

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

亀甲 博貴^{1,a)} 森 信介² 鶴岡 慶雅¹

概要: 本稿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手法を提案する。手法の説明に先立ち解説木と候補木の概念を導入する。最初にルールベースの手法により、解説文中に現れる合法手から構成される候補木を列挙する。列挙された候補木の中から、コンピュータ将棋プログラムの評価値を用いて解説木を選択する。本稿では提案手法を用いて解説木を生成し、その誤りについて解析した。また得られた解説木を解説文生成手法に適用し、解説文生成を行った。実験の結果、多くの局面において指し手表現と局面状態を対応付けた解説木の獲得に成功し、またそのうち約8割は正しい解説木の獲得に成功していた。また得られた解説木を解説文生成に適用し、複数の有益な解説文の生成に成功した。

Mapping between Move Expressions and Positions for Shogi Commentary Grounding

HIROTAKA KAMEKO^{1,a)} SHINSUKE MORI² YOSHIMASA TSURUOKA¹

Abstract: In this paper, we propose a method for grounding move expressions in natural language to game states of Shogi. We introduce the concepts of *commented trees* and *candidate trees*. The first step of grounding is enumerating candidate trees which consist of legal moves appearing in natural language comments using a rule-based algorithm. We then choose the best candidate as a commented tree using evaluation values provided by a computer Shogi program. In experiments, we have generated commented trees for positions annotated with comments by human experts, and conducted error analysis. We have also conducted experiments of commentary generation using commented trees. The results show that we have obtained commented trees with many positions, and about 80% of them are correct. In addition, we have applied a commented tree to our commentary generation system, and succeeded in generating some useful comments.

1. はじめに

自然言語による表現は人間が最も理解しやすい情報であり、膨大なデータなどを人間に理解しやすいように自然言語を用いて表現する研究が盛んに行われてきた [1], [2]. 特に近年では画像 [3], 動画 [4], 市場の変動情報 [5] など様々な分野の情報と自然言語の情報を対応させる研究が盛んに

行われており、複数の分野間の情報を対応付ける研究が注目を浴びている。

一方で近年の人工知能研究の進歩は目覚ましく、一部の分野では人工知能が人間を上回る性能を示している。チェスや将棋に代表されるコンピュータゲームプログラムの研究はその筆頭である。これらのプログラムは形勢や最善手の判断に優れているものの、人間がゲームをプレイしながら行っているような「なぜそのように判断したか」を表現するには至っていない。特に将棋の場合は局面の駒の組み合わせを特徴として用いて [6], 機械学習によって評価関数の重みを自動獲得 [7] することで人間のトッププレイヤーに匹敵する棋力を獲得しており、その評価関数が用いてい

¹ 東京大学大学院工学系研究科
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
² 京都大学学術情報メディアセンター
Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University
^{a)} kameko@logos.t.u-tokyo.ac.jp

それぞれの特微量の意味を人間が理解することは難しい。強いプログラムは観戦などの際の局面理解に利用されており、自然言語による判断理由の表現に対する需要は大きい [8]。

筆者らは以前の研究において、将棋の局面とその局面に付与された解説文を用いて解説文の生成モデルを機械学習により獲得する手法を提案し、対象とする解説文を序盤の戦型に言及するものに制限した実験においてその有効性を示した [9]。この研究で提案された手法は学習に用いる局面と解説文が正しく対応付けられていることを仮定し、局面の特徴と解説文の関係を獲得している。しかし実際に人間によって付与された解説文が言及する対象局面は現局面のみではなく多岐に渡る。局面の特徴と解説文の関係を正しく得るためには、対象の解説文が実際に言及している局面を正しく認識する必要がある。

一方でより有益な解説文の生成を行うためには、人間が行っているように現局面に関する解説文のみならず様々な局面に対する解説文を生成する必要がある。人間によって行われる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。これらの言及されやすい指し手や局面に関する知識を獲得することで、より人間が行っている解説に近い解説文の生成が期待できる。そのためにも人間によって付与された解説文が言及している局面を正しく認識する必要がある。

本稿では解説木と候補木という概念を導入し、解説文中での指し手表現と実際の状態空間との対応付けを行う手法を提案する。最初にルールベースの手法により、解説文中に現れる合法手から構成される候補木を列挙する。列挙された候補木の中から、コンピュータ将棋プログラムの評価値を用いて解説木を選択する。

本稿の構成は以下の通りである。2章で関連研究について述べる。3章で本稿における提案手法を示す。4章で提案手法の評価について述べる。5章で解説文中の指し手と実現確率との関係について考察する。6章で本稿のまとめを述べる。

2. 関連研究

2.1 駒の組み合わせを用いた局面評価

将棋の局面を評価する評価関数が用いる特徴として、局面の駒の組み合わせを特徴として用いた研究がある [6]。将棋プログラムの評価関数が用いる特徴として駒の価値や玉の安全度などのヒューリスティクスが多く用いられていたが、それらの設計には多大な労力を要し、かつ設計者の棋力に依存してしまう。この研究はそれらの特徴の多くが駒の組み合わせ特徴によって表現できることを示した。例えば自駒の銀の斜め後ろに自駒の金があるという2駒の組み合わせは互いに駒が効いている好形であり、美濃囲いなど

の囲い中によく現れるなど価値の高い組み合わせであると言える。近年の主だった将棋プログラムは、このような複数の駒の組み合わせ特徴を用い、その重みを探索を組み合わせさせた機械学習 [7] を用いて調整することで精度の高い局面評価関数を獲得している。

このような組み合わせ特徴は局面の理解の上でも有効であると考えられる。例えば囲いの形を玉の周りの駒の組み合わせで表現する、自分の駒と相手の駒の位置関係を用いることで攻めの概念を獲得するといったことが期待できる。

2.2 指し手の実現確率

ゲーム木探索の探索深さを制御する手法として実現確率探索 [10] がある。これは将棋のゲーム木探索は主に深さ優先探索が用いられているが、その探索深さを指し手ごとに変える手法である。例えば将棋において両取りの手は他の手に比べて指されやすいなどの情報を利用し、統計情報から各局面の遷移確率を求める。その遷移確率をもとに探索深さを制御し、指されやすい局面により多くの計算資源を割り当てて効率のよい探索を実現している。また遷移確率の推定にロジスティック回帰モデルを用いることで精度が向上したという報告がある [11]。

指されやすい手という概念は、解説中に現れやすい指し手とも関係があると考えられる。例えば両取りの手は指されやすいが、ゲーム中に両取りが狙える局面が現れたら、仮にその手が実際には悪手であろうとも解説中に現れやすいだろうと予想される。

2.3 解説文生成モデル

著者らは将棋の局面と解説文のペアを教師データとして解説文生成モデルを機械学習により獲得する手法を提案した [9]。本手法は解説文の内容の推定と n -gram モデルによる自然言語生成手法を用いた解説文生成から成る。生成の対象とする解説文を戦型に言及するもののみ限定しての評価実験において、本手法を用いて人間が実際に将棋の棋譜に付与した解説文を用いてモデルの学習を行い、その有効性を示した。

この手法は局面とその局面に付与された解説文が正しく対応していることを仮定している。将棋の解説文においては序盤の戦型に言及する解説文は現局面への言及が多いため以上の仮定が概ね成り立つ。しかし中盤以降の局面の解説では、単に現局面にのみ言及するのではなく先読みを含んだ解説や実際に指された手以外の有力な指し手に関する言及など、対象とする局面は多岐に渡る。そのため中盤以降の局面に付与された解説文は局面と正しく対応が取れているとは言えず、この手法を適用するためには解説文がそれぞれの局面に関するものであるのかを正しく対応づける必要がある。

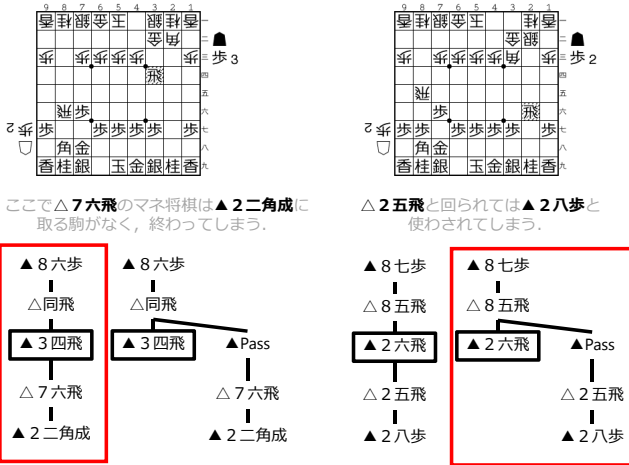


図 1 解説文と解説木の例

3. 提案手法

与えられた局面と、それに付与された解説文中の指し手表現との対応付けを行う手法について説明する。なお、本研究における指し手表現とは符号と呼ばれる一定の記法に従った表現のみを指し、“銀を上げて”や“取り合って”などの符号の記法に従わない表現は本研究の対象としない。指し手表現は以下の正規表現
 (▲|△)((1|2|3|4|5|6|7|8|9)(一|二|三|四|五|六|七|八|九))|同|(同)|{1,2}(王|玉|飛|龍|竜|角|馬|金|銀|成銀|桂|成桂|香|成香|歩|と)(左|右)?(上|直|引|寄)?(成|不成|打)?
 で表される*1。

3.1 解説木と候補木

手法の説明に先立ち、解説木と候補木の概念を導入する。解説木と候補木の例を図1に示す。図1の2局面の下に実際に人間によって付与された解説文が示されている。解説文中の黒字の部分が指し手表現であり、灰色の部分がその他の部分である。それぞれの局面の下に2個のツリー図を示している。黒枠で囲まれた指し手表現(図左の「▲3四飛」と図右の「▲2六飛」)はそれぞれの局面での最終手であり、それぞれの親ノードの指し手はその前の指し手である。

左の局面図における「ここで△7六飛」は現局面から△7六飛とすることを指し、続く「▲2二角成」はその直後の局面での指し手を意味する。また右の局面図における「△2五飛と回られては」とは先手が▲2六飛とせず仮に手番だけが移った場合に△2五飛とすることを意味し、「▲2八歩と使わされてしまう」とはその局面における先手の指し手である。これらの指し手表現の関係をツリー図で表現

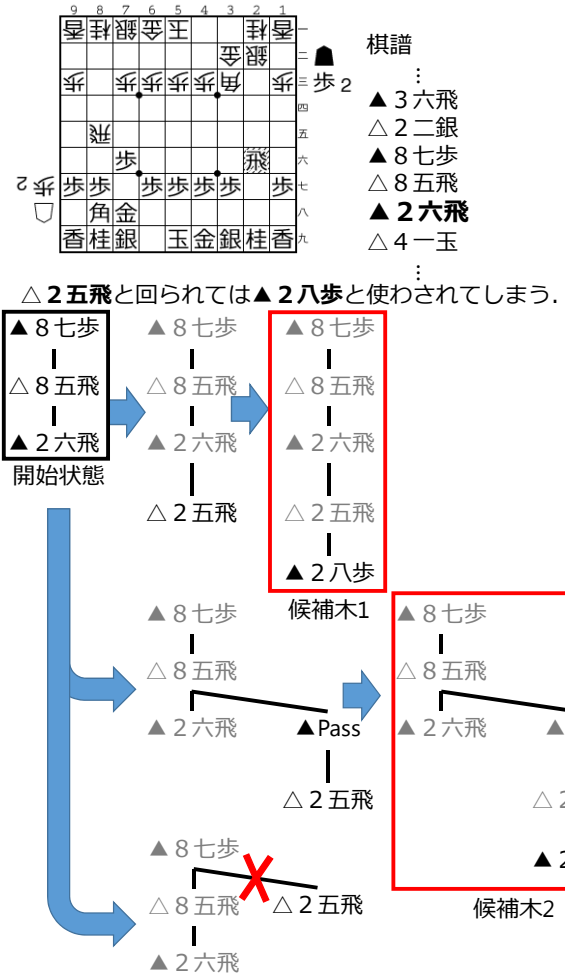


図 2 候補木の生成

したものが図1中の赤枠で囲まれた木である。本稿ではこれを解説木と定義し、これを局面と解説文から生成することを目指す。本稿では解説文中の指し手表現は全てある局面からの合法手を意味しているものと仮定し、また解説文中での局面の遷移は全て指し手表現によって表現されているものと仮定する。

解説木を生成するために、解説木の候補になる木を列挙する。例として図1の局面図の下にそれぞれ2個ずつある木は局面図と解説文から生成された候補である。これらの木はそれぞれ後述する一定のルールに基づいて解説文中の全ての指し手表現を含んでいる。例えば最左の例では、▲3四飛とした局面(現局面)では△7六飛は合法手であり、△7六飛とした局面では▲2二角成は合法手である。また左から2番目の例では▲3四飛とする前の局面でパスを合法手として許せば△7六飛は合法手であり、その局面で▲2二角成は合法手である。このように合法手が連なったツリーの集合を生成し、これらを候補木と定義する。

3.2 候補木の生成

候補木の生成はルールベースのアルゴリズムに基づいて行う。本稿で提案するルールを以下に示す。

*1 参考: <http://www.shogi.or.jp/faq/kihuyouki.html>
 ただし“△5二飛行”などこの記法に従わないものもある。

- (1) 開始状態の木として最終 n 手を繋げた木を作る。(本稿では $n = 2$ とする.)
- (2) 正規表現によって指し手表現を抽出し, 指し手表現とそれ以外の部分に分割する.
 - *MoveExpression*: $\triangle 2$ 五飛 / と回られては / *MoveExpression*: $\blacktriangle 2$ 八歩 / と使わされてしまう。
- (3) パスを合法手として認める.*2
- (4) 指し手表現が木の中に含まれ以下のルールを満たすノードにおける合法手と一致した場合, そのノードの子ノードを対象の指し手表現を加える.
 - 直前が指し手表現であれば, その表現に対応するノードの直下のみ展開を許す.
 - “ $\blacktriangle 8$ 四歩 \triangle 同歩 $\blacktriangle 8$ 三歩” といった表現は一連の手順であるとする.
 - 直前が “ \sim ” などのような連続を意味する記号であれば間にパスを挟んで直前の指し手表現に対応するノードの直下に展開する.
 - “ $\triangle 8$ 九歩成 \sim $\triangle 8$ 八と” は “ $\triangle 8$ 九歩成 \blacktriangle パス $\triangle 8$ 八と” と展開する.
 - 直前の表現が “(1)”, “(2)” や “(a)”, “(b)” などの表現を含んでいる場合, 対応するノードの兄弟ノードに展開する.
 - 「(1) $\triangle 6$ 四同銀は \sim \sim , (2) $\triangle 6$ 四同歩は \sim \sim 」 といった解説文においては $\triangle 6$ 四同銀と $\triangle 6$ 四同歩は兄弟ノードとする.
 - 文の最初の指し手表現をルートノードとする部分木にのみ展開を許す.

候補木の生成例を図2に示す. 与えられた局面と棋譜から開始状態の木 ($\blacktriangle 8$ 七歩- $\triangle 8$ 五飛- $\blacktriangle 2$ 六飛) を生成する. 赤枠で囲われた2通りの展開はそれぞれの指し手が合法手であり, かつ解説文中の全ての指し手符号を含んでいるため候補木として出力される. 一方で $\blacktriangle 8$ 七歩の局面で $\triangle 2$ 五飛は合法手ではないので, 最下段の木の展開は失敗する.

3.3 解説木の選択

生成された候補木の集合から, 解説木として尤もらしい木を選択する. 選択基準として将棋プログラムによる評価値を用いる. 解説文中には, 例えば「(指し手1) となると(指し手順) となって不利」といった解説文中の(指し手1) のように悪手に言及することもあるが, 言及する指し手の多くはそれなりに良い手であると考えられる. また解説のために悪手に言及する際にも, 「(悪手1) に(悪手2) と進むと」といったように一連の指し手順中に複数の悪手が現れる可能性は低いと考えられる. そこで本稿では候補木のスコア関数 $Score(Tree)$ を

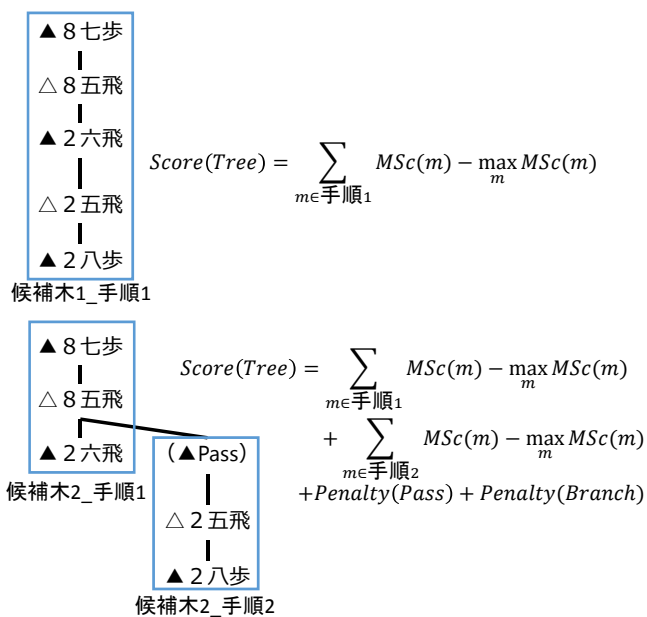


図3 解説木の選択

$$\begin{aligned}
 Score(Tree) &= \sum_{Sequence \in Tree} \left(\sum_{m \in Sequence} MSc(m) - \max_{m \in Sequence} (MSc(m)) \right) \\
 &+ Penalty(Pass) + Penalty(Branch) \quad (1) \\
 MSc(m) &= \text{abs}(Ev(\text{parent}, d) - Ev(\text{child}, d - 1)) \quad (2)
 \end{aligned}$$

と定義する. $Ev(\text{position}, d)$ は局面 position においてプログラムが深さ d で探索した評価値である.

例を図3に示す. 候補木を図3中の青枠のように, 木のルートノードあるいは分枝したノードからそれぞれの手順に分割する. それぞれの手順中のパスを除く全ての指し手を評価し, その評価値が最悪のものを除いて全て足し合わせる. 候補木中の全ての手順について評価値の総和を計算し, それらを足し合わせる. これに本来は合法手ではないパスと解説木を複雑にする分枝をそれぞれ抑制するため, パスに関する罰則項と分枝に関する罰則項を加えたものを候補木のスコア関数とする. 本稿ではパス1回につき300, 分枝1回につき300を罰則とする*3. 式(2)の $MSc(Move) = \text{Abs}(Ev(\text{parent}, d) - Ev(\text{child}, d - 1))$ は指し手 m の前後での評価値の変動を意味する. m の前後で深さを1段減らして探索を行うため, 原理的には m がプログラムが最善手だと判断した手であればその評価値は変動しない*4. 一方で m が悪手であればその局面の評価値は大幅に下がる. そのため $MSc(m)$ は悪手であるほど大きくなり, その総和である $Score(Tree)$ は $Tree$ 中に含む悪手の多さやその程度を表す. これを最小化する木を解説木として選択する.

*2 本来の将棋のルールではパスは認められていない.

*3 歩の評価値が約100.

*4 ただし探索の工夫などにより多少の評価値の変動は起こり得る.

図3の例では、候補木1は▲2六飛の局面で△2五飛とするのが飛車をただで渡す悪手であり、かつその後▲2八歩とするのはただで取れる飛車を取らないばかりか逆に相手に飛車をただで渡す上に歩を自陣に打つ悪手であるため、この木のスコアは大きくなる。一方で候補木2中の指し手はそれぞれの局面において有力な指し手であるため、パスや分枝の罰則項が加わってもスコアは低く、この候補木が解説木として選択される。

3.4 解説木の文生成への適用

本手法を用いて獲得した解説木を解説文生成に適用する。解説文を「テキストA / 指し手B / テキストB / 指し手C / テキストC / …」というように分割した場合、テキストBは指し手Bあるいは指し手Bのあとの局面に言及している場合（例えば「▲2七銀と出て棒銀を狙う」など）と指し手Cあるいは指し手Cのあとの局面に言及している場合（例えば「棒銀を目指す▲2七銀」など）がある。そのため本来はそれぞれの局面がどちらに言及しているのかを判断する必要があるが、本稿では全て直前の指し手に言及しているものとし、局面の特徴としては直前の指し手に関連するものを用いる。

将棋プログラムが用いている評価関数は一般に状態評価関数であり局面評価しか行わないが、解説文においては行動に当たる指し手への言及が多く見られる。そこで局面を表現する特徴として評価関数が用いている特徴に加え、対象の指し手に関する特徴を用いる。具体的には、指す手なら駒の元の位置と移動する先の位置、打つ手なら駒を打つ位置のそれぞれと盤面上の各駒の位置の2駒関係を用いる。

4. 評価

提案手法によって解説木の生成を行いその精度を評価する。また解説木を文生成へ適用し生成文の精度を評価する。

4.1 データセット

本稿では将棋のタイトル戦である名人戦とその挑戦者を決定する棋戦である順位戦の解説付き棋譜を学習用データとして用いた。名人戦と順位戦の棋譜は有料で配布されており^{*5}、人間の手によって自然言語による解説を含むコメントが付与されている。本稿ではそのうち指し手表現を含むものを対象とした。

4.2 候補木の生成

提案手法を用いて実際に候補木の生成実験を行った。なお「○手目」という表現を含む解説文はその多くが現局面から遠い過去の局面への言及であることが予想され、その局面から現局面までの長い手順に関する木を生成すること

は困難であると考えられるため、本稿では対象の解説文から除外した。また候補木の数が多くなると解説木の選択の際の木探索にかかる計算コストが増えることから、本稿では簡単のため候補木の数が50を超えた解説文については生成に失敗したものとして探索を打ち切った。

本稿で提案した手法を用いることで対象の52,703局面中43,408局面(82.4%)について1個以上の候補木の生成に成功した。生成に失敗した局面のうち150局面について、生成に失敗した原因を調査した。調査結果を表1に示す。

失敗した原因のうち23局面は符号などの記載誤りであった。具体的には手番の誤りや駒の誤り、あるいは手順中の一部の欠落などである。解説文は人間の手によって付与されており、また速報サイトによる配布データであるという性質上、一定数の記載誤りは生じてしまう。また1局面は他の対局への言及であり、対象としている対局との対応が取れないものであった。これらの誤りはそもそも局面と指し手表現との対応を取ることができないため、生成手法の改善のみによって解決することは困難であると考えられる。一方で符号などの記載誤りを抽出できていると考えることができ、本手法を応用することで将棋解説文の校正補助が期待できる。

生成失敗の原因として多く見られたのが指し手符号によらない指し手表現である。例えば“銀を上がって”や“駒を取り合って”などの表現である。これらの問題は、符号によらない表現に対するルール設計、あるいはこのような表現の意味の理解のいずれかが必要である。しかしそのようなルール設計は非常に高コストかつ存在しうる表現を網羅することは困難である。一方で自然言語表現の意味理解は自然言語処理研究の大きな課題であり現状の技術では難しい。

4手以上前の指し手に関するエラーとは、例えば「(指し手) からここまで攻めが続いている」などの表現である。これは最初に開始状態の木を生成する際に含める直前の指し手の数を拡張することで生成可能であるが、計算コスト、あるいは生成規則の制限を緩和することによるエラーの増加とのトレードオフになる。

手持ちにない駒とは「桂を入手すれば(指し手)」などの

表1 候補木生成の誤り解析結果

誤りの種類	局面数
候補数による打ち切り	68
符号などの記載誤り	23
他の対局	1
指し手符号によらない指し手表現	16
4手以上前の指し手	15
手持ちにない駒	13
駒そのものを示す符号	6
不可能な指し手	4
王手放置	4

*5 <http://www.meijinsen.jp/>

解説文中の表現を指す。持ち駒が増えた将来の狙いや、その狙いを実現するために駒を獲得する必要性を解説する際に現れる表現である。解決策として持ち駒を増やすことで合法手を拡張することが挙げられるが、単に持ち駒を増やすと合法手が爆発的に増加してしまい計算コストやエラー率が増加する恐れがある。手持ちのない駒に関する解説に対しては持ち駒を増やして検討すべき局面を適切に決定する必要があると考えられる。

駒そのものを示す符号は、「振り飛車では▲4六角(△6四角)は好位置」のように単に駒そのものを意味しているものと、「横歩取り△5二玉型」のような戦法名の一部になっているものがある。これらは指し手符号であり実際に指された手ではあるが、言及している局面においては指し手を表現しているのではなくその位置にある駒そのものを表している。そのため対象の局面の合法手と比較してもそのような指し手は存在しない。

不可能な指し手とは、「(▲6六角に△2二角があるため)ダイレクトに▲1一角成と取られない」のような合法手に存在しない指し手表現である。持ち駒の問題と同様に、合法手をむやみに拡張するのは解決策として適切とは言えない。

王手放置による誤りの原因として、王手に対する対応の省略が挙げられる。例えば「▲(指し手1)～▲(指し手2)～▲(指し手3)」といった手順中の指し手1が王手であったとすると、その局面でパスをするのは王手放置に当たる。実際はこのときに王手に対する対応が1手しかない、あるいはこの手順の解説の上でどう対応するかは問題ではなく興味がないために言及を省略してしまうことがある。この問題に対しては、省略された部分に適切な応手を挟むなどの必要がある。

4.3 解説木の選択

少なくとも1個の候補木の生成に成功した局面と解説文に対して、将棋プログラムの評価値を用いて解説木の選択を行った。実験には将棋プログラム“激指”^{*6}を用いた。探索深さは親ノードで8、1手進めた子ノードで7とした。

候補の生成に成功した150局面について正しい木を選択できているかを確認したところ、119局面(79.3%)は正しい木の選択に成功していた。また解説文中に指し手を多く含むものは枝の数が多くなるため誤る確率が高いが、部分的には正しい木になっている局面も多く見られた。

一方で選択を誤った原因として、プログラムの意見と人間の解説の不一致が挙げられる。例えば解説者が有力な候補手として挙げた手が、プログラムによる評価では探索深さによらず低い、という局面が見られた。また有力な手として解説されやすい指し手と実際に指されやすい指し手は

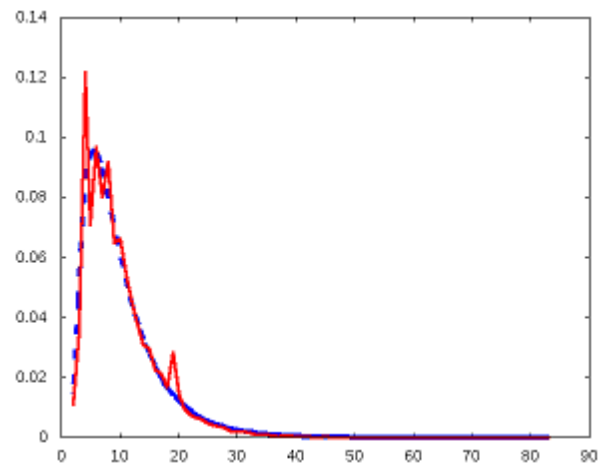


図4 解説文中の単語数の分布

異なる性質を持っているということも考えられる。探索評価値は実際に指された手を選びやすいように調整されているため、解説されやすい指し手と一致するわけではない。

他の原因として、生成される候補木の自由度の高さが挙げられる。本稿で説明した生成ルールでは展開の自由度の制限にはテキスト中の一部の記号のみを用いており、基本的には合法であればどのノードからでも展開を許していた。そのため言及する指し手の展開元が頻繁に移り変わるような木、例えば手順1のリーフを展開→手順2のリーフを展開→手順1のリーフを展開…といった木が生成され、それぞれの指し手がその局面の中で有力であれば選択されてしまっていた。実際に解説する際は、(候補手の羅列→)手順1の解説→手順2の解説…といったように深さ優先探索に近い。そのため候補の選択の際にその展開の順序を評価する、あるいは展開の自由度を制御することなどが必要であると考えられる。

4.4 文生成への適用

得られた解説木を文生成へ適用し、生成実験を行った。学習に用いた解説文の文長の頻度分布を図4に示す。またこれを近似し

$$P(\text{length}(S) = n) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi n^3}} \exp\left(\frac{-\lambda(n - \mu)^2}{2\mu^2 n}\right)$$

を用いた ($\lambda = 23.69$, $\mu = 10.133$)。

解説文を指し手符号で区切ると、例えば「(指し手1)は(指し手2)が～～」といった解説文中の「は」と指し手1が対応付けられるようなことがある。このような短い文は局面を表現しておらず、学習の教師としては不適切であると考えられる。そこで本稿では学習の対象とする局面と解説文のペアを、解説文が15単語以上からなるものに限定した。また $P(\text{length}(S) = n)$ を $n < 15$ においては0とした。

図5は先手が▲2六歩とした局面である。後手が次に△

^{*6} <http://www.logos.ic.i.u-tokyo.ac.jp/gekisashi/>



指し手：△8五歩

単語	値	単語	値
一	0.983	手	0.909
角	0.770	換わ	0.754
突	0.677		

生成文：と突かれると一手損角換わりになる

指し手：△3四歩

単語	値	単語	値
な	0.995	取り	0.966
角	0.930	横歩	0.854

生成文：は横歩取りになり、横歩取りになっている

図5 ▲2六歩と突いた局面

8五歩と突くと戦型は角換わりになり、△3四歩とすると横歩取り模様の将棋になる。この局面と△8五歩、△3四歩をそれぞれ与えて文を生成したところ、与える指し手によってそれぞれ「角換わり」と「横歩取り」というフレーズが得られ、それぞれの指し手を用いた特徴によって指し手とそれによる局面の遷移が取れていることが分かる。また角換わりの方は「(指し手)と突かれる」と歩の動きである「突く」という単語が取れ、また生成文に含むことができている。しかし角換わりの方は「一手損角換わり」と「一手損」が出てきてしまっている。「一手損角換わり」は角換わりの戦法ではあるが、単に「角換わり」と言ったときは一般には手損のない角換わりのことを意味するため、「角換わり」と「一手損角換わり」は異なる戦法である。これは「一手損角換わり」が頻出でありかつ「一手損」と「角換わり」は共通して出てきやすいことによるものであると考えられる。

一方で横歩取りの方は、局所的には「(指し手)は横歩取りになる」という情報が言えているが、文中に「横歩取り」というフレーズが2度出てきてしまい、文全体としては誤った文になってしまっている。これは言語モデルが2単語前までしか見ておらず、また文長を15単語以上に制限してしまっているため同じフレーズを繰り返すことが最も生成確率が大きいと判断されてしまったことによると考えられる。適切な文長を検討するとともに、文全体を広く



指し手：▲6六銀

単語	値	単語	値
い	0.999	銀	0.890
上	0.158		

生成文：と銀を上がついていこうということだろう

図6 銀を上げる局面

評価する必要がある。

図6の局面で先手は▲6六銀と上がった。これは5筋あるいは5五歩に狙いを定めて中央に駒の利きを集める狙いがあるのだろうと考えられる。この局面と指し手を入力として文生成を行ったところ、「銀が上がっていく」という駒の動作を獲得することはできた。銀が上がった局面や指し手と「銀が上がる」というコメントとの対応が取れている効果であると考えられる。しかしその狙いを解説するには及ばず、与えた入力が見る動作の説明に終わっている。指し手の狙いを解説するためには指し手と対応するまさにその局面だけではなく、例えば5五の歩を取り合う探索の結果などゲームの状態の情報が必要であろうと考えられる。

5. 解説中の指し手と実現確率の関係の考察

本稿の実験に用いた将棋プログラム「激指」は実現確率探索を用いた探索を行っている。この章では実現確率と解説中の指し手の関係について考える。

激指が用いている実現確率は、それぞれの指し手について指されるか指されないかの2値分類器をロジスティック回帰モデルによって学習している。このモデルによって各指し手が指される確率が得られ、探索木のルート局面からの指し手順中の各指し手が指される確率 p を掛け合わせたものがそれぞれの局面の実現確率であるとしている。実装上は $-\log(p)$ を探索深さとして用いている。

解説中に現れる指し手はその指し手の探索評価値よりも実現確率と相関があるという仮説から、実際に解説文中に現れた指し手についてその実現確率の頻度分布を調査する。第55期王位戦七番勝負第7局*7の対局のうち1日目

*7 <http://live.shogi.or.jp/oui/kifu/55/oui201409240101.html>

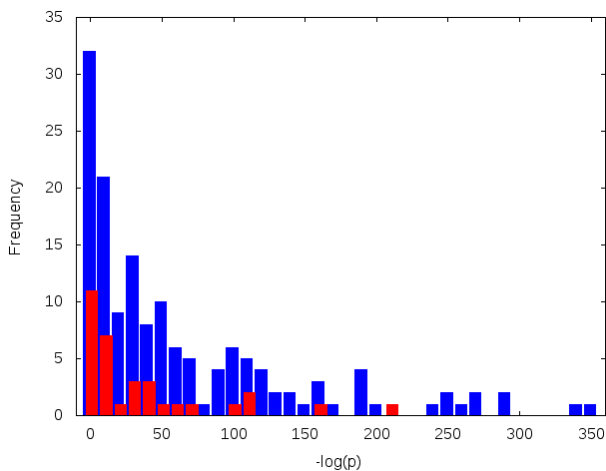


図 7 解説中の指し手と実際の指し手の実現確率

に指された 61 手までについて調査した. 図 7 にその頻度を示す. x 軸は実際に激指が探索深さの決定に用いている, $-\log(p)$ に比例する値であり, 小さいほど実現確率は高い. 赤いグラフは実際の対局において現れた指し手, 青いグラフはその対局に付与された解説文中の指し手の実現確率の頻度である. なお, 初期局面の合法手 30 手中 400 以下であるのは 15 手, 100 以下なのは▲7 六歩, ▲2 六歩, ▲5 六歩の 3 手である. 図から解説された指し手と実際に指された指し手为实现確率の高い部分に集中していることが分かる.

特に一連の手順として列挙されていた指し手順はそれぞれ高い実現確率を示していた. 一方で複数の指し手候補が列挙されていた局面では, それぞれの指し手の実現確率は手順中の指し手に比べて大きく, またそれぞれの候補手が近い値を示していた.

以上から, 実現確率は解説木と相関があると考えられる. 特に一連の手順中の指し手の実現確率が高く, 複数の指し手候補が列挙されていた局面で比較的低いことから, 解説木の形状を決定する指標として有望である.

6. おわりに

本稿では将棋解説文のグラウンディングのために指し手表現と読みにもみ存在する局面も含めた局面状態の対応付けを行う手法を提案した. 対応付けのために解説木と候補木の概念を導入し, ルールベースによる候補木の生成と将棋プログラムの評価値を用いた解説木の選択手法を提案した. また獲得した解説木を解説文生成手法に適用することで, 指し手表現を含む解説文生成を行い, 指し手を表現する解説文の生成が可能であることを示した.

解説木の生成手法の問題点として, 解説文中に現れる特殊な指し手表現への対応が挙げられる. 第一に指し手符号によらない指し手表現や自明な指し手の省略など, 符号と

して現れない表現が多く見られた. これらの局面遷移の理解のためには, 自然言語あるいはゲームの状態の理解が必要であると考えられる. 第二に将来持ち駒が増えた場合や駒が動いた場合についての言及など, 現局面では合法手ではない指し手への言及が見られた. これらの指し手表現は合法手の拡張などの対応が求められるが, 適切な拡張を行わないと誤りの原因になるため今後検討が必要である. また解説木の選択手法は, 探索の評価値のみではなく実現確率が解説文中の指し手の出現確率と相関があることが期待できる. 実現確率と指し手表現の出現確率との関係についてのより詳細な調査が今後の課題として挙げられる.

解説木を文生成に適用することで, 指し手を表現する解説文の生成モデルの獲得に成功した. しかし生成に用いるゲームの情報が対象とする局面と指し手のみであることから, 生成される文は現局面や対象の指し手の説明しかできず, 数手先の狙いの解説を行うには至っていない. 解説に必要なゲームの情報を検討し, 探索を含んだ解説文の生成が求められる.

参考文献

- [1] Sripada, S. G., Reiter, E. and Davy, I.: SUMTIME-MOUSAM: Configurable Marine Weather Forecast Generator, *Expert Update*, Vol. 6, No. 3, pp. 4-10 (2003).
- [2] Portet, F., Reiter, E., Gatt, A., Hunter, J., Sripada, S., Freer, Y. and Sykes, C.: Automatic Generation of Textual Summaries from Neonatal Intensive Care Data, *Artificial Intelligence*, Vol. 173, No. 7-8, pp. 789-816 (2009).
- [3] Srivastava, N. and Salakhutdinov, R.: Multimodal Learning with Deep Boltzmann Machines, *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, pp. 1-9 (2012).
- [4] Yu, H. and Siskind, J. M.: Grounded Language Learning from Video Described with Sentences, *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*.
- [5] Yogatama, D., Wang, C., Routledge, B. R., Smith, N. A. and Xing, E. P.: Dynamic Language Models for Streaming Text, *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol. 2, pp. 181-192 (2014).
- [6] 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).
- [7] 保木邦仁: 第 11 回ゲームプログラミングワークショップ.
- [8] 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, pp. 2525-2532 (2012).
- [9] 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 (in press).
- [10] Tsuruoka, Y., Yokoyama, D. and Chikayama, T.: Game-Tree Search Algorithm Based on Realization Probability, *ICGA Journal*, Vol. 25, No. 3, pp. 145-152 (2002).
- [11] 鶴岡慶雅: 「激指」の最近の改良について—コンピュータ将棋と機械学習—, コンピュータ将棋の進歩 6 (松原仁, 編).

▲羽生王位対△木村八段. 2014 年 9 月 24 日.