

実現確率に基づく解説すべき指し手の推定

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において示すべき指し手の推定手法を提案する。人間が付与した解説文中に現れる指し手符号と実際のゲームの状態空間との対応付けを行うことによって得られた、解説木という概念によって示された人間による解説文中に現れる指し手を教師として、解説すべき指し手の予測モデルを学習する。また、これによって得られた予測モデルと探索結果を組み合わせることで解説されるべき指し手の予測を行う。指し手の予測モデルは精度の大幅な向上は実現できなかったが、解説文中に現れる指し手は棋譜中の指し手とは異なる性質を持っており、提案手法によってその性質を獲得しうることを示した。またこの予測モデルと探索結果を組み合わせることで一部の解説木の生成が可能であることを示した。

Predicting Moves in Comments using Realization Probabilities

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

Abstract:

In this paper, we propose a method for predicting the moves that should be mentioned in Shogi commentaries. We train the prediction model using *commented trees*, which show the moves in comments by human experts. Then we predict the commented trees for the states of Shogi using the prediction model and the result of searching. Our proposed method did not achieve a significant improvement, but the experimental results show that moves in the comments have a tendency which differs from that of moves in game records, and our method may capture some properties of the moves mentioned in commentaries. In addition, the results show that our method can generate some commented trees.

1. はじめに

将棋の対局を観戦する上で、コンピュータ将棋プログラムの形成判断は有益な情報である。一方でその形成判断の意味を理解するためには観戦者に高い棋力を要求することが多い。タイトル戦などの注目度の高い対局では、第三者のプロ棋士などが対局中に表れた指し手や今後の展望などを、人間にとって理解しやすい形式である自然言語によって表現することで棋力の低い観戦者の理解を助けている。コンピュータ将棋プログラムによって将棋の解説を提供することを考えると、自然言語による人間にとって理解しや

すい形式での解説生成は不可欠な要素である。

筆者らはこれまでの研究 [1] において、与えられた将棋の局面から解説文を生成するモデルを提案し、複数の局面において有効な解説文の獲得に成功した。しかし提案したモデルは、人間が行っている解説と同等の解説文の生成が可能なモデルにはなっていない。その最大の理由として、人間が行っている解説は、同局面を対象とした同一の解説文中において実際に言及している局面が動的に遷移することがあげられる。例えば「現局面から▲同飛△7四角は後手よし」といった解説を考えると、▲同飛と△7四角はそれぞれ局面の遷移を表す符号であり、実際に「後手よし」と言及されている局面は現局面からこれらの遷移を経た局面である。金子の提案した局面の解説システム [2] が行っているように、将棋プログラムの読み筋など局面の遷移を示す情報は解説において非常に重要な情報であり、人間が

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

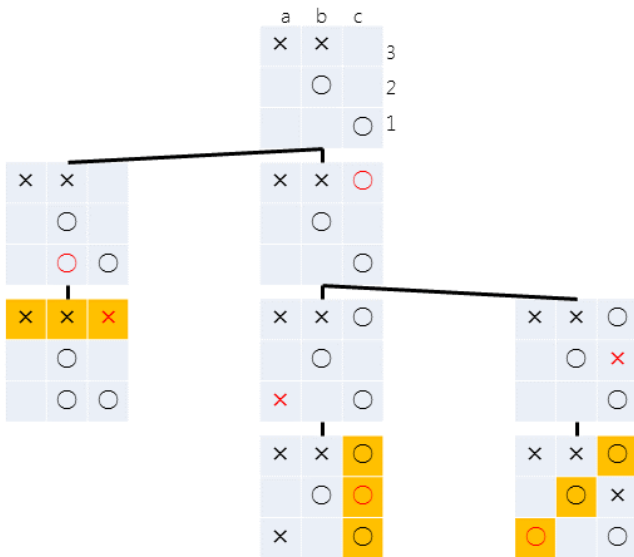


図 1 Tic-Tac-Toe の探索木

行っているような適切な指し手の提示は解説の自動生成の上でなくてはならない機能である。

Tic-Tac-Toe を解説することを考える。図 1 のルートノードの局面での最善手を考えたとき、その解説文は「○が 1b などに置くと×が 3c に置き負ける。そのため○は 3c に置かなければならない。そうすると×が 1a に置いて○は 2c に置き○の勝ち、×が 2c に置いて○が 1a に置き○の勝ちとなる。」という文になる。局面の遷移を考慮した解説文は、このように指し手を決定する際のゲーム木探索に似た局面遷移が求められていると考えられる。しかし将棋の探索空間は、局面あたりの平均合法手数が約 80 [3] と非常に大きく人間が全てを把握することはできないため、解説されるべき指し手は限られる。本研究では、このような解説されるべき指し手からなるゲーム木の予測を目指す。筆者らは以前の研究 [4] において「解説木」という概念を提案したが、この解説木がここでいう解説されるべき指し手からなるゲーム木に当たる。

本稿では局面遷移を示す解説生成を行うために、解説文中で示すべき指し手の推定を行う手法を提案する。提案手法は実現確率モデルに基づく指し手の予測モデルと解説木の生成モデルのふたつである。既存手法によって獲得した解説木を教師データとして指し手の予測モデルの学習を行い、これによって獲得したモデルを用いて解説木生成を行う。

本稿の構成は以下の通りである。2 章で解説文生成のための指し手の予測手法についての関連研究を紹介する。3 章で提案手法の概要を示し、4 章で評価実験について述べる。5 章で本稿のまとめを行う。

2. 関連研究

2.1 将棋の解説文生成

筆者らはこれまでの研究 [1], [4] において与えられた局面やその局面における指し手に対して解説文を生成するシステムを提案した。ここで提案したモデルは画像のキャプション生成 [5] などと同様の問題ととらえることができ、ある静止した局面と指し手を入力として用いるモデルになっている。このシステムにおいてある程度有用な解説文の獲得には成功したが、人間が行っている解説とは大きくかけ離れており十分とは言えない。その大きな違いとして、人間が行っている解説は解説文中で対象としている局面が遷移していることである。例えば今後の展望について言及する場合はその手順を示しつつその先の局面について説明を行うなど、対象としている局面だけを入力しては実現が難しいような解説文生成が必要である。

本研究ではこのような解説文中で局面が遷移していくような解説生成を行うために、解説すべき局面遷移の獲得を目指す。

2.2 解説生成における指し手の提示

金子の提案した局面の解説システム [2] では、各局面における将棋プログラムの読み筋を提示し観戦者の局面理解を助けている。また、このシステムでは読み筋だけではなく、詰みや必至に関する探索結果や手番を変更しての探索結果など、観戦に有益であろうと考えられる探索を行いその結果を示している。これは単に局面の最善手順を示すだけでは解説として不十分であることを意味している。より有益な解説のためには多様な、かつ必ずしも好手とは限らない手の提示が必要であると考えられる。

小川らは将棋の詰将棋解説の聞き手の質問自動生成システムを提案した [6]。提案システムが提示する質問文の中に、正解の指し手とは異なる手についての質問がある。これは石脇らの提案するナイーブ評価値 [7] という、一見いい手を評価するための評価値を設計し、これを用いて解説文に現れるべき、かつ正解ではない手を予測している。この研究が示す通り、通常の指し手決定に用いる評価値とは異なる評価指標を用いて解説すべき指し手を予測することで、多様な指し手の提示が期待できる。

これらの研究が共通して示しているのは、将棋の解説を行う上では探索結果から得られる最善手順や詰め将棋の正解など実際の着手を予測する手に加えて、実際に指される手とは異なった性質を持った指し手への言及が必要であるということである。

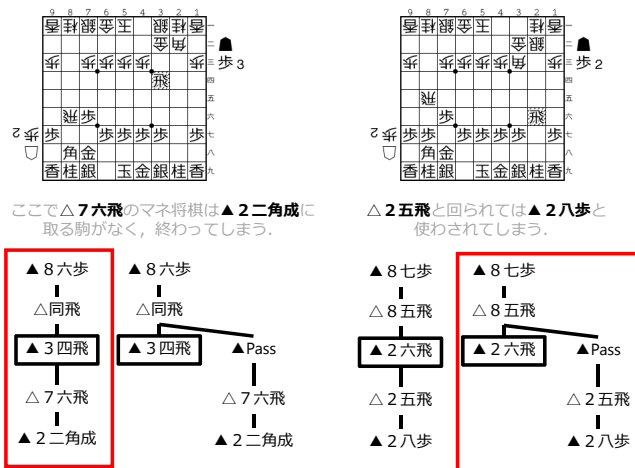


図 2 解説木 (赤枠)

2.3 人間が付与した解説文中の指し手表現と実際の状態空間との対応付け

筆者らは以前の研究において、解説木という概念を導入することで自然言語によって示されている解説文中の指し手表現と実際の状態空間との対応付けが自動で行えることを示した [4]。解説木とは図 2 に示すようなゲーム木である。現局面を含む実際の棋譜中に現れた局面から、△7六飛などの指し手符号と呼ばれる表現に対応する指し手を展開することで、自然言語での解説文中に現れた指し手表現と実際の状態との対応付けを行う。提案手法は解説木の候補となる木を列挙し、その候補の中から探索評価値を元に最適な木を選択することで解説木の生成を行う手法である。これにより、人間が解説を行う際にどのような指し手に言及しているかを獲得することができた。

解説木が対象としているのは、人間が付与した自然言語による解説文中の、指し手符号と呼ばれる表現である。図 2 の左の例の場合だと「△7六飛」と「▲2二角成」が指し手符号である。これら全てを将棋のルールと矛盾なく繋ぐ木を列挙し、その中で悪手を多く含まない木を選択する。ただし解説文中には解説のために、例えば駒を取ると自玉が詰んでしまうなど悪手を含む解説を行うこともあるため、ある程度の悪手を含むことを認める。提案手法によって、探索評価値のみを用いてある程度正しい解説木の選択が可能であることを示した。

この研究の目的は局面と解説文を入力として解説文が言及する解説木を生成することである。一方で本研究の目的は局面だけが与えられた際に適切な解説木を生成することである。

この研究は獲得した解説木を用いて自然言語とゲームの状態の対応付けを行い、このペアを学習データとして解説文生成モデルの学習を行った。図 2 の左の局面を例にすると、△7六飛に対応する実際のゲームの状態と、△7六飛に続く自然言語である「のマネ将棋は」を対応づける。同様に▲2二角成と「に取る駒がなく、終わってしまう。」を

対応付ける。これらを独立な学習データとして扱い、局面と指し手から自然言語を生成するモデルの学習を行った。提案モデルによって自然言語による解説文の一部を生成することができるモデルは獲得できたが、「ここで△7六飛のマネ将棋は▲2二角成に取る駒がなく、終わってしまう。」という文全体を生成できるモデルにはなっておらず、人間と同等の解説文の生成には至っていない。

3. 提案手法

本稿では、与えられた局面に対して適切な解説木を生成する手法を提案する。既存手法で獲得した、人間によって付与された解説文から生成された解説木を教師として、これと同様のものを生成することを目指す。

3.1 実現確率モデルによる解説木中の指し手の予測

文中で局面が遷移するような解説文生成のために、解説文中で言及すべき局面を推定する手法を提案する。既存の研究で獲得した解説木を教師とし、これを生成することで人間が行っているものと近い解説文の生成への応用が期待できる。

提案手法は実現確率探索 [8] の概念に基づく。実現確率探索とは各指し手に対して実現確率と呼ばれる局面の遷移確率を推定し、この確率が高い指し手が有望であるとして探索時に多くの計算資源を投入して効率のよい探索を行うことを目指した手法である。実現確率を推定するモデルはプロ棋士の棋譜中の指し手を実際に指された手であるか指されなかった手であるかの 2 クラスの分類を行うロジスティック回帰モデルになっており、局面 s における指し手 m の実現確率は

$$P(m | s) = \frac{1}{1 + \exp(-W\phi(m, s))} \quad (1)$$

と定義される。ただし W は重みベクトル、 $\phi(m, s)$ は特徴ベクトルである。実現確率モデルでは、特徴量として例えば盤面上の駒と指し手の位置関係や直前の指し手と対象の指し手との関係などを用いる。これによって、例えば両取りになる手は指されやすい、直前に駒を取られた場合はその駒を取り返す手は指されやすい、などといった特徴が獲得できる。この実現確率は実際に指されやすい手の性質を獲得することに成功している。

実際に指されやすい手と同様に、解説文中に現れる指し手にも共通する性質があるのではないかと考えられる。そこでこの実現確率モデルを用いて、解説木中の指し手の予測モデルの学習を行う。解説木を教師として実現確率モデルを学習することで、解説木中の指し手の性質を獲得することを目指す。

実現確率モデルの学習と同様に解説木中の指し手予測モデルの学習を行う。解説木中のある局面から展開される指し手群を正例とし、それ以外の合法手を負例として扱う。

なお既存研究 [4] で提案している解説木は、狙いの解説などのために将棋においては本来認められていないパスを合法手として扱っているが、パスの予測を同じモデルで行うことは困難であるだろうと考えられるため本研究ではこれを除外した。

3.2 解説木の生成

獲得した指し手の予測モデルと探索結果を用いて与えられた局面に対する解説木を生成する手法を提案する。解説文中に現れる指し手は、実際によいと考えられる指し手と一見よいように考えられるが実際はよいとは限らない手の2種類に分けることができると考えられる。実際によいと考えられる指し手は次の一手の予想などが該当し、指し手を決定する際の探索結果から得られる。一方で一見よいように考えられる手は観戦者への解説のために提示する場合などが該当する。例えば両取りができる指し手などは一見よいように見えるので、これについての解説が求められることがある。このような指し手は実現確率モデルによって学習された指し手の予測モデルによって得られるだろうと考えられる。

解説木の生成手順を図3に示す。生成手順は以下の通りである。

- 1) 与えられた局面をルートノードとするゲーム木を考える。
- 2) その局面の最善手順を探索し、この手順を対象のノードから展開する。
- 3) 対象のノードにおいて指し手の予測モデルを用いてその局面において現れやすそうな指し手を予測する。
- 4) 予測された指し手をそれぞれ対象のノードから展開する。
- 5) それぞれ次の局面において、同様に2)から4)の操作を再帰的に繰り返す。

指し手の予測モデルは各指し手について指されるか否かの2値分類モデルとして学習されているが、ここで各指し手の実現確率を

$$P(m | s) = \frac{\exp(W\phi(m, s))}{\sum_{m_j \in M} \exp(W\phi(m_j, s))} \quad (2)$$

と定義する。なお $m_j \in M$ は局面 s における合法手の集合である。本稿では各局面における探索深さは8、指し手予測モデルによるノードの展開は上位3手以内かつその手の実現確率が最高の手の10分の1以上のものに限定して展開を行った。また4)によるノードの展開を深さ2まで行った。

以上の操作を行うことで、探索結果と指し手予測モデルによって枝刈りを行いつつ探索木の一部を深さ優先探索のように走査することになる。これによって解説木の生成を行う。

4. 評価

提案手法の評価を行う。指し手予測モデルを用いての解説木中の指し手予測精度を評価する。また提案した解説木生成モデルを用いて実際の棋譜中の局面に対して解説木生成を行い、人間が実際に付与した解説文との比較を行う。

4.1 解説木中の指し手の予測

既存手法により獲得した解説木に含まれる指し手を予測するモデルを学習した。本研究では将棋プログラム「激指」[8]を用いて実験を行ったが、指し手の予測モデルは激指の実現確率モデルに準ずる。激指における実現確率モデルの学習は、プロ棋士の棋譜中に実際に現れた指し手を正例、それとは異なる合法手のうちランダムに半分を抽出し負例としてロジスティック回帰モデルの学習を行っている。提案モデルの学習は、ある局面に対して複数の指し手が正例として存在するため、これら全てを正例とし、それ以外の合法手のうちランダムに半分を抽出して負例とした。

解説木生成には名人戦・順位戦の解説付き棋譜を用いた。名人戦・順位戦は近年になって全ての対局を有料で配信^{*1}しており、またその多くの棋譜に人間による解説が付与されている。既存研究 [4] と同様の設定で解説木生成を行った。

提案モデルの学習を行うにあたり、初期値として全ての重みベクトルを0にしたものと激指が探索に用いているプロ棋士の棋譜から学習されたモデルを用いたものの2種類を用意した。ベースラインとしてプロ棋士の棋譜から学習されたモデルとの比較を行った。プロ棋士の棋譜から学習されたモデルは40,000局が用いられている。また学習には3,664局から生成された55,971個の解説木を用いた。用いる特徴は全てのモデルで共通であり、主に対象の局面と指し手から生成される。

比較として、学習に用いたものとは異なる、602局から生成された13,842個の解説木の各指し手の予測を行う。解説木中の各局面において、各合法手に対する実現確率を計算し、その上位 N 個の中に実際に解説木中に含まれている手がいくつあるかを比較する。これは多くの手が少ない N の中に含まれていればより正確に手の予測ができていることを意味する。なお $N \leq 100$ 中に存在しなかった手は全て $N = 101$ とした。同様の実験を学習に用いた解説木中の指し手とプロ棋士の棋譜中に含まれる指し手についても行った。

結果を図4、図5、図6に示す。図中のProposed Aは提案手法のうち重みベクトルの初期値としてプロ棋士の棋譜で学習したモデルを用いたもの、Proposed Bは初期値を0にしたものであり、Baselineはプロ棋士の棋譜から学習し

^{*1} <http://www.meijinsen.jp/>

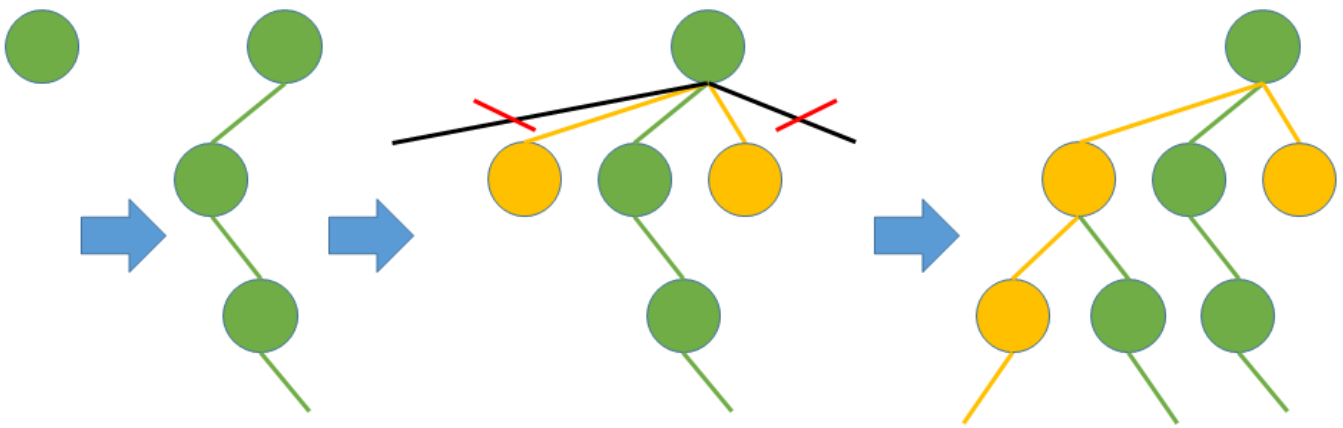
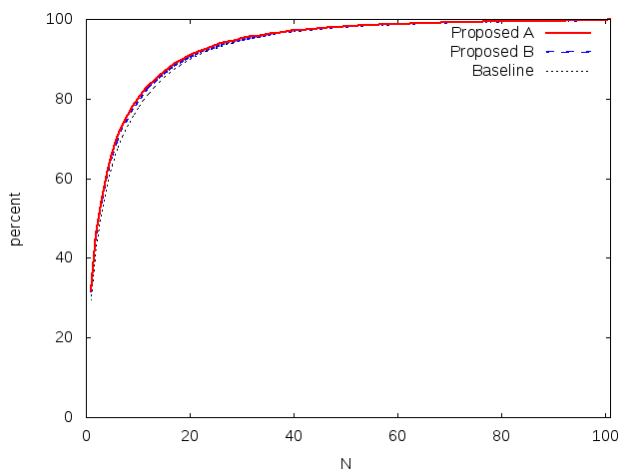
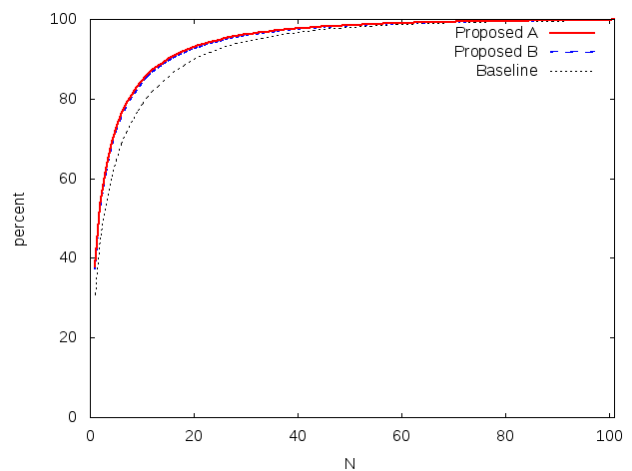


図 3 解説木生成手順 (緑のエッジは探索によって得られた指し手. 橙のエッジは指し手の予測モデルから得られた指し手.)



N	Proposed A	Proposed B	Baseline
1	0.319	0.315	0.295
5	0.662	0.655	0.634
10	0.799	0.793	0.778
20	0.909	0.905	0.900

図 4 指し手予測の精度 (解説木中の指し手予測)



N	Proposed A	Proposed B	Baseline
1	0.377	0.373	0.309
5	0.726	0.718	0.648
10	0.845	0.840	0.786
20	0.930	0.927	0.899

図 5 指し手予測の精度 (学習に用いた解説木中の指し手予測)

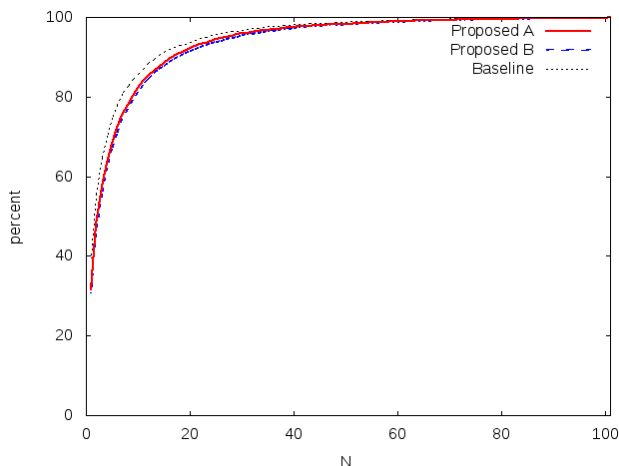
たモデルである. また下の表は $N = 1, 5, 10, 20$ における実際の値である.

提案モデルとベースラインを比較すると, 解説木中の指し手に対する精度は提案モデルが 2%程度上回っているとはいえ大きな差がなく, 棋譜中の指し手に対する精度は棋譜を用いて学習したベースラインが大きく上回っている. その原因として考えられるベースラインのモデルと提案手法のモデルの大きな差異として, 学習データ数の違いがある. ベースラインのモデルを学習するために用いた棋譜は 40,000 局で, 将棋は 1 局あたり 100 手以上かかるとすると学習データは数百万局面存在する. 一方で解説木は 50,000 個程度しか用いることができないため, 1 個の解説木に複数局面含まれているとはいえその数は棋譜数と比べると大きく劣る. 図 5 は提案モデルの学習に用いた解説木中の指し手予測を行った精度であるが, ベースラインモデルが図

4 の結果と大差ないのに比べて提案モデルの精度が大きく上回っていることから, 提案モデルが学習データに対して過学習の状態にあると考えられる. 学習に用いることのできる解説木の数は人間の解説がついている棋譜数や局面数に制限されるため, その不足の解決は容易ではない.

一方でプロ棋士の棋譜中の指し手に対する精度はベースラインと提案手法のモデルで精度が大きく離れている. この結果の違いから, 解説文中に現れる指し手には何かしら棋譜中に実際に現れる指し手とは異なる傾向があり, 解説木を用いて学習することでその傾向をとらえることが可能であると考えられる. 解説付き棋譜の配信が年々増加している [9] ことから, 今後学習データ数の増加に伴い解説木中の指し手予測の精度向上の可能性が十分にあると考えられる.

提案モデルは学習データを棋譜でなく解説木中の局面と



N	Proposed A	Proposed B	Baseline
1	0.316	0.309	0.396
5	0.683	0.670	0.747
10	0.822	0.811	0.858
20	0.922	0.915	0.938

図 6 指し手予測の精度 (棋譜中の指し手予測)

指し手ペアに置き換えて学習を行った点を除けば探索の際に用いている実現確率モデルと同じモデルで学習と予測を行っている。しかし実際に解説木生成を行う際は、指し手を展開する対象となる局面だけではなく解説木全体を情報として用いることができる。例えば悪手が連続して解説木中に現れることは無いだろうとして指し手の評価値を特徴量として用いることが考えられる。

4.2 解説木の生成

提案手法によって解説木の生成実験を行った。例を図 7, 図 8, 図 9 に示す。なお生成された解説木のうち探索結果によって生成された部分の一部を、1 行に収めるため省略した。またそれぞれの局面と実際の解説文は 2015 年の第 28 期竜王戦七番勝負の第 5 局 *2 中の局面である。実際の解説文は不要な箇所を適宜省略している。

図 7 は序盤の戦型選択の局面である。▲ 7 六歩△ 3 四歩▲ 2 六歩というよく見る序盤の局面において、4 手目の後手の戦型選択の可能性として△ 8 四歩と△ 3 二金を提示している。また△ 3 二金の後の先手の手として▲ 2 五歩と▲ 7 八金を提示している。これらの手は序盤の定跡としてよく見られる手であり、生成された解説木はこれらに言及しようとしており正しい木の生成ができていると言える。ただしこの局面に言及する解説者のコメントは付与されていない。

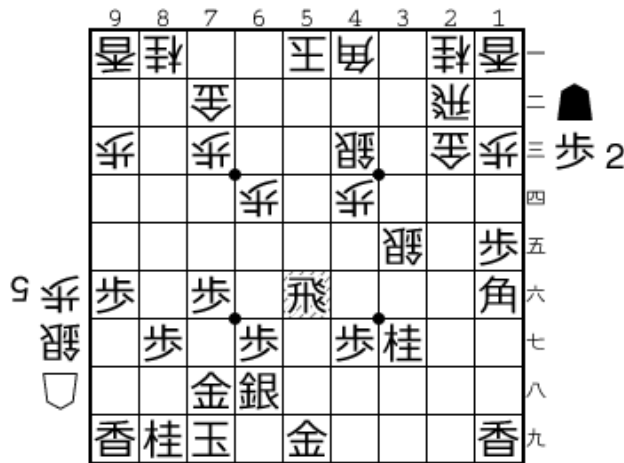
図 8 は先手の飛車が後手の玉に王手をかけた局面である。後手はこの王手を何らかの方法で防ぐ必要がある。ここで実際の解説文を見ると、王手を防ぐ手の例として△ 5 五歩と飛車と玉の間に歩を打って王手を防ぐ、一見ありそ

*2 <http://live.shogi.or.jp/ryuou/kifu/28/ryuou201512020101.html>



▲ 2 六歩△ 8 四歩▲ 2 五歩△ 8 五歩
 △ 3 二金▲ 2 五歩
 ▲ 7 八金△ 8 四歩▲ 2 五歩△ 8 五歩▲ 7 七角
 実際の解説文：(対局者の情報、局面に関するコメントは無し。)

図 7 解説木の生成例 (第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 3 手目)



▲ 5 六飛△ 4 二玉▲ 4 三角成△ 同 玉▲ 2 四歩△ 同 金▲ 5 一飛成
 △ 5 五歩▲ 同 飛△ 5 四歩▲ 3 五飛△ 3 四歩
 ▲ 4 三角成△ 5 六歩▲ 5 三歩△ 6 二玉
 実際の解説文：後手の駒の位置を突いた攻め。つまり、(1) △ 5 五歩▲ 同飛△ 5 四歩の「連打の歩」なら▲ 3 五飛と銀を取って先手成功。後手が王手と銀取りを防ぐなら (2) △ 5 二銀だが、▲ 同角成△ 同角▲ 4 三銀と攻める。これは次に▲ 3 二歩で受けにくい、△ 6 一銀と受けておいてどうか。そう簡単に先手が攻められるわけではない。

図 8 解説木の生成例 (第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 59 手目)

うな手をあげている。しかしその後▲ 同飛△ 5 四歩▲ 3 五飛と先手に銀を取られ先手が良い、つまり後手の受けとしては良くない例として提示している。解説文では後手の考えられる応手として△ 5 二銀をあげており、実際に指されたのは△ 4 二玉である。生成された解説木を見ると、探索結果から△ 4 二玉を提示している一方で評価としては決して良いとは言えない△ 5 五歩からの手順も示している。この生成結果は探索結果と指し手の予測モデルを組み合わせることによるものだと言える。

図 9 は先手が銀取りに歩を打った局面である。この局面



▲3六歩△9九角成▲5一龍△2六銀▲3五桂△同 銀▲同 歩
 △3七角成▲3五歩△4七角成▲5一龍△1九馬
 ▲3二銀△同 飛▲3五歩△7一銀▲4六桂
 △4七角成▲4一龍△3三玉▲3五歩△9九角成▲3四桂
 ▲3二銀△同 飛▲4一龍△4二銀▲3五歩
 ▲3五歩△9九角成▲4一龍△5四玉▲4三銀
 実際の解説文：(1) △同銀は▲3五桂、(2) △2四銀も▲2五歩△3三銀▲3五桂がある。(3) △9九角成は▲8八銀△9八馬▲3五歩が落ち着いている。将棋プレミアムの富岡八段は「この状況だと攻め合いは難しいですね」という。(4) △8八歩は▲3五歩△8九歩成▲同玉△8八歩▲同金で先手優勢と解説する。

図9 解説木の生成例 (第28期竜王戦七番勝負第5局 67手目)

に対して人間は△同銀、△2四銀と銀取りを防ぐ手と、△9九角成、△8八歩と銀取りを放置して攻める手を提示している。生成された解説木は△9九角成は一致しており、それ以外の手は△3七角成、△4七角成とそれぞれ相手の駒を取りながら馬を作る手を示している。実際の解説文中にこれらの手は現れていないが、駒を取りつつ大駒を成る手はいかにも解説されやすい手である。

提案手法ではパスを含む手を生成できないなど解説木の全てを生成するにはなっておらず手法の拡張が必要であるが、探索結果と指し手の予測モデルを組み合わせることで一部の解説木の生成が可能である。

提案手法によって生成された解説木はそれぞれ展開されたノードの下に続けて探索結果を展開しているが、図9の例などを見ると必ずしも探索結果から得られる最善手順を列挙する必要はないことが分かる。例えば「△同銀は▲3五桂」のように応手を1手だけ付与する場合もあれば、「△2四銀も▲2五歩△3三銀▲3五桂がある」と手順を並べる場合もある。提案手法では適切なタイミングで探索手順の展開を打ち切るということを行っていないため生成される解説木は巨大になりがちである。手順の展開の適切な制御は今後の課題のひとつである。

5. おわりに

本稿では局面の遷移を含む将棋の解説文生成のために与えられた局面に対して解説木という木を生成する手法を提

案した。提案手法として、実現確率モデルを用いた解説木中の指し手予測モデルとこの予測モデルと探索結果を組み合わせた解説木生成手法を提案した。実験によって一部の局面に対してそれらしい解説木の生成に成功しており、これらの提案手法が有効であることを示した。

今後の課題として、第一に提案モデルの改善がある。指し手予測モデルが解説木中の指し手の傾向を捉えているだろうことは示せたが、精度の大幅な向上には繋がらなかった。改善のひとつとして、用いる特徴の工夫がある。本研究では探索中に用いる実現確率モデルで用いているものと同じものを用いたが、実際には親ノードに関する特徴など解説木特有の有用な特徴が存在するだろうと考えられるので、これらの性質を利用する特徴量の設計を行いたい。また解説木生成モデルはある程度正しい解説木の生成に成功しているとはいえ、全ての解説木を生成できるわけではなく不完全なものであるため、モデルの拡張を行う必要がある。具体的には、パスを挟む手順を考慮していないため相手の次の狙いについての言及ができない。また生成される解説木のルートノードは最終手であるため、「代えて○○でどうか」といったような、現局面と兄弟ノードに当たる局面への言及ができない。これらは解説文中に頻出するため、人間による解説文により近い解説文生成のためには、これらの指し手への言及を行えるような解説文生成モデルの拡張が必要である。

第二に生成した解説木を用いての自然言語での解説文生成モデルの提案がある。既存研究 [4] では対象の局面のみを入力としての解説文生成手法を提案したが、これを解説木を入力し、生成された木に沿って文を生成するようなモデルを提案し局面の遷移を含む解説文生成モデルを提案したい。図9を例に考えると、「△9九角成には以下▲5一龍～～。△3七角成には▲3五歩として○○、△4七角成には▲4一龍から○○。」といったように、生成された解説木を深さ優先探索のように走査しつつ各局面を自然言語で表現することで、解説木を考慮した解説文の生成が可能になると考えられる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 26540190 の助成を受けたものです。ここに謝意を表します。

参考文献

- [1] 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, pp. 2413-2440 (2014).
- [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, pp. 2525-2532 (2012).
- [3] 松原 仁, 半田剣一: ゲームとしての将棋のいくつかの性質について, 情処学会 AI 研究会 (1994).
- [4] Kameko, H., Mori, S. and Tsuruoka, Y.: Learning a Game

- Commentary Generator with Grounded Move Expressions, *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, pp. 177–184 (2015).
- [5] Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S. and Erhan, D.: Show and Tell: A Neural Image Caption Generation, *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3156–3164 (2015).
- [6] 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, *ゲームプログラミングワークショップ 2015 論文集*, Vol. 2015, pp. 40–45 (2015).
- [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, 技術報告, 第 34 回ゲーム情報学研究会 (2015).
- [8] 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).
- [9] 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, pp. 36–43 (2013).