 同一の解説文が生成された。

初手は▲2一銀成が目につきますがこれは不正解です。
 ▲2一銀成は桂が取れますが△3三王▲5一馬△4二香打▲
 同馬△同王▲4三香打△同銀で詰みません。
 初手の正解は▲3一銀です。
 それに対し玉方は△3三王と応じますが、▲4二馬までの
 詰みとなります。

図 7: 従来システムの解説文

初手は▲2一銀成や▲3一馬が目につきますがこれらは不正解です。
 ▲2一銀成は△2一王ならば▲3二歩成で詰みですが、▲2一銀成△3三王▲5一馬△4二香打▲同馬△同王▲4三香打△同銀で詰みません。
 ▲3一馬も、△3三王▲2二馬△同王▲1三歩成△同桂▲3一銀△同王で詰みません。
 初手の正解は▲3一銀です。
 それに対し玉方は△3三王と応じますが、▲4二馬までの
 詰みとなります。

図 8: 今回の試作システムの解説文

図 7 と図 8 を比較すると、6.1 節の結果と同様に抽出された「一見良い手」が異なっていることが分かる(図 7 では▲2一銀成の 1 手, 図 8 では▲2一銀成と▲3一馬の 2 手)。それに加えて、▲2一銀成に対する解説文が異なっていることが分かる。具体的には、図 8 の解説文の 3 行目にある「▲2一銀成は△2一王ならば▲3二歩成で詰みですが」の部分である。これは、玉方のミスにより玉が頓死する手順についての妥当な解説である。このことから、従来の解説文と比較すると、解説文の品質が向上したと考えられる。

7. 評価実験

7.1 実験の方法

既存の詰将棋作品に対して、従来システムと試作システム(コサイン類似度および F 値)を用いて生成した解説文について、将棋初心者 5 人を対象としたアンケート調査を行った。アンケート調査は以下の手順で行った。

- (1) 既存の詰将棋 4 作品に対し、従来システムと試作システムを用いて解説文を生成する。
- (2) 回答者に(1)で使用したものと同一詰将棋 4 作品を呈示し、自力で考えてもらう(解けなくてもよい)。
- (3) その後、従来システムと試作システムが生成した解説文を読んでもらう。
- (4) 各詰将棋ごとに設問 1「詰将棋を解いているときに感じた疑問について解説文に記載されていたか」を、従来システムと試作システムの解説文それぞれに対して 5 段階(1: 全く記載されていない, 5: すべて記載されていた)で評価してもらう。
- (5) 各詰将棋ごとに設問 2「不必要な解説が多すぎて読み

にくくなっていたか」を、従来システムと試作システムの解説文それぞれに対して 5 段階(1: 非常に読みにくい, 5: 全く読みにくい)で評価してもらう。

7.2 アンケート結果

設問 1 と設問 2 の結果を表 6 に示す。

表 6: 従来システムと試作システムの比較

	設問 1	設問 2
従来システム	61	95
コサイン類似度	82	89
F 値	95	58

表 6 は、各設問ごとの解説文に対する全回答者の評価を合計したものである(100 点満点)。表 6 より、設問 1「詰将棋を解いているときに感じた疑問について解説文に記載されていたか」に対し、従来システムよりも試作システム(コサイン類似度, F 値いずれも)の方が上回る結果となった。このことから、試作システムで生成した解説文の方が、より初心者の感じた疑問について解説がなされていたことが分かる。

また、設問 2「不必要な解説が多すぎて読みにくくなっていたか」に対し、F 値を用いた解説文生成の方法は従来システムの評価を大きく下回る結果となった。しかし、コサイン類似度を用いた解説文生成では、従来システムとそれほど差がない結果となった。

このことから、F 値を用いた方法では、初心者が感じるほぼすべての疑問に対して解説がなされるのに対し、コサイン類似度を用いた方法では、多くの初心者が等しく感じると思われる疑問に絞った解説を行っていることが分かる。

今回の実験結果により、コサイン類似度と F 値はそれぞれ一長一短があり、システムを使用する目的に応じて使い分けることが適当であると考えられる。

8. おわりに

本稿では、[6]で提案した解説文生成の質をより向上させることを目標に、(1)玉方のミスにより玉が頓死する手順についての解説の追加、(2)初心者が実際に選んだ着手データを用いた評価関数のパラメータ調整学習、の導入を試みた。パラメータ調整学習で得られた結果とテストデータについてコサイン類似度, F 値を求めたところ、コサイン類似度, F 値ともに 0.68 と高くはない数値であった。このことから、ナイーブ評価値の見直しや教師データを増やすことなどが必要と考えられる。

また、従来システムと今回の試作システムについて比較・検討を行うために、将棋初心者を対象としたアンケート調査を行った。その結果、今回の試作システムにより、従来システムよりも高品質な解説文が生成できたという結果が得られた。ただし、「頓死手順」に関する部分の評価には、初心者だけでなく、中・上級者の意見も必要であるので、中・上級者に対してもアンケート調査を行う必要があ

ると考えられる。

今後の予定として、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行いたいと考えている。また、1節で述べた[6]の問題点(2)には今回触れなかったが、将来的には市販の詰将棋集のように、正解手にたどり着くための考え方の生成まで実現したいと考えている。今回は詰将棋を対象とした解説生成を行ったが、今後は本研究の方法を指し将棋に応用して解説生成を試みる予定である。

また、今回提案したナイーブ評価値を応用して、大盤解説のための「質問生成」を実現したいと考えている[11]。通常、将棋対局の大盤解説は解説者と聞き手の2人で行われるが、聞き手から解説者への質問を生成するために、本研究の提案手法が応用できると考えている。そして将来的には、既存研究と連携することで大盤解説の完全自動化を目指していきたい。

参考文献

- [1] 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
- [2] 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
- [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: 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 No.11, 2014
- [5] 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
- [6] 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
- [7] 石脇滉己, 小川直希, 荒川達也: 将棋初心者の着手を予測するための評価関数の検討, 第20回ゲームプログラミングワークショップ, 2015
- [8] 松原仁編著: コンピュータ将棋の進歩 6, pp.11-16, 共立出版株式会社, 2012
- [9] 金子知適, 田中哲朗, 山口和紀, 川合慧: 駒の関係を利用した将棋の評価関数, 第8回ゲームプログラミングワークショップ, pp.14-21, 2003
- [10] 保木邦仁: 局面評価の学習を目指した探索結果の最適制御, 第11回ゲームプログラミングワークショップ, 2006
- [11] 小川直希, 石脇滉己, 荒川達也: 詰将棋大盤解説聞き手エージェントのための質問自動生成の提案, 第20回ゲームプログラミングワークショップ, 2015
- [12] 北研二, 津田和彦, 獅々掘正幹: 情報検索アルゴリズム, 共立出版株式会社, 2002