

将棋解説文生成のための解説すべき手順の予測

亀甲 博貴^{1,a)} 森 信介² 鶴岡 慶雅³

受付日 2017年4月6日, 採録日 2017年9月5日

概要: 本論文では将棋の解説文において示すべき指し手の予測手法を提案する. 解説木という人間による解説文中に現れた指し手を示す木を用いて, 解説文中に現れる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手順の予測を行う. 指し手の予測モデルはベースラインを上回る性能を示しており, 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解説木の生成が可能であることを示した.

キーワード: 将棋, 解説文, 自然言語生成

Predicting Moves in Comments for Shogi Commentary Generation

HIROTAKA KAMEKO^{1,a)} SHINSUKE MORI² YOSHIMASA TSURUOKA³

Received: April 6, 2017, Accepted: September 5, 2017

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 outperforms the baseline 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.

Keywords: Shogi, commentary, natural language generation

1. はじめに

将棋の対局を観戦するうえで, コンピュータ将棋プログラムが提示する読み筋や評価値と呼ばれる形勢判断の指標は, どちらが有利かを判断したりその手の狙いを理解することを助ける有益な情報である. 一方でその形勢判断の根拠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

解説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, 単に読み筋などを提示するだけではなく, 言葉による解説生成は不可欠な要素である.

我々はこれまでの研究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た [1]. この研究では人間による解説文から戦型などに言及している解説文を抽出し提案モデルを学習することで, 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. たとえば「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

¹ 東京大学大学院工学系研究科
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo,
Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan

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, Kyoto 606-8501, Japan

³ 東京大学大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan

a) kameko@logos.t.u-tokyo.ac.jp

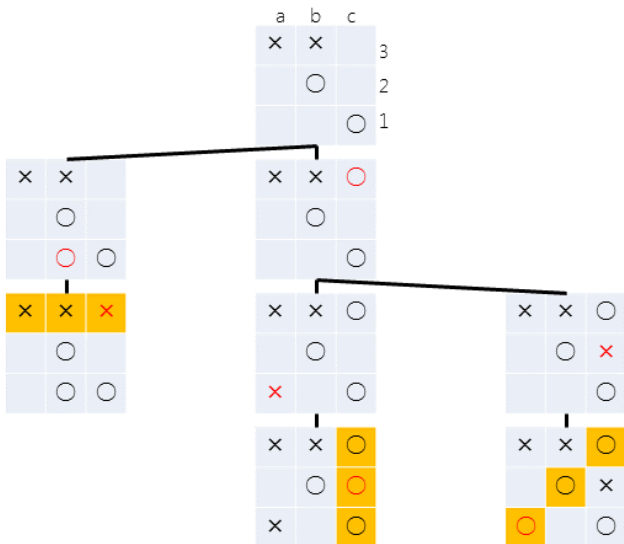


図1 Tic-Tac-Toeの探索木
Fig. 1 A search tree of Tic-Tac-Toe.

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を行う際にはなくてはならない機能である。

将棋の解説文生成は、自然言語生成の観点から考えると、非テキスト情報からその情報を説明する自然言語文を生成するという課題である。このような課題に取り組む研究としては、画像のキャプション生成 [3], [4], 天気予報データからの予報文生成 [5], [6], 時系列株価データの概況テキスト生成 [7] などがある。これらの研究に共通することとして、与えられた状態から発話すべき内容をそれぞれのドメインに応じた手法で抽出し、それを元に文生成を行っている点あげられる。たとえば画像のキャプション生成では画像のクラス分類問題のために学習された畳み込みニューラルネットワークを用いて画像をベクトル化し、それを元に文生成を行っている。本論文では将棋解説文生成のために、発話すべき内容として解説文中に現れる指し手を予測する手法を提案する。

本論文で取り組む将棋の解説文生成が既存の自然言語生成の課題と大きく異なる点の1つとして、文生成の過程において考慮している状態が遷移することがあげられる。こういった性質はゲームの解説文生成特有の課題ではなく多くの自然言語生成の課題にも存在すると考えられる。たとえば「京都に行き自転車を借りた。」といった文を生成した場合、そのような状態を考慮して続く文を生成することでより良い文生成が期待できる。将棋の解説文生成はこういった課題解決の足がかりになるだろうと考えられる。

Tic-Tac-Toeの探索木を例に考える。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

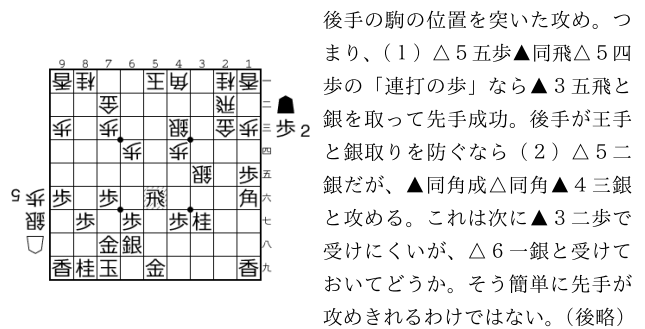


図2 第28期竜王戦七番勝負第5局59手目。最終手は▲5六飛
Fig. 2 28th Ryuou Tournament, Match 5, 59th move. The last move is Black's Rx5f.

などに置くと×が3cに置いて○が負ける。そのため○は3cに置かなければならない。そうすると×が1aに置いても○は2cに置き○の勝ち、×が2cに置いても○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約80 [8] と非常に大きく人間がすべてを把握することはできないため、解説を行う際にはその対象とする指し手を限定する必要がある。図2は実際に人間がプロ棋士の棋譜に付与した解説文の例である。この例では▲5六飛の王手に対して△5五歩と△5二銀を提示している。このうち△5五歩は価値の低い駒である歩を打つことで飛車の利きを先手を取って止めており、一見すると良さそうな指し手である。しかしその後の展開を提示しており、先手成功、つまり手番の後手が損をする指し手であると結論付けている。一方で△5二銀は有望な指し手として提示している。このように解説の際に提示される指し手は必ずしも価値が高い手ばかりではなく、一見すると良い手なども解説される。

本論文では局面遷移を示す解説文生成を行うために、解説文中で示すべき指し手の予測を行う手法を提案する。提案手法は解説文中の指し手の予測モデルと解説木の生成モデルの2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。なお本論文は [9] を発展させたものである。

本論文の構成は以下のとおりである。2章で関連研究を紹介し、3章で本提案手法において重要な解説木について説明する。4章で提案手法を詳述し、5章で評価実験について述べる。6章で本論文のまとめを行う。

2. 関連研究

2.1 ゲームの解説文生成

Sadikov ら [10] はチェスの解説文を生成する際に評価関数の各特徴量を用いてルールベースで解説文を出力するシステムを提案した。例として、黒のビショップが2個存

在し、黒のビショップに関して設計された位置の評価値や自由度の評価値などの合計が一定の値なら“Black has an active bishop pair.”と出力する、といったルールを設計して解説システムを実現している。チェスのコンピュータプログラムは人手で設計された評価関数を用いるものが十分に強い。これらの評価関数で用いられている各特徴量は人間が重要だろうと考えて設計され各パラメータも設定されているため、それらの意味するところは人間にとっても理解しやすい。そのためこれらの特徴量に応じて発話する内容を設計することは比較的容易である。一方で将棋のコンピュータプログラムは人間が設計した特徴量だけでなく盤面上の駒の位置関係などを機械的に組み合わせた N 駒関係と呼ばれるものを特徴量として用い [11]、機械学習でそれらの重みを学習したことによってその棋力を実現している [12]。これらの特徴量の意味を人間が理解することは難しく、Sadikov らのシステムと同様の手法で解説文生成を行うことは困難であることが予想される。

我々はこれまでの研究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 [1], [13]。ここで提案したモデルは画像のキャプション生成 [3] などと同様の問題ととらえることができ、ある局面とその局面に対応する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いえない。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。たとえば、今後の展望に言及する場合はその手順を示しつつその先の局面の説明を行うなど、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。

本論文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 [14] 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。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 [15] の提案するナイーブ評価値という、一見

良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、かつ正解ではない手を予測している。この研究が示すとおり、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。

これらの研究は、将棋の解説を行ううえで実際の着手を予測するだけでは不十分であることを示している。探索結果から得られる手順や詰将棋の正解などの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求められる。

2.3 指し手の実現確率

コンピュータ将棋プログラムの探索手法の1つに、ある局面に対する指し手の実現する確率を推定し、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良い探索を行うことを目指したものがある [16]。指し手の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 の確率は

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

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。以降ではこのモデルを局面 s が指し手 m によって遷移する確率を推定する遷移確率モデルと呼ぶことにする。遷移確率モデルでは、特徴量としてたと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、たと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。この遷移確率モデル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。

解説文においてもこのような特定の性質を持った指し手について特に言及されるであるといった特徴が存在することが考えられる。指し手の確率の推定手法は解説すべき指し手の決定にも応用が期待できる。

3. 解説木

本研究において重要な概念である解説木 [13] について説明する。解説木とは解説文中の指し手表現が実際のゲーム木の中のどこに対応するかを表現した木である。例を図 3 に示す。現局面を含む実際の棋譜中に現れた局面から、 Δ 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局面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。解説木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

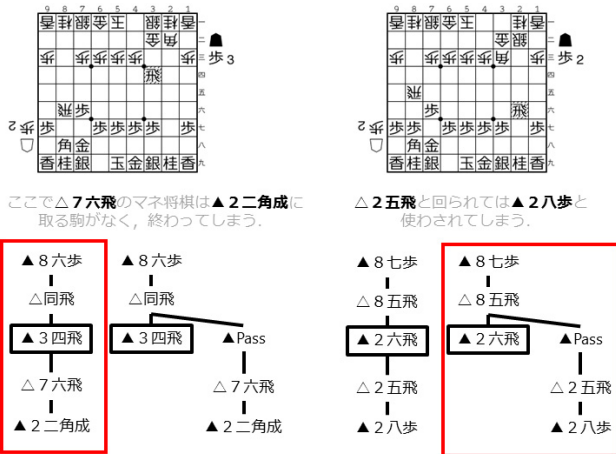


図 3 解説木 (赤枠) とその候補となる木の例

Fig. 3 Examples of commented trees (red box) and candidate trees.

が自動で行えることを示した。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。たとえば図 3 の左の解説文中の▲2二角成は現局面から△7六飛とした後の局面における指し手であり、「取る駒がなく、終わってしまう」とはこの指し手についての言及であるということが分かる。

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 3 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。これらすべてを将棋のルールと矛盾なくつなぐ木を列挙し、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、たと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。

我々は以前の研究 [13] において、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 3 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」を対応付ける。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が獲得できた。一方で「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。このような解説文を生成するためには、解説すべき局面や指し手を選択しそれに沿って文生成を行うことが考えられる。本論文ではそのような解説文生成のた

めに、与えられた局面に対する適切な解説木を予測することで解説すべき局面や指し手を選択することを目指す。

4. 提案手法

本論文では、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。

4.1 遷移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、解説文中で言及される指し手を予測する手法を提案する。人間の解説者は、観戦者が求めている指し手について言及していると考えられ、本論文で目指す自動解説システムも同様の指し手についての言及が求められていると考えられる。そこで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を目指す。

提案手法は指し手の確率の推定手法に基づく。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。そこでこの遷移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遷移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。

遷移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。学習は式 (1) と同様のロジスティック回帰モデルを用いる。

既存研究 [13] で導入した解説木は、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。これは金子の報告 [2] でも示されているとおり、狙いの解説などのために手番を変更しての指し手の提示が有効な局面が多く見られ、人間も実際にそのような解説を行っているためである。しかしパスは本来合法手ではないため、それに続く指し手は通常の指し手とは特に異なる性質を持つ。そのため 1 つの線形モデルでこれらを統一して扱うことは難しい。そこで本論文では、1 手前がパスである指し手とそうでない指し手をそれぞれ予測するモデルを独立に学習することを提案する。なお本論文ではこれらの指し手を区別するため、1 手前がパスである指し手を w/PassMove、そうでない指し手を w/oPassMove と呼ぶことにする。図 3 の右枠内の木を例に考える。この木において△2五飛は△8五飛とした後に手番を入れ替えた局面 S_A で提示された指し手であり、▲2八歩は△2五飛とした後の局面 S_B で提示された指し手である。局面 S_A に対する△2五飛は w/PassMove であり、w/PassMove を予測するモデルを用いる。一方で局面 S_B に対する▲2八歩は w/oPassMove

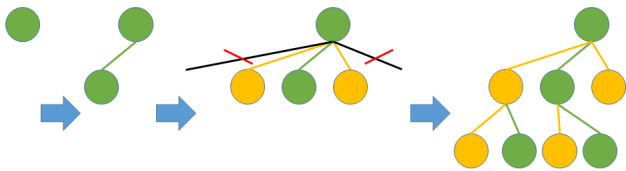


図 4 解説木生成手順. 緑のエッジは探索によって得られた指し手. 橙のエッジは指し手の予測モデルから得られた指し手

Fig. 4 The procedure of generating a commented tree. Green edges are the moves which are obtained by searching and orange edges are the moves which are obtained by the prediction model.

であり, w/oPassMove を予測するモデルを用いる. 入力する特徴量は, w/oPassMove については対象の局面と指し手から, w/PassMove については対象の局面においてパスを行った局面と指し手から生成する. この例では S_A から $\Delta 2$ 五飛を予測する w/PassMove モデルと S_B から $\blacktriangle 2$ 八歩を予測する w/oPassMove モデルが存在する.

提案手法で用いる特徴量は以下のとおりである.

- コンピュータ将棋プログラムが遷移確率モデルで用いている特徴量
 - 自玉に王手がかかっているか
 - どの種類の駒を動かしたか, または打ったか
 - 1 手前の指し手との位置関係
 - 指し手と盤上のそれぞれの駒との位置の組合せ
 - その他ヒューリスティクス
 - * 大駒の動きの自由度, 玉の危険度, 入玉に関する素性など
- 追加した特徴量
 - 元々の遷移確率モデルの出力
 - 2 手前の指し手との位置関係
 - * 2 手前に動いた駒と今動いた駒の元々の位置
 - * 2 手前に動いた駒と今動いた駒の移動先の位置
 - * 2 手前に動いた駒と今動いた駒が同一かどうか

将棋において合法手の多くは考慮に値しない悪手であり実際に指されない手であることから, 実際の指し手と解説文中に現れる指し手の性質はある程度近い. 実際の指し手を学習する棋譜の数は十分にあるため, 元々の遷移確率モデルの出力を特徴量として追加することで解説木の不足に起因する学習データの不足を補う効果が期待できる. また 2 手前の指し手との位置関係は, 特に w/oPassMove を予測する際には連続して指す 2 手間の関係の獲得を期待して追加する.

4.2 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, 実際に評価の高い指し手と一見指されやすそうに見えるが実際は評価が高いとは限らない手の 2 種類に分けることができる. 実際に良いと考えられる

Algorithm 1 Pseudo code of generating commented trees.

```

Initialize Tree with the current state ▷ 1)
function EXPANDNODE(Tree, State, Depth)
    BestMoveSequence ← Search(State)
    if Depth = 0 then
        Expand all moves in BestMoveSequence
    else
        // Expand the best move by searching ▷ 2)
        BestMove ← BestMoveSequence
        Sbest ← State, BestMove
        Expand Tree with BestMove
        ExpandNode(Tree, Sbest, Depth - 1)

        // Expand moves with Pass by prediction ▷ 3)
        PassMoveList ← Predictionpass(State)
        Sort PassMoveList by probability
        for PassMove ← PassMoveList do
            if P(PassMove | State) < thresholdpass then
                break
            end if
            Spassmove ← State, PassMove
            Expand Tree with PassMove ▷ 4)
            ExpandNode(Tree, Spassmove, Depth - 1)
        end for

        // Expand moves without Pass by prediction ▷ 3)
        MoveList ← Predictionwopass(State)
        Sort MoveList in the probability
        for Move ← MoveList do
            if Move = BestMove then
                continue
            end if
            if P(Move | State) < thresholdwopass then
                break
            end if
            Smove ← State, Move
            Expand Tree with Move ▷ 4)
            ExpandNode(Tree, Smove, Depth - 1)
        end for
    end if
end function
    
```

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. 一方で一見良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. たとえば両取りができる指し手などは一見良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遷移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.

解説木生成の疑似コードを Algorithm 1 に示す. またそのイメージ図を図 4 に示す. 生成手順は以下のとおりである.

- 1) 与えられた局面をルートノードとし, 子ノードを持たないゲーム木を用意する.
- 2) その局面の最善手順を探索し, 最善手を対象のノード

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 w/PassMove と w/oPassMove 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。

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。

5. 評価

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。

5.1 解説木中の指し手の予測

人間の解説文からの解説木の予測手法 [13] 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。本論文では将棋プログラム「激指」[16] を用いて実験を行った。遷移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を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。ここで学習しようとしている指し手は、ある局面において指し手 A と指し手 B の 2 つの指し手について言及している、というようにある局面に対して複数の指し手が正例として存在しうる。そのため提案モデルの学習は、これらすべてを正例とし、それ以外の合法手をすべて負例とした。

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すべ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。獲得した解説木のうち、3,664 局から生成された 55,971 個の解説木を学習データとして用い、602 局から生成された 13,842 個の解説木を評価の際のテストデータとして用いた。これらは前述のウェブサイト配信されている際にファイル名として用いられている番号を元に、5,000 番台以前を学習データとし、6,000 番台以降をテストデータとして用いているものであり、対局が行われたのはテストデータとして用いている棋譜の方がおおむね後である。学習データとして用いた解説木中に w/oPassMove は 96,908 個、w/PassMove は 18,706 個存在した。またテストデータとして用いた解説木中に w/oPassMove は 16,589 個、w/PassMove は 4,472 個存在した。

比較対象のモデルとして、w/oPassMove を学習したモ

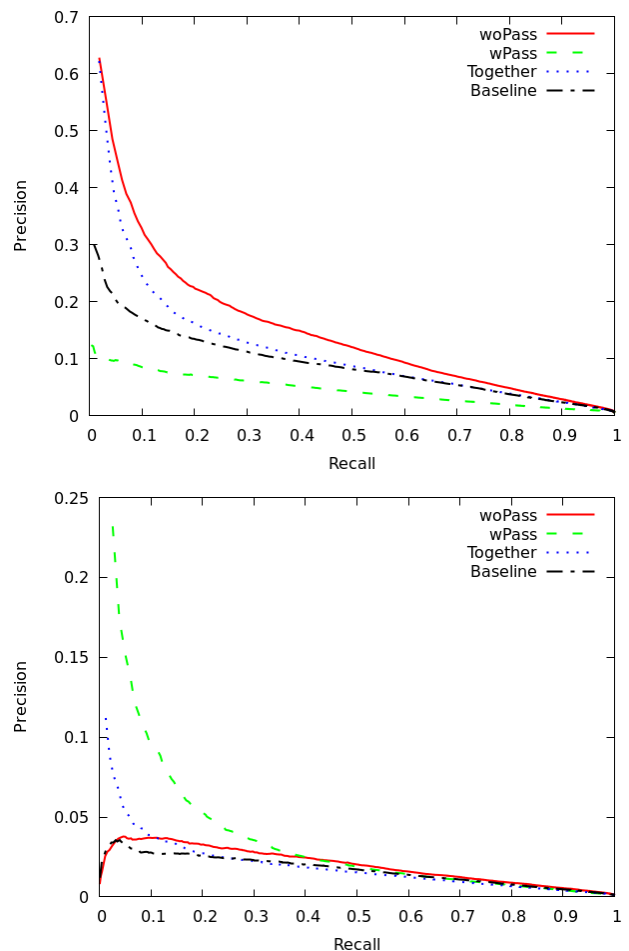


図 5 解説木中の指し手予測モデルの Precision-Recall 曲線。上：w/oPassMove の予測結果。下：w/PassMove の予測結果

Fig. 5 Precision-Recall curves of the move prediction model in commented trees. Upper: w/oPassMove Lower: w/PassMove.

デル (woPass), w/PassMove を学習したモデル (wPass), それらの手を同時に学習したモデル (Together) と実際に探索で用いられている遷移確率モデル (Baseline) の 4 種類を用意した。なおベースラインとして用いる、実際に探索で用いられている遷移確率モデルはプロ棋士の棋譜 40,000 局に現れた指し手を学習したモデルである。

解説木中の指し手予測の精度を図 5 に示す。これらは閾値を変更した際の適合率 (Precision) と再現率 (Recall) の関係を示した図である。なお適合率は正と予測したデータのうち実際に正であったものの割合、再現率は実際に正であるもののうち正であると予測されたものの割合である。上図は w/oPassMove に対する予測精度、下図は w/PassMove に対する予測精度である。それぞれテストデータ中の局面における全合法手をモデルが出力した確率で並べ替え、500 サンプルごとにプロットしたものである。

結果から、第一にいずれにおいてもベースラインとして用いた実際の指し手から学習された遷移確率モデルと比べて解説木から学習したモデルの精度が上回っていること

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

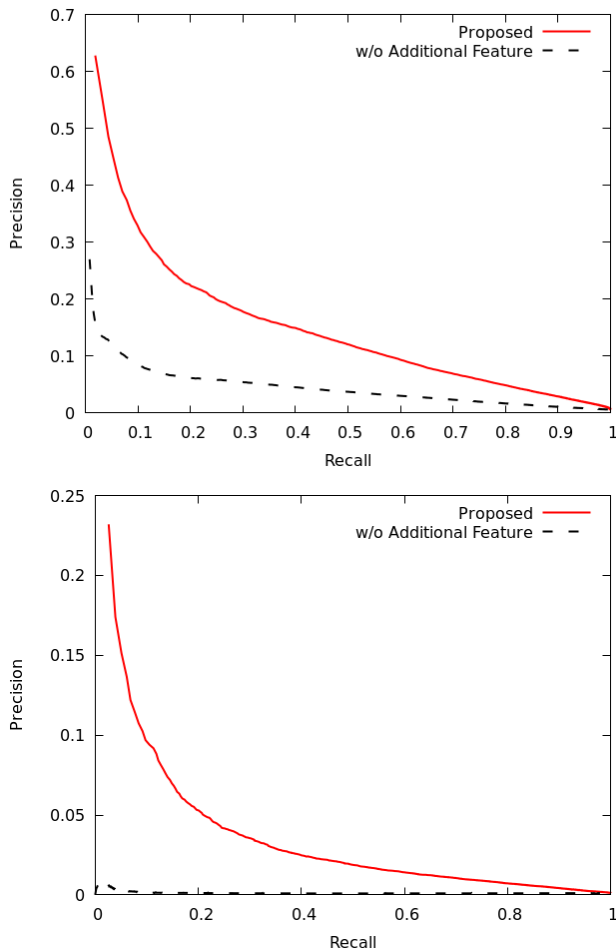


図 6 追加した特徴量の効果. 上: woPass. 下: wPass

Fig. 6 Contribution of the additional features. Upper: woPass Lower: wPass.

が分かる. この結果は, 解説木を教師として指し手予測モデルを学習することが有効であることを示している. 第二に w/PassMove と w/oPassMove を分けて学習する手法はそれぞれ分けて学習したモデルが同時に学習したモデルを大きく上回っており, w/PassMove と w/oPassMove を独立に学習する手法が有効であることを示している. それぞれの F1 スコアは, woPass モデルが 0.224 (Precision = 0.193, Recall = 0.268, $p = 0.562$), wPass モデルが 0.101 (Precision = 0.0918, Recall = 0.113, $p = 0.627$) であった.

5.1.1 追加した特徴量の効果

4.1 節に示した, 追加した特徴量の効果を測るため, 遷移確率モデルで用いている特徴量のみを用いて同様の実験を行った. 結果を図 6 に示す. 図から追加した特徴量が woPass, wPass とともに精度の向上に貢献していることが分かる. 特に wPass モデルの方は特徴量を追加していないモデルの精度が非常に低く, 本来の指し手と異なる特徴を持つ指し手の予測を行うにあたり提案した特徴量が有効である.

5.1.2 ゲームの進行との関係

いくつかの将棋プログラムは, 将棋における序盤, 中盤,

表 1 進行度と指し手予測の関係 (上: w/oPassMove. 下: w/PassMove)

Table 1 Relationship between the battle phase and move prediction. Upper: w/oPassMove Lower: w/PassMove.

進行度	閾値	Precision	Recall	F-Score
0-31	0.686	0.176	0.225	0.197
32-63	0.517	0.290	0.292	0.291
64-95	0.437	0.266	0.314	0.288
96-127	0.432	0.237	0.394	0.296
進行度	閾値	Precision	Recall	F-Score
0-31	0.626	0.0922	0.209	0.128
32-63	0.305	0.0407	0.107	0.0589
64-95	0.244	0.0360	0.0828	0.0502
96-127	0.260	0.0600	0.0579	0.0589

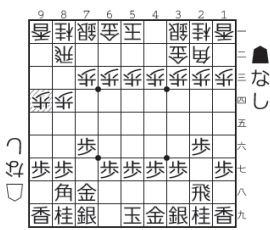
終盤の概念を指し手の決定に用いるために進行度と呼ばれる指標でゲームの進行具合を表現している. 本論文で用いた将棋プログラムは, 盤面上の駒がどれだけ敵陣に近い, どの駒が成っているか, どの駒を持ち駒にしているかといった特徴量を用いて 0 から 127 の 128 値でゲームの進行具合を表現する. 初期状態は 0 で終局の状態はおおむね 127 であり, この数値が大きいほど終局に近い, あるいは局面が激しいことが示されている.

指し手予測の閾値と局面の進行度との関係を調査した. テストデータを進行度に応じて 0-31, 32-63, 64-95, 96-127 の 4 種類に分類し, それぞれで F 値が最大になる閾値を調査した. 結果を表 1 に示す. 結果から, 進行度 31 以下の序盤とそれ以外の局面で閾値, 精度ともに大きな差が見られた. 序盤は w/PassMove の精度が高いが, これは駒組みのような相手に影響されにくい指し手の解説が序盤に比較的多いためであると推測される. また w/oPassMove の精度が中終盤に比べて序盤で低いが, 適合率と再現率を比較すると適合率の方が低くなっており, これは特に序盤においては解説すべきと考えられる指し手を必ずしもすべては解説しないためであるという理由が考えられる.

5.2 実際の生成例

解説木生成手法による実際の生成例を以下に示す. なお指し手予測の閾値は進行度 32 未満では w/oPassMove で $p = 0.65$, w/PassMove で $p = 0.6$, 進行度 32 以上では w/oPassMove で $p = 0.5$, w/PassMove で $p = 0.3$ とした. また解説木生成の際の 2) から 4) までの再帰的な繰り返しは 3 段階までとし, 各ノードでの探索深さは 8 とした. また生成される解説木が巨大なることを防ぐため, 本論文の実験では w/oPassMove については各ノードで展開できる数をルートノードで最大 3, その子ノードで最大 2, さらにその子ノードで最大 1 にする制約を加えた.

局面図の下に示した解説木のうち, ルートノードは与えられた最終手, 下線を引いた指し手は指し手の予測モデル



生成された解説木：

△9四歩▲2五歩△8五歩▲7七角△3四歩▲2四歩△7七角成
 ▲9六歩△3四歩▲2五歩△8八角成▲同銀△2二銀
 △8五歩▲7七角△3四歩▲8八銀△7二銀
 ▲2五歩△8六歩▲同歩△同飛▲8七歩
 ▲6八銀△3四歩△2二角成△同銀▲7七銀△9五歩
 ▲7七銀△9五歩▲3八銀△4二銀
 ▲6六歩△9五歩▲6七銀△6二銀
 △7二銀▲5六歩△3四歩▲5五歩△4二銀
 ▲パス△8三銀▲2五歩△3四歩
 ▲7七銀△3四歩▲2五歩△8三銀
 △9五歩▲2五歩△3四歩▲2二角成△同銀
 ▲7七銀△3四歩▲3八銀△4二銀

図7 第57期王位戦七番勝負第6局6手目。最終手は△9四歩。サイズ変更

Fig. 7 57th OUI Tournament, Match 6, 6th move. The last move is White's P-9d.

によって予測された指し手，その他の指し手は探索によって得られた指し手である。また各リーフノードではそのノードにおいて探索した最善手順をすべて展開しているが，以下に示す生成例では各手順が1行に収まるように探索による手順を一部削除して示している。

図7は2016年9月に行われた第57期王位戦七番勝負第6局*2の6手目の局面である。後手の6手目は△9四歩と端歩をついた局面であり，ここからの指し手で戦型が分岐する。図7に示した生成された解説木は，△9四歩に対して先手の指し手として▲2五歩，▲9六歩，▲6八銀を提示している。また▲2五歩に対しては△8五歩を，▲9六歩に対しては△3四歩と△8五歩の2通りの手を，▲6八銀に対しては△3四歩，△7二銀，△9五歩の3通りの手を示している。ここで実際に人間が付与した解説文と比較すると，まず▲6八銀について言及している。以降の手順は提示していないものの，▲6八銀を提示する点で提案システムと一致している。次に▲2五歩以降の手順を提示しており，ここでは△8五歩の次に▲7七角と▲2四歩の2通りを提示している。提案システムは▲2四歩を提示できていないが，▲2五歩△8五歩▲7七角の手順は一致している。次に▲9六歩以降について解説しており，△3四歩▲2五歩に△8八角成と△8五歩の2通りの手を提示している。このうち▲9六歩△3四歩▲2五歩△8八角成の

*2 <http://live.shogi.or.jp/oui/kifu/57/oui201609120101.html>

人間による実際の解説文：(前略)
 具体的には，ここから▲6八銀なら矢倉，▲2五歩△8五歩▲7七角なら角換わり，▲2五歩△8五歩▲2四歩なら相掛かりといった順が一例だ。「ここで▲9六歩と受けるとまた展開が広く，△3四歩▲2五歩に△8八角成なら一手損角換わり，△8五歩なら横歩取りになります。それは9筋の突き合いがどう影響するかが焦点ですね」と(解説者)。



生成された解説木：

▲5六飛△4二玉▲4三角成△同玉▲5一飛成△7四角▲8一龍
 △5五歩▲同飛△5四歩▲3五飛△3四歩▲3六飛△6三金
 △5四銀打▲3五飛△3四歩▲3六飛
 △5二歩▲4三角成△3三金▲4二銀
 ▲4三角成△5六歩▲3一銀△5二銀▲5四馬
 △5四歩▲4三角成△6三銀▲3一銀△3二飛▲同馬△同角
 △5二歩▲4三角成△3三金▲4二銀△同飛▲2一馬
 ▲同飛成△同玉▲8八玉△3九飛▲1八香
 △同飛▲4三角成△3二角▲5二馬
 △同銀▲5三歩△同銀▲3六歩△同銀
 △同角▲5三歩△6一角▲3二歩△3六歩

図8 第28期竜王戦七番勝負第5局59手目。最終手は▲5六飛。サイズ変更

Fig. 8 28th Ryouu Tournament, Match 5, 59th move. The last move is Black's Bx5f.

手順は提案システムと一致しており，一方で△8五歩の手順は提案システムでは提示できていない。全体として，特にルートノードに近いところでは人間が提示するような指し手を提示できており，ある程度ルートノードから遠い局面では提示する指し手が一致することは難しいことが分かる。しかし指し手はある程度共通して提示できており，提案手法によって期待するような解説木の生成に成功した例であるといえる。加えて▲8六銀△7二銀に続いて▲パス△8三銀を提示している。△7二銀から△8三銀は棒銀と呼ばれる，銀が飛車の利きを利用して前へと進む戦法である。この銀が上へ上へっていく手順をパスを挟んで提示しており，w/PassMoveの提示もできている例である。

図8は2015年に行われた第28期竜王戦七番勝負第5局*3の59手目の局面であり，冒頭の図2で示したものである。先手が▲5六飛と王手をかけた局面で，さらに1六にいる先手の角が4三の後手の浮いている銀に当たっており後手がこれらを受けなければならない局面である。人間による実際の解説文はこれに対して(1)△5五歩以下の手順と(2)△5二銀以下の手順の2通りを示している。このうち△5五歩は王手をかけている飛車の利きを価値の低い歩を打つことで遮っており，一見すると良さそうな手として提示している。しかしこの手順は最終的に▲3五飛が後手の銀を取ってしまうため先手成功であると結論付けている。この局面は後手の手番であり，後手の有望な指し手

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

について解説しているため、二人零和ゲームの将棋において先手が良い、つまり後手にとっては悪い結果であると述べている。一方で△5二銀以降はどちらが良いかは述べられておらず、実際に指される可能性の高い有望な指し手として提示している。提案システムが生成した解説木は△4二玉、△5五歩、△5四歩、△5二歩を提示している。このうち△4二玉は探索によって得られた指し手であり、実際の対局においては60手目に後手は△4二玉を選択しているため実際に指されるであろう有望な指し手の提示に成功している。加えて△5五歩は人間の解説者が示しているとおりに見ると良さそうだが実際は悪手である指し手であり、これは本論文が目的とする指し手の提示に成功した例である。△5四歩と△5二歩は歩で飛車の利きを止めるという点で△5五歩と近い意味を持つ指し手であり、かつ△5五歩が飛車の前に歩を打つことで先手で王手を防ごうとしている手であるのに対してこれらの指し手はそうではないため、本来は△5五歩を提示した場合は示す必要のない指し手であるといえる。本論文で提案した指し手予測のモデルは各指し手を独立に評価しているため、このように他の指し手を提示したために提示する必要がないという特徴をとらえるようにはなっていない。他の指し手との組み合わせを考慮するような指し手の予測モデルを検討することは今後の課題である。

6. おわりに

本論文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、遷移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ての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。生成例が示すとおり人間が提示している指し手と同じような指し手の提示には成功しているものの、木全体のサイズが大きくなる傾向にある。解説木の展開を制御して適切な大きさの木を生成する手法を検討したい。

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 [13] 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。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP17J07068, JP26540190 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] 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).
- [4] Xu, K., Ba, J., Kiros, R., Cho, K., Courville, A., Salakhutdinov, R., Zemel, R. and Bengio, Y.: Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention, arXiv (2015).
- [5] Sripada, S.G., Reiter, E. and Davy, L.: SUMTIME-MOUSAM: Configurable Marine Weather Forecast Generator, *Expert Update*, Vol.6, No.3, pp.4–10 (2003).
- [6] 村上聡一郎, 笹野遼平, 高村大也, 奥村 学: 数値予報マップからの天気予報コメントの自動生成, 言語処理学会第23回年次大会, pp.1121–1124 (2017).
- [7] 村上聡一郎, 渡邊亮彦, 宮澤 彬, 五島圭一, 柳瀬利彦, 高村大也, 宮尾祐介: 時系列数値データからの概況テキストの自動生成, 言語処理学会第23回年次大会, pp.1117–1120 (2017).
- [8] 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).
- [9] 亀甲博貴, 森 信介, 鶴岡慶雅: 実現確率に基づく解説すべき指し手の推定, 第21回ゲームプログラミングワークショップ, pp.28–35 (2016).
- [10] Sadikov, A., Možina, M., Guid, M., Krivec, J. and Bratko, I.: Automated Chess Tutor, *Proc. 5th International Conference on Computers and Games*, pp.13–25 (2006).
- [11] 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).
- [12] 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, pp.78–83 (2006).
- [13] Kameko, H., Mori, S. and Tsuruoka, Y.: Learning a Game Commentary Generator with Grounded Move Expressions, *Proc. 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, pp.177–184 (2015).
- [14] 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).
- [15] 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).
- [16] 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).



亀甲 博貴 (学生会員)

東京大学大学院工学系研究科博士課程
在学中。



森 信介 (正会員)

1998年京都大学大学院工学研究科電子通信工学専攻博士後期課程修了。同年日本アイ・ビー・エム(株)入社。2007年京都大学学術情報メディアセンター准教授。2016年より同教授。京都大学博士(工学)。音声言語処理および自然言語処理に関する研究に従事。1997年情報処理学会山下記念研究賞受賞。2010年、2013年情報処理学会論文賞受賞。2010年第58回電気科学技術奨励賞。言語処理学会, ACL各会員。



鶴岡 慶雅 (正会員)

2002年東京大学大学院博士課程修了。博士(工学)。同年科学技術振興事業団研究員。2006年英国マンチェスター大学研究員。2009年北陸先端科学技術大学院大学准教授。2011年東京大学大学院工学系研究科准教授。2017年より東京大学大学院情報理工学系研究科准教授。機械学習を用いた自然言語処理, ゲーム AI 等に関する研究に従事。