

# 博 士 論 文

コーパスとゲーム木の自動対応付けに基づく  
将棋解説文生成

指導教員 鶴岡 慶雅 准教授



東京大学工学系研究科  
電気系工学専攻

氏 名 37-157071 亀甲 博貴

提 出 日 平成 29 年 12 月 1 日

## 概要

自然言語による表現は人間が最も理解しやすい情報のひとつであり、膨大なデータを自然言語により表現する研究は盛んに行われている。特に画像のキャプション生成などは、近年の深層学習技術の発展とそれによる画像認識技術の向上に伴い、精度の高い自然言語生成が実現できている。

一方で近年の人工知能分野の研究の進歩は目覚ましく、特に探索ベースのコンピュータゲームプログラムは人間を上回る性能を示している。またこれらのコンピュータの探索結果は人間の教師として局面理解に利用されている。特にアマチュアプレイヤーの棋譜など、エキスパートプレイヤーによる指導を得ることが容易ではない棋譜についてその指し手の評価をコンピュータプログラムによって得ることでアマチュアプレイヤーの局面理解を助けている。しかしながらコンピュータの探索結果は必ずしも人間にとって理解が容易なものではない。人間のエキスパートプレイヤーがアマチュアプレイヤーに局面を解説する際は、多くの場合自然言語を用いている。人間のエキスパートプレイヤーの数は限られており全ての棋譜に解説を付与することは不可能であるが、コンピュータプログラムが局面を自然言語を用いて解説することができれば、多くの棋譜に棋力の高いプレイヤーによる解説を付与することが可能となる。

本研究では将棋の解説文に着目し、将棋解説文の自動生成を目指す。将棋はトッププレイヤー同士の対局の解説付き棋譜が整備されており、解説生成の対象として適している。またコンピュータ将棋プログラムの棋力は人間のトッププレイヤーを上回っているとされており、解説者としてのコンピュータプログラムへの期待は大きい。

一般に人間が将棋などのゲームをプレイする際には、現局面から考えられる手について数手から数十手先の局面の遷移を考慮し、一番良い局面にたどり着くだろうと考えられる手を選択する。この思考の過程を解説する際には、そのような局面の遷移について言及されることが多い。将棋の解説文のこの性質はこれまで研究されてきた、静的な状態について言及することを目指す自然言語生成の課題とは大きく異なる点である。

一方でコンピュータ将棋プログラムが指し手を決定する際には、深さ優先探索に基づいて手を決定する。この探索は人間の思考の過程やそれについて言及する解説文と共通する部分がある。本研究ではこの関係性に着目し、人間が付与している解説文と同等の解説文をコンピュータプログラムを利用して生成することを目指す。

本研究では人間によって付与された解説文を教師信号として解説文生成モデルを機械学習によって獲得する手法を提案する。手法の提案に先立ち、解説木という概念を導入する。解説木とは解説文が言及している指し手や局面の遷移を表現した木である。人間が付与した解説文に対応する解説木は人間がどのような指し手や局面に言及しているかを表現している。

本研究では、人間が付与した解説文から解説木を生成する手法、これにより得られた解説木を教師として解説すべき指し手を予測する手法、予測した解説すべき指し手に対して解説文を付与する手法の三つの手法を提案する。人間が付与した解説文からの解説木の生成は、解説文中の指し手表現を将棋のルールに違反しないように繋ぐ木を列挙し、列挙された候補となる木の中から適切なも

のをコンピュータの探索結果を用いて選択する．いくつかのヒューリスティクスを用いることで，8割程度の精度で解説木を自動で獲得することに成功した．

続いて得られた解説木を教師として解説すべき指し手を予測するモデルを学習した．提案手法は将棋プログラムの探索中に用いられる実現確率探索に基づく．これは，限られた探索資源をより有望そうな指し手に多く割り当てることで効率の良い探索を目指した手法である．プロ棋士の棋譜中で実際に指し手が選ばれたかどうかをロジスティック回帰によって予測するモデルを学習することで，選ばれやすい指し手の性質を獲得しこれを探索に利用する．同様の性質が解説されやすい手にもあると考え，解説木に含まれる指し手をロジスティック回帰モデルによって予測する．このモデルと探索結果を用いて対象の局面を根とした木を生成することで，解説されやすい指し手や局面を解説木の形で予測することに成功した．

最後に，予測した解説木に自然言語による解説文を付与する．予測した解説木を深さ優先探索と同様の順番で列に変換し，これから解説文を生成するリカレントニューラルネットワーク言語モデルを学習する．提案手法による解説文生成モデルによって解説文らしい文生成に成功した．解説文の内容は人間のエキスパートによるものと同等とはまだ言えず，今後の改良が求められる．

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	背景	1
1.2	目的	2
1.3	本研究の貢献	2
1.4	本論文の構成	3
<b>第 2 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>5</b>
2.1	コンピュータゲームプレイヤの研究	5
2.1.1	ゲーム木探索	6
2.1.2	局面評価	8
2.1.3	コンピュータ将棋プログラムの利用	8
2.2	自然言語処理の研究	9
2.2.1	自然言語生成	9
2.2.2	画像のキャプション生成	13
2.2.3	形態素解析	18
<b>第 3 章</b>	<b>データセット</b>	<b>21</b>
3.1	柿木形式	21
3.2	データセットの性質	22
3.3	形態素解析器の分野適応	23
3.3.1	シンボルグラウンディング手法を用いた分野適応	24
3.3.2	人手アノテーションによる分野適応	26
<b>第 4 章</b>	<b>対象を限定した解説文生成モデル</b>	<b>27</b>
4.1	提案手法	27
4.1.1	文中に現れる単語の情報をを用いた解説文抽出手法	27
4.1.2	解説文生成手法	27
4.2	評価実験	30
4.2.1	局面に言及している解説文の抽出	30
4.2.2	特徴的な単語の予測	31
4.2.3	解説文生成	32

---

<b>第 5 章</b>	<b>指し手表現を考慮した解説文生成モデル</b>	<b>36</b>
5.1	提案手法	36
5.1.1	指し手表現の対応付け手法	36
5.1.2	解説文生成手法	43
5.2	評価実験	43
5.2.1	指し手表現の対応付け	43
5.3	解説文生成	48
5.4	解説中の指し手と実現確率の関係の考察	51
<b>第 6 章</b>	<b>局面からの解説木の生成</b>	<b>54</b>
6.0.1	指し手の実現確率	54
6.0.2	遷移確率モデルによる解説木中の指し手の予測	56
6.0.3	解説木の生成	57
6.1	評価	58
6.1.1	解説木中の指し手の予測	58
6.1.2	実際の生成例	60
<b>第 7 章</b>	<b>解説木からの解説文の生成</b>	<b>68</b>
7.1	提案手法	68
7.1.1	生成モデル	68
7.1.2	多様な文生成のためのモデルの拡張	70
7.2	評価	73
<b>第 8 章</b>	<b>おわりに</b>	<b>76</b>
8.1	本論文のまとめ	76
8.2	今後の課題	76
<b>付 録 A</b>	<b>実際の生成例</b>	<b>88</b>

# 目次

2.1	AND/OR 木	6
2.2	ミニマックス木	6
2.3	$\alpha\beta$ 探索	7
2.4	実現確率探索の例	7
2.5	コンピュータ将棋プログラムを用いた棋譜解析の例．上：ShogiGUI の画面全体．下：下部の拡大図	9
2.6	GPS 将棋による解説文	10
2.7	MS COCO Captioning Challenge におけるキャプションの例 [7]	13
2.8	Convolutional Neural Network [44]	14
2.9	Recurrent Neural Network 言語モデル	15
2.10	CNN+LSTM	17
2.11	キャプション生成の例 [40]	18
2.12	キャプション生成におけるアテンションの例 [41]	19
3.1	柿木形式 (KIF 形式)	22
3.2	シンボルグラウンディングによる分野適応の概要図	23
4.1	能動学習のイメージ図 (赤, 青の点はそれぞれラベル付きデータ, 白はラベル無しデータ)	28
4.2	解説文生成モデルのフレームワーク	28
4.3	解説文の探索例	30
4.4	現局面でない局面へ言及しているコメント	31
4.5	戦型に言及する解説文の単語数の頻度分布	32
4.6	左美濃の局面	34
4.7	左美濃にはなくなった局面	34
4.8	藤井システムの局面	35
5.1	解説文が付与されていた局面	37
5.2	解説文が言及している局面 ( 2 六金まで)	37
5.3	解説文と解説木の例	38
5.4	候補木の生成	39
5.5	解説文中に現れる悪手の例 (先手が 7 六の玉を 8 六へ動かした局面)	41

---

5.6	解説木の選択	42
5.7	指し手に関する特徴の例	43
5.8	指し手表現の対応付けの成功例	44
5.9	符号の記載誤りの例	45
5.10	飛車の取り合いを避けた局面（後手の3四の飛車を3五に動かした局面）	46
5.11	どこから展開しても評価が変わらない局面（左の木が提案手法の出力，右の木が正解の木）	48
5.12	指し手を含む解説文の単語数の頻度分布	49
5.13	2六歩と突いた局面	50
5.14	銀を上げる局面	50
5.15	生成文にずれがある局面	51
5.16	解説中の指し手（青）と実際の指し手（赤）の実現確率	52
6.1	Tic-Tac-Toe の探索木	55
6.2	第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 59 手目．最終手は 5 六飛	56
6.3	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	58
6.4	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	64
6.5	追加した特徴量の効果．上：woPass．下：wPass	65
6.6	第 57 期王位戦七番勝負第 6 局 6 手目．最終手は 9 四歩	66
6.7	第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 59 手目．最終手は 5 六飛	67
7.1	指し手表現の対応付け（再掲）	69
7.2	Tic-Tac-Toe の探索木と解説文の例（再掲）	70
7.3	提案モデル	71
7.4	ビームサーチ	72
7.5	7.1.1 節の生成モデルによる生成結果	73
7.6	言語モデルの選択手法	74
7.7	生成文の例	75
8.1	解説文の Twitter での提示の例（図は五月祭で展示したもの）	77

# 表目次

2.1 MS COCO Captions Challenge の結果 . . . . .	16
3.1 クラスとコメント量の関係 . . . . .	22
3.2 クラスとノイズとなるコメント量の関係 . . . . .	23
3.3 コーパスの統計情報 . . . . .	25
3.4 BCCWJ における単語分割精度 . . . . .	25
3.5 将棋コーパスにおける単語分割精度 . . . . .	26
3.6 分野適応結果 . . . . .	26
4.1 特徴的な単語予測の結果 . . . . .	31
4.2 生成文の文法上・意味上の主観評価結果 . . . . .	33
5.1 候補木生成の誤り解析結果 . . . . .	44
6.1 進行度と指し手予測の関係 (上: w/oPassMove, 下: w/PassMove) . . . . .	60
A.1 生成例と実際の解説文 . . . . .	88



# アルゴリズム , 擬似コード

6.1 Pseudo code of generating commented trees. . . . .	63
--	----

# 第1章 はじめに

## 1.1 背景

近年では画像 [36]，動画 [43]，市場の変動情報 [42] 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，グラウンディングと呼ばれる手法の研究が注目を浴びている．Web 上に画像や映像などのマルチメディアデータに自然言語文を付与して公開する機会が増えており，このような研究に有用なデータが大量に入手できるようになりつつあることから，自然言語と他分野の情報を対応付ける研究は今後ますます盛んになるだろうと考えられる．

また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自然言語生成の研究が盛んに行われてきた [35, 29]．自然言語と他分野の対応付け手法を用いることで，自然言語生成の研究は広範囲を対象として行われることが期待できる．しかし多様な表現を要する対象を生成することは非常に難しく，自然言語生成手法の多くはテンプレートベースの手法など人間が事前にある程度自然言語文を与えている．

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．将棋を例に挙げると，コンピュータ将棋プログラムの棋力はソフトウェア・ハードウェア両方の進歩とともに向上している．主なプログラムは，数万局面から数億局面といった膨大な局面を有するゲーム木の探索を行ってゲームをプレイしている．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 [50]，機械学習によって評価関数の重みを自動獲得 [52] 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るそれぞれの特徴量の意味を人間が理解することは難しい．また前述の通り巨大なゲーム木の探索を元に指し手を決定しており，コンピュータの判断理由を理解するためにそのゲーム木の全体を人間が把握することは不可能である．

一方で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いる．またコンピュータプログラムが示した最善手や最善手順，あるいは形勢判断の結果を人間のトッププレイヤーが解釈し解説しているという光景も見られるようになった．以上から自然言語による判断理由の表現に対する需要は大きい [49]．実際に，Google の AlphaGo [34] が囲碁の人間トッププレイヤーであるイ・セドル九段を下した際には「もし2局でも負けると AlphaGo の自戦解説を聞きたいという話が出るかも知れない」(ヤン・ゴン九段)<sup>1</sup>という発言があった．これもコンピュータの判断基準をコンピュータ自身が

<sup>1</sup><http://nitro15.ldblog.jp/archives/47050714.html> . 2017 年 11 月 28 日アクセス .

提供することの需要を示す事例の 1 つである。

このような要請は今後ゲーム AI の分野に限らず多くの分野で出てくるだろうことが予想される。ゲーム AI は人間のトッププレイヤーと直接対決をすることで勝ち負けが決まり、それによって人間の性能を上回ったことがはっきり示されるが、それ以外の分野でも人間を上回る性能を示す人工知能技術は多く報告されており、またその範囲は今後拡大するだろうことは想像にたやすい。一方で、近年の人工知能技術の根幹の 1 つは、深層学習手法に代表される統計的機械学習手法である。これは多くの教師信号からその特徴量を取り出し、それらから出力を決定するパラメータを自動調整することでモデルを獲得する手法である。これらの手法は多くの分野でモデルの精度向上をもたらしたが、自動調整された膨大な量のパラメータを人間が理解することは極めて困難であり、コンピュータがどういった判断基準で高精度な性能を示しているのかを理解することが難しい。

このような現状において、コンピュータの判断基準を自然言語など人間にとって理解しやすい形式で表現することができれば非常に有益であるだろうことが期待できる。例えばコンピュータがその判断基準を人間に教えることで、コンピュータが教師として人間に教育を行うという応用が考えられる。またその判断基準をコンピュータが提示することができれば、他の人間を説得することができるようになるという応用も考えられる。本課題はそのような、コンピュータの判断基準を提示するという課題の第一歩として非常に有意義な課題であるといえる。

## 1.2 目的

本研究では、将棋を対象として人間が付与するであろう解説文の自動生成を目指す。自然な文章によって与えられた将棋局面の解説を生成するモデルを機械学習によって獲得する。またモデルの獲得のために、将棋の状態空間と解説文との対応付けを行う。

将棋の解説文は解説すべき局面の推定とそれらの局面の自然言語による表現の 2 つに分けられる。本研究ではそれぞれについてのモデルを提案し、それらを組み合わせることで解説文生成の実現を目指す。また将棋の解説文は文中で考慮している状態が動的に遷移しているという特徴があり、このような対象に対する自然言語の生成を目指す。

## 1.3 本研究の貢献

本研究の貢献は以下の通りである。

- コンピュータゲームプログラムが探索している巨大な探索木と人間が実際に解説文中で考慮している選択的な探索木の対応を獲得することに成功した。これにより探索アルゴリズムの思考と人間の思考の関係を獲得することができ、本研究のように人間の発話を学習する際の教師に用いたり、ゲームプログラミングにおける「人間らしさ」の獲得を助けたりするなどの応用が期待できる。

- 分野固有の知識に依存しない機械学習手法を用いて有益な解説文の生成に成功した。提案手法は本研究で用いたものと同様のデータセットがあれば適用可能であるため、幅広い分野への応用が期待できる。
- 人間のエキスパートによる解説文から、与えられた局面に対して解説すべき指し手や局面を推定することに成功した。この結果は解説すべき指し手は必ずしも探索の結果得られた最善の手順のみではないことを示しており、そのような手の特徴を自然言語文を解析した結果を用いて学習を行うことで獲得した。
- 状態遷移を表現する木が与えられた際にこれを自然言語によって表現する手法を提案した。このようなモデルはゲームの解説文生成のみならず、今後多くの課題において重要になると考えられる。本課題はその第一歩であり、今後幅広い応用が期待できる。

## 1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

第 2 章：関連研究 本研究はゲームプログラミング分野と自然言語処理分野に横断する課題である。関連する既存技術や先行研究についてそれぞれ説明する。

第 3 章：データセット 本研究では将棋の棋戦の 1 つである順位戦と名人戦の解説付き棋譜を学習データとして用いる。本章ではデータセットの性質について説明し、学習データとして用いる際の問題点を議論する。また前処理として日本語文の分かち書きを行う必要があるため、その詳細について述べる。

第 4 章：対象を限定した解説文生成モデル 本章では提案手法である解説文生成モデルの獲得手法について説明する。また解説対象を戦型に言及するものに限定しての実験を行い手法を評価する。

第 5 章：指し手表現を考慮した解説文生成モデル 本章では前章で提案したモデルの生成対象を拡大する際の問題点を議論する。またその解決手法として解説木と候補木という概念を導入し、これの生成手法と解説文生成モデルへの適用手法を提案する。また実際に提案手法による解説木の生成実験と解説文生成への応用実験を行い評価する。

第 6 章：局面からの解説木の生成 本章では与えられた局面に対して解説すべき手順を推定するために、局面に対して適切な解説木を生成する手法を提案する。そのために、前章で定義し獲得した解説木を局面から推定する手法を提案する。提案手法による解説木の生成実験を行い評価する。

第 7 章：解説木からの解説文の生成 本章では与えられた解説木に対して解説文を付与する手法を提案する．本章で提案する解説文生成モデルと前章で提案した解説木生成モデルを組み合わせることで，与えられた局面に対して人間が行っているような指し手符号を含む解説文の生成が可能となる．また提案手法による解説文生成実験を行い評価する．

第 8 章：結論 本論文の結論を述べる．また本研究に残された課題と今後の改善案について述べる．

## 第2章 関連研究

本研究はコンピュータゲームプレイヤーの研究と自然言語処理の研究を横断する研究である。本章ではこれらの研究分野のうち特に関連する研究について紹介する。

### 2.1 コンピュータゲームプレイヤーの研究

本研究の対象であるコンピュータゲームプレイヤーの研究について述べる。ここでは特に研究が盛んに行われ、本研究でも対象にしている二人零和有限確定完全情報ゲームについて述べる。

二人零和有限確定完全情報ゲームとは、

1. 二人：プレイヤー数は2人である
2. 零和：全プレイヤーの報酬の合計は0である
3. 有限：ゲームの状態空間は有限である
4. 確定：プレイヤーの行動による状態の遷移が決定的である
5. 完全情報：ゲームの状態が全て公開されている

という性質を持つゲームの総称である。チェッカーやチェス、将棋や囲碁といったゲームがこれに分類される代表的なゲームである。これらのゲームは全ての合法手を探索することである状態の勝敗が厳密に求められることが知られており、その性質がコンピュータにとって扱いやすいため研究対象とされてきた。

このうち状態数の少ないチェッカーは全状態における勝敗と最善手が求められており、それより状態数の多いチェスでも全状態の解は求められていないもの人間のトッププレイヤーより強いプレイヤーが存在する。将棋では近年になって人間のトッププレイヤーの実力にコンピュータのトッププレイヤーが追い付きつつある。一方で状態数や状態あたりの合法手数が非常に多い囲碁では人間のトッププレイヤーの実力には及んでいない。

チェスや将棋などの近年の強豪コンピュータプレイヤーの多くは、ゲーム木探索と局面の評価関数を組み合わせて指し手を決定するものが主流である。一方で囲碁においては、ゲーム木探索とモンテカルロ法を組み合わせたモンテカルロ木探索や、これに多腕バンディッド問題の解法のひとつである Upper Confidence Bound を適用した Upper Confidence Bound applied to Trees と呼ばれる手法を用いたプレイヤーが高い棋力を示しており、これを用いたものが主流となっている。

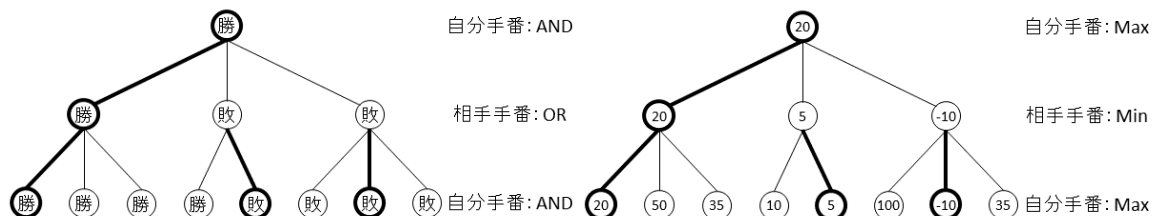


図 2.1: AND/OR 木

図 2.2: ミニマックス木

### 2.1.1 ゲーム木探索

本項では、2人零和有限確定完全情報ゲームにおけるゲーム木とその探索について

#### 2.1.1.1 Min-Max 探索

図 2.1 のような、ゲームの局面をノード・指し手をエッジで表した有向グラフをゲーム木という。リーフノードは終了局面を表し、これらの局面は勝敗がゲームのルールから定義されている。引き分けがなく結果を勝ちか負けかの 2 値で表現できるゲームを仮定すると、手番プレイヤーにとっての必勝局面が 1 つでも子ノードにあれば手番プレイヤーは必勝局面に向かう指し手を選択できるため、その局面は必勝局面である。一方で全ての子ノードが相手プレイヤーにとっての必敗局面であれば、その局面は必敗局面である。以上の原理から、二人零和有限確定完全情報ゲームにおいては全ての局面での必勝プレイヤーを決定することができる。自分がルートノードの手番プレイヤーであるとすると、自分の手番ノードは子ノードに必勝局面が 1 つでもあれば必勝局面になるので、自分の勝ちが真、負けが偽であるとして子ノードの勝敗の OR がそのノードの勝敗である。これを OR ノードと呼ぶ。一方で相手の手番ノードにおいては子ノードが全て必勝局面でなければそのノードは必勝局面にならないため、子ノードの勝敗の AND がそのノードの勝敗である。これを AND ノードと呼ぶ。そのため図 2.1 のような、終了局面まで展開されたゲーム木を特に AND/OR 木と呼ぶ。

Tic-Tac-Toe (三目並べ、×ゲーム) のような小さなゲームであれば任意の局面での AND/OR 木の展開が可能であるが、チェスや将棋などの状態数の大きいゲームでは、計算量の制約から AND/OR 木を展開することができない局面が存在する。そのためある程度の深さで探索を打ち切り、勝敗に代わり局面の評価値を用いて指し手を選択するという手法がとられている。図 2.2 に示すような木を探索するミニマックス探索はそのような探索手法の 1 つである。ミニマックス探索は深さ優先探索の 1 つであり、決められた深さまで指し手を進めた局面を最左ノードから順に探索する。決められた深さまで進めた局面をリーフノードとし、その局面を評価してノードの評価値とする。ルートノードの手番プレイヤーにとって手番が自分のノードではより価値の高い局面を選択したいため子ノードの評価値が最大 (Max) である局面を選択する。一方で相手のノードでは相手にとってより価値の高い、つまり自分にとってはより価値の低い局面が選択されるだろうと考えられるため、子ノードの評価値が最小 (Min) である局面を選択する。これを繰り返してリーフノードの評価値から親ノードの評価値を求めていくことで、ゲーム木中の各局面の評価値とそれぞれの最善手を決定する。

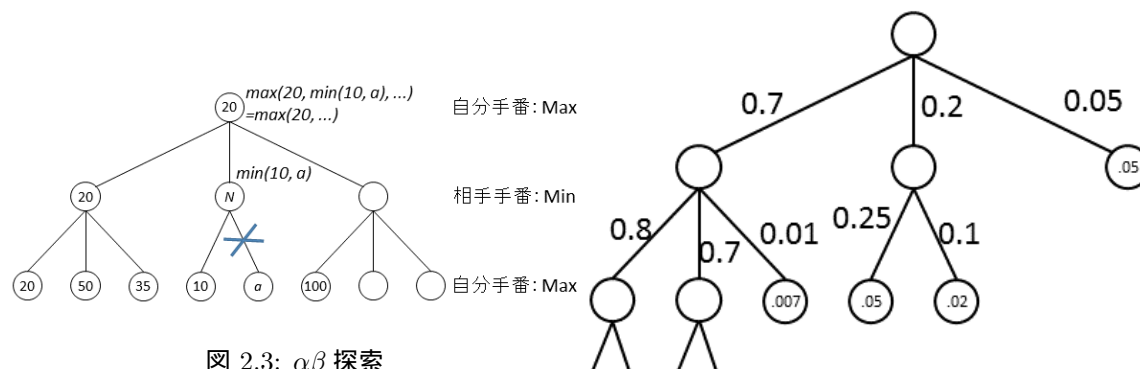
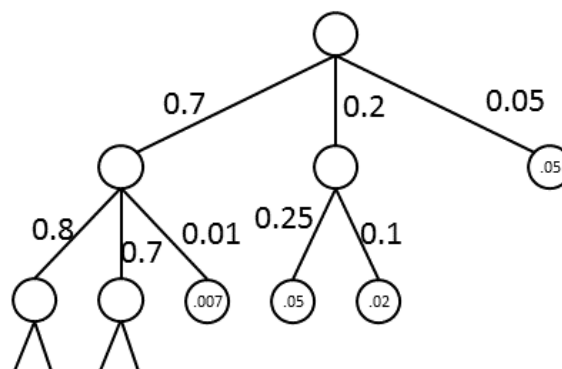
図 2.3:  $\alpha\beta$  探索

図 2.4: 実現確率探索の例

ミニマックス探索の探索効率を改善した探索手法の 1 つに  $\alpha\beta$  探索がある。  $\alpha\beta$  探索の概要を図 2.3 に示す。ゲーム木探索の目的はルートノードにおける最善手とその評価値を獲得することであり、ゲーム木中の全てのノードの評価値を獲得することではないとする。今ルートノードの子ノードのうち最左ノードの評価値が 20 であることが判明し、次のノード ( $N$  ノード) の子ノードの 1 つの評価値が 10 であることが判明しているとする。このとき  $N$  ノードの残ったもう 1 つの子ノードの評価値を  $a$  とすると、 $N$  ノードの評価値は  $\min(10, a)$  となる。  $\min(10, a) \leq 10$  であるため、 $N$  ノードの評価値は  $a$  が不明でも 10 以下であることが分かる。このとき  $a$  の値に関わらずルートノードにおいて  $N$  ノードを選択する評価値 10 以下の指し手は最左ノードを選択する評価値 20 の指し手に劣っていることが分かるため、 $a$  の値を求める必要はない。そのため  $a$  を求めるための探索を行わず打ち切る (枝刈りを行う) ことで計算量を削減することができる。このような枝刈り手法を  $\alpha\beta$  探索と呼ぶ。  $\alpha\beta$  探索は後ろ向き枝刈りと呼ばれる、探索結果がミニマックス探索と理論的に一致する枝刈り探索手法である。

#### 2.1.1.2 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 [38] がある。例を図 2.4 に示す。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。各局面の遷移確率はルートノードからその局面までの指し手の遷移確率の総乗で定義される。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。具体的には局面の遷移確率が一定の値を下回るまで展開し、一定の値を下回ったら展開を打ち切って静的評価を行う。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 [45]。

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。



### 2.1.2 局面評価

ゲーム木探索においては，末端のリーフノードに対応する局面を評価する．この局面を評価する関数を評価関数と呼び，その精度がゲームプレイヤの棋力に強く関係する．初期の評価関数は人手で設計した特徴量に人手で重みを設定したものをを用いていた．この評価関数の改良手法について説明する．

#### 2.1.2.1 機械学習による局面評価関数の獲得

評価関数が用いている各特徴量への重みを，人間の棋譜と同様の指し手を選択するように調整する研究がある [37, 52]．比較学習 (Comparison Training) と呼ばれ，人間の指し手の評価値が他の指し手の評価値より高くなるように評価関数の重みを探索と組み合わせて調整する手法である．チェス [37]，将棋 [52] でそれぞれ評価関数の自動調整の効果が報告されており，近年のトップレベルの将棋プログラムはほぼ全てが比較学習による評価関数の自動調整を行っている．

#### 2.1.2.2 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 [50]．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，その重みを前節の探索を組み合わせた機械学習 [52] 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．

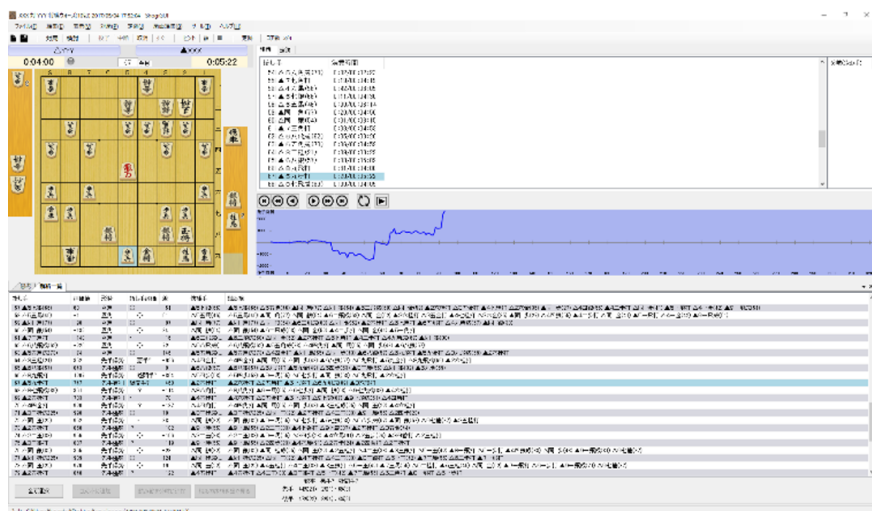
このような組み合わせ特徴は局面の理解の上でも有効であると考えられる．例えば囲いの形を玉の周りの駒の組み合わせで表現する，自分の駒と相手の駒の位置関係を用いることで攻めの概念を獲得するといったことが期待できる．しかし組み合わせ特徴であることから項目数が膨大である点，機械学習による重みパラメータの自動調整を行っている点から，このような組み合わせ特徴の意味するところを人間が理解することは難しい．

### 2.1.3 コンピュータ将棋プログラムの利用

近年では非常に棋力の高いコンピュータ将棋プログラムが無償あるいは有償で手に入るようになった．これによりプロ棋士・アマチュアプレイヤー問わず多くの将棋プレイヤーがコンピュータを利用して棋力向上を図るようになった．図 2.5 は ShogiGUI<sup>1</sup> というフリーソフトと技巧<sup>2</sup> という将棋プログラムを用いてアマチュアプレイヤーの棋譜を解析した図である．技巧は 2016 年の世界コンピュータ将棋

<sup>1</sup><http://shogigui.siganus.com/> . 2017 年 11 月 29 日アクセス .

<sup>2</sup><https://github.com/gikou-official/Gikou> . 2017 年 11 月 29 日アクセス .



66	△8九飛打	1207	先手優勢	疑問手?	-364	△5四歩(53)	△5四歩(53)▲9一馬(55)△6七歩打▲同 銀(68)△6九飛打▲
67	▲5九歩打	747	先手有利	疑問手?	-460	▲2六桂打	▲2六桂打△2五角打▲6一飛打△6九飛成(89)▲3六銀打
68	△8七飛成(89)	861	先手優勢	?	-114	△8八角打	△8八角打▲9一馬(55)△6七歩打▲同 銀(68)△9七角成(88)

図 2.5: コンピュータ将棋プログラムを用いた棋譜解析の例．上：ShogiGUIの画面全体．下：下部の拡大図

選手権で準優勝を果たすなど非常に棋力の高いプログラムでありながら無償公開されているソフトウェアであり、多くの将棋プレイヤーに用いられているプログラムの1つである。

ShogiGUIに棋譜を入力すると、各局面においてその局面の評価値はいくつか、実際に指された手の評価はどうか、その後の展開はどうなるかなどが示される。将棋プレイヤーはこれによって自身や他のプレイヤーの良し悪しを判断することができ、これによって自身のプレイを反省する、他者の将棋の観戦補助に用いるなどの利用がされている。これらの情報は将棋の勉強や観戦には非常に有益である一方で、なぜその評価に至ったかを理解するためにはユーザに将棋の棋力やコンピュータ将棋プログラムについてのある程度の知識を要求するため、このようなコンピュータ将棋プログラムの利用が人間に将棋を教わることに代替することは難しい。

## 2.2 自然言語処理の研究

### 2.2.1 自然言語生成

#### 2.2.1.1 ゲームにおける解説文生成

チェスの解説を生成する研究として、評価関数の各特徴量を用いたものがある [32]。これはチェスの局面を評価する際に用いる特徴量に応じて、あらかじめ与えたルールによって解説文を出力するというものである。チェスは人の手で設計された評価関数でも十分に強いコンピュータプレイヤーが



図 2.6: GPS 将棋による解説文

作成できており, この研究ではそのような人の手で設計された特徴量から解説文の生成を行っている. 対して近年の有力な将棋プログラムは機械学習を用いての評価関数の自動獲得 [52] を行っているものが主であり, これを人間が理解することは困難である. ゆえにチェスと同様に評価関数が用いている特徴量からルールベースで解説文の生成を行うのは困難であることが予想される.

将棋の解説文を生成するシステムとして, コンピュータ将棋の読み筋を出力するものがある [49]. 棋力の高いコンピュータ将棋プログラムの1つである GPS 将棋の読み筋と評価値を, あらかじめ与えたルールによって人が読みやすい形に加工し, 図 2.6 のように, ミニプログラムの1つである Twitter<sup>3</sup> に投稿することで広く将棋ファンに向けて公開するというものである. 探索による評価の高い手順とその評価値を出力している.

このシステムは単に評価の高い手と評価値を返すのみではなく, 観戦において有益であろう情報も提供する. たとえば読み筋があったり必死や詰めろがかかっていたりすることが分かればそれらに言及する. また現状では読み筋がないが持ち駒が増えれば詰みが生じるという局面も存在する. そのような場合, 相手はその駒を渡さないように指さなければならぬ. そういった局面を発見するため, 手駒を増やしての詰み探索を行う. 加えて指し手の狙いが何かを示すため, 手番を変更し連続

<sup>3</sup>GPS 将棋のアカウント: <https://twitter.com/gpsshogi>

で指せるとしたらどう指すかを探索する．これらの探索は，特に手番を変更しての探索は通常の指し手決定の際には行われませんが，探索の簡単な工夫により容易に探索結果が得られかつ観戦者に有益な情報となる．

このようにコンピュータ将棋プログラムが出力する読み筋やその評価値は多くの将棋ファンの将棋観戦に有益な情報であるが，一方で出力される解説文はテンプレートを用いて作成されており，多様な解説文を生成することはできていない．多様な局面において充実した解説を将棋ファンが理解できる形で提供するためには，自然言語を用いる必要があると考えられる．

小川ら [51] 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 [53] 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．

### 2.2.1.2 その他の分野における自然言語や単語の生成

自然言語生成は天気予報の生成 [35] や仮想人間との対話 [11]，ジョークの生成 [4] など幅広い分野を対象とする．自然言語生成の問題は何を話すかとどのように話すかの 2 つのタスクに分けられる．

何を話すかを決定するタスクとして画像と単語の関係をモデル化するものがある [16]．データから単語を生成する点や，対象とするデータ中に生成すべき単語を明示的に意味するものがないという点に本研究との共通点がみられる．この問題に取り組む研究の 1 つである [36] では，画像とそれを説明するタグが与えられたとき，これらを Restricted Boltzmann Machine (RBM) で学習することで与えられた画像からタグを生成，あるいは与えられたタグがつけられそうな画像を選び出している．RBM は教師なしのニューラルネットワークの 1 つで，訓練データを復元するように学習を行う．入力の一部が欠けている場合でもそれを復元するようなモデルであるが，入力として画像を表現するベクトルとタグを表現するベクトルを結合したものをを用いる．たとえば画像からタグを生成する場合には，タグを表現するベクトルが欠けているものと見なして画像を表現するベクトルのみを入力すると，タグを表現するベクトルが復元される．この研究はまた，画像とタグそれぞれを独立に RBM で学習を行ったうえで隠れ層を入力として用いて RBM を学習することで，より高い精度となったことを報告している．画像や自然言語を入力する前にそれぞれに特有の前処理を行い特徴ベクトルに変換するが，その後のネットワーク内では画像特有，あるいは自然言語特有の処理を行うわけではなくベクトル間の関係を扱っている．そのため将棋の局面についても同様に特有の処理を行い局面を表現するのに十分な特徴ベクトルを用いることで，同様のネットワークを用いることができると考えられる．

どのように話すかを決定するための方法として，テンプレートを用いる手法や言語モデルを用い

る手法，文法ベースの手法などがある．テンプレートを用いる手法の一例として，天気の前測データから天気予報を生成する研究がある [35]．たとえば 3 時間ごとの風向きと風速を予測した時系列データが与えられたとき，天気予報ではただ予測データを羅列するのみではなく，データを簡潔に説明する文章が求められる．具体的には，事前に用意されたデータの変動モデルに合致するように入力された時系列データをいくつか分割し，発話する内容を決定する．その後，用意された発話ルールに実際の観測データを埋める形で発話する．発話内容を事前に用意したモデルに当てはめることで，自然かつ意味のある文章の生成に成功している．将棋の解説文生成との大きな相違点として，出力すべき文章がある程度自明であると考えられることがあげられる．たとえばある時刻での予想風速が急激に速くなっていけば，そこについて言及すればいいのだろうと容易に想像がつく．一方で将棋の解説は，言及すべき箇所が局面に明らかになっているわけではない．局面上の様々な特徴を勘案して解説文を生成する必要があるため，何を出力すべきかという問題は将棋の解説文生成の方がより難しいものであるといえる．

言語モデルを用いる手法として [30] がある．言語モデルとは，ある文字列に対して言語としてのそれらしさを表すモデルである．たとえばよく用いられる単語  $N$  グラム言語モデルは，直前  $N - 1$  単語  $w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1}$  があつたとき，次に  $w_i$  が続く確率  $P(w_i | w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1})$  を定義する．これをもとに文  $S = w_1, w_2, \dots, w_n$  の生成確率を

$$P(S) = \prod_{i=1}^n P(w_i | w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1}) \quad (2.1)$$

で定義する．この文の生成確率  $P(S)$  が大きい文はより生成されやすい文である． $N$  グラムモデルにおける単語の生成確率は

$$P(w_i | w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1}) = \frac{\text{Count}(w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1}, w_i)}{\text{Count}(w_{i-N+1}, w_{i-N+2}, \dots, w_{i-1})} \quad (2.2)$$

$$\text{Count}(w_j, \dots, w_k) : w_j, \dots, w_k \text{ の出現回数} \quad (2.3)$$

と定義され，コーパスから獲得する．たとえばコーパス中に “have a pen” が 3 回，“have a dictionary” が 1 回出てきたとすると，“have a” の次には “pen” が  $3/4$ ，“dictionary” が  $1/4$  の確率で続く．これに未知語に対応するための手法など [6] などを施して用いる．このように単語の生成確率を定義し，文中の各単語の生成確率を掛け合わせることで文の生成確率  $P(S)$  を得る．

文法ベースの手法として，文脈自由文法 [8] を用いるものがある．文脈自由文法とは自然言語処理の分野でよく用いられる文法の 1 つである．これは文の各要素を展開する文法セットを持ち，展開していくことで文法規則に反しない自然言語文が生成されるというものである．この問題を重み付きグラフ問題ととらえ解く研究 [22, 23] がなされ，一定の成果をあげている．

何を話すかとどのように話すかを決定する手法を組み合わせでの自然言語生成がロボカップの実況 [5] や天気予報の分野 [2] に適用され，人間による解説には及ばないものの発話内容の選択と発話の自然さがともに人間のそれに近いものが生成できたことが報告されている．



The man at bat readies to swing at the pitch while the umpire looks on.

A large bus sitting next to a very tall building.

図 2.7: MS COCO Captioning Challenge におけるキャプションの例 [7]

### 2.2.2 画像のキャプション生成

自然言語生成の課題として近年盛んに対象として用いられているものの 1 つに、画像のキャプション生成がある。これは与えられた画像に対してその画像をよく表すキャプションを自然言語で生成することを目指すものである。特に近年では深層学習手法を用いて学習されたモデルが注目されている。ここではそのような手法について説明する。

#### 2.2.2.1 MS COCO Captions Challenge

MS COCO Captions Challenge<sup>4</sup>は、コンピュータビジョンの分野の国際会議である CVPR 2015 中のワークショップで行われた、与えられた画像に対するキャプション生成のコンペティションである。画像とキャプションのペアは Amazon Mechanical Turk を用いて人手で付与されたもの [7] である。例を図 2.7 に示す。評価は主観評価によって行われ、人間によって書かれたキャプションよりよいまたは同等であると判断されたキャプションの割合 (M1) とチューリングテストを通過したキャプションの割合 (M2) を元に決定された。各指標について上位 5 チームにそれぞれ 1 位: 5 点, 2 位: 4 点, 3 位: 3 点, 4 位: 2 点, 5 位: 1 点が与えられ、その合計で順位が付けられた。結果のうち上位 5 チームを表 2.1 に示す。またベースラインとして、人間によって書かれたキャプションのスコアを付記する。

指標のうち M1 については Google チームが 1 位, MSR チームが 2 位, M2 については MSR チームが 1 位, Google チームが 2 位となり、この 2 チームが 1 位タイとなった。一方でこれらのモデルのスコアは人間によって書かれたキャプションのスコアを大きく下回っており、現状のモデルは人間のキャプション生成能力を下回っていることが示された。

<sup>4</sup><http://mscoco.org/>

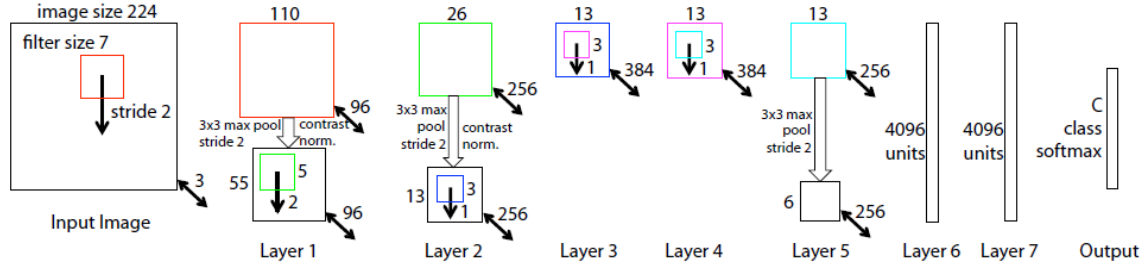


図 2.8: Convolutional Neural Network [44]

以上の評価は人間による主観評価であるが、同時に BLEU [28], ROUGE [24], METEOR [10], CIDEr [39] といった客観評価指標による評価も行われた。これらの指標は機械翻訳などの分野で用いられているものだが、今回の結果では例えば BLEU-4 は人間のスコアが全体の 13 位であるなど主観評価の結果と必ずしも一致しておらず、既存の客観評価指標が自然言語生成のシステムを適切に評価しうるとは言えない。

1 位タイとなった 2 チームのうち、Google チームは Convolutional Neural Network と Long Short-Term Memory を組み合わせたモデルによる生成 [40] を行っている。一方で MSR チームは画像認識による単語抽出を行ったのち、最大エントロピー言語モデルによって候補文を生成し、画像と候補文を元に候補文のリランキングを行うというパイプラインでの生成 [14] を行っている。本節では、このうち、Google チームが用いた手法について説明する。

### 2.2.2.2 Convolutional Neural Network

画像を表現するネットワークの多くは、全結合層のみではなく、畳み込み層 (convolutional layer) やプーリング層 (pooling layer) などを含む。このようなネットワークは Convolutional Neural Network (CNN) [44] と呼ばれる。ネットワークの一例を図 2.8 に示す。

畳み込み層は、 $(i, j)$  の画素値が  $x_{ij}$  である入力された画像  $\{x_{ij}\}$  に対して  $H \times H$  のフィルタ  $\{h_{pq}\}$  を用意して、

$$u_{ij} = \sum_{p=0}^{H-1} \sum_{q=0}^{H-1} x_{i+p, j+q} h_{pq} \quad (2.4)$$

という処理を行う層である。これは入力画像のうちフィルタと相関の高い部分を抽出する。

プーリング層は  $H \times H$  の領域  $P_{ij}$  を 1 つの画素値で表現する操作で、例として図 2.8 中の max pooling は

$$u_{ij} = \max_{(p,q) \in P_{ij}} x_{pq} \quad (2.5)$$

という処理を行う層である。これは入力画像の位置のゆらぎを吸収する。プーリング層は主に畳み込み層の直後に置かれる。



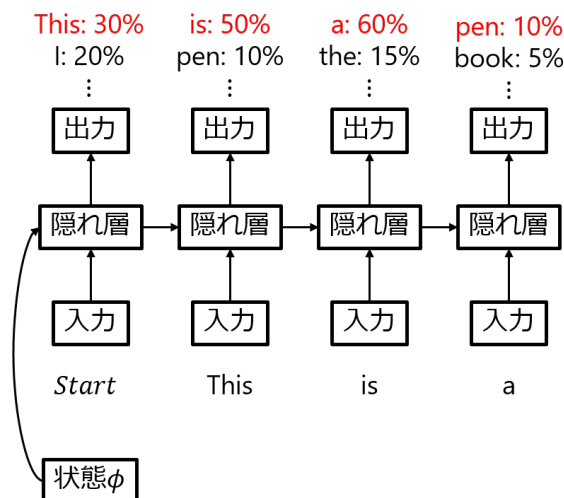


図 2.9: Recurrent Neural Network 言語モデル

畳み込みやプーリングの操作は 1 画素ずつ行うだけでなく一定の間隔  $s$  毎に行うこともできる。この間隔をストライドと呼ぶ。

### 2.2.2.3 Recurrent Neural Network

可変長の入出力をニューラルネットワークで扱う手法として、Recurrent Neural Network (RNN) がある。  $t$  番目の入力、出力、隠れ層をそれぞれ  $x_t$ ,  $y_t$ ,  $h_t$  とすると、

$$h_t = f(W^{in}x_t + W^h h_{t-1}) \quad (2.6)$$

$$y_t = f^{out}(W^{out}h_t) \quad (2.7)$$

と定義される。ここで  $W^{in}$ ,  $W^h$ ,  $W^{out}$  はそれぞれ重み行列、 $f(v)$ ,  $f^{out}(v)$  はそれぞれベクトル  $v$  に対する活性化関数である。これは  $h_{t+1}$  は  $x_{t+1}$  と  $h_t$  を入力として受け取り  $y_{t+1}$  を出力するニューラルネットワークであるとみなせる。このようなニューラルネットワークを再帰的に呼び出すことで可変長の入力列や出力列を扱うことができる。

また RNN の 1 つに Long Short-Term Memory (LSTM) [15] がある。RNN は系列長の長い入出力を扱おうとする際に、学習中にその勾配が消失してしまうという問題があることが知られている。これを解決する 1 つの手法として、LSTM はメモリユニットと呼ばれる要素を導入し、長期間の記憶を実現している。

RNN を用いて言語モデルを構築する例を図 2.9 に示す。RNN の出力は各単語が次に生成される確率分布である。例えば図 2.9 の先頭で This を選択した場合、次の RNN の入力に This に対応するベクトルを入力する。すると続く単語の確率分布が出力される。これを終端記号が生成されるまで繰



Team	M1	M2	Point	Rank
Human (baseline)	0.638	0.675		
Google [40]	0.273	0.317	9	1st
MSR [14]	0.268	0.322	9	1st
MSR Captivator [12]	0.250	0.301	5	3rd
Montreal/Toronto [41]	0.262	0.272	5	3rd
Berkeley LRCN [13]	0.246	0.268	2	5th

M1: Percentage of captions that are evaluated as better or equal to human caption.

M2: Percentage of captions that pass the Turing Test.

表 2.1: MS COCO Captions Challenge の結果

り返し，そこまでの各単語の確率の積をその文の生成確率とする．本課題のように入力として状態  $\phi$  が与えられる場合，RNN の先頭に入力されることが多い．また出力層の活性化関数はソフトマックス関数

$$z_t = W^{out} h_t \quad (2.8)$$

$$y_{ti} = \frac{\exp(z_{ti})}{\sum_j z_{tj}} \quad (2.9)$$

が用いられる．出力の各次元は各単語に対応し， $y_t$  は時刻  $t$  における単語の生成確率の確率分布となる．

#### 2.2.2.4 Deep Convolutional Neural Network と Long Short-Term Memory の組み合わせ手法

文生成を行うにあたり，文は単語列であるとみなして文の生成確率を各単語の生成確率として定義する．画像  $I$  に対して文  $S = w_0, w_1, \dots, w_N$  が生成される確率を  $p(S | I)$  とすると，

$$\log p(S | I) = \sum_{t=0}^N \log p(w_t | I, w_0, \dots, w_{t-1}) \quad (2.10)$$

となる．これが最大になる文  $S$  が画像  $I$  に対して出力すべき文である．この式より，与えられた画像  $I$  に対して  $\log p(w_t | I, w_0, \dots, w_{t-1})$  を獲得することで文生成が可能となる．

まず画像の分類タスクで高精度であった CNN [17] を用いて画像をベクトルで表現する．これを LSTM の最初の入力として用いる．LSTM の入力は直前に出力された単語に対応するベクトル，出力は続く単語の生成確率である．この生成確率に基づいて続く単語を決定し，次の状態の入力として用いる．また文の最初の単語である  $w_0$  は文頭を表すシンボルで，文末を表すシンボルを出力するまで単語列を出力する．以上の操作を繰り返すことで単語列が出力される．またビーム幅 20 のビームサーチを行うことで，貪欲法で文生成を行うより BLEU スコアが 2 ポイント向上することを報告している．

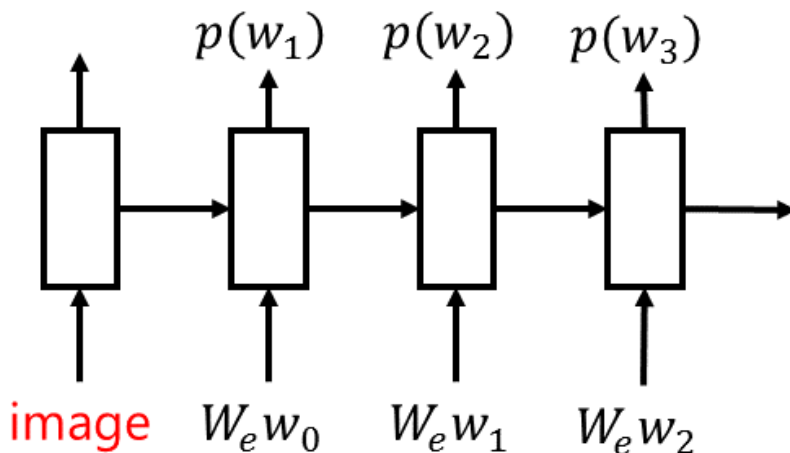


図 2.10: CNN+LSTM

生成された文の例を図 2.11 に示す．それぞれ人間によって評価されており，左側の例は正しく生成されたものとされた例，右側の例は誤りであるとされた例である．正しいキャプションの生成に成功している例が複数見られ，また多少の誤りを含んでいるとはいえ部分的には正しい例も見られる．誤りとして例示されている例は，例えば右上の例は犬の画像だが，犬の画像に共起しやすいであろう *jumping* や *catch a frisbee* などが現れているのではないかと予想される．

#### 2.2.2.5 アテンション機構の適用

Xu ら [41] は CNN と RNN によるキャプション生成モデルにアテンション機構を適用する手法を提案した．ここでいうアテンション [31, 9] とは入力のうちどこに着目しているかをスコア付けしたものであり，アテンションに基づく機構を CNN と RNN のモデルに組み込んでいる．アテンション機構の応用は機械翻訳 [3] などでも成功を収めている．この手法では，RNN の直前の隠れ層  $h_{t-1}$  と画像の各場所  $i$  に対応するベクトル  $a_i$  から

$$e_{ti} = f_{att}(a_i, h_{t-1}) \quad (2.11)$$

$$\alpha_{ti} = \frac{\exp(e_{ti})}{\sum_{k=1}^L \exp(e_{tk})} \quad (2.12)$$

として  $\alpha_{ti}$  を計算した． $\alpha_{ti}$  が大きいとき，時刻  $t$  において画像  $i$  により着目しているものとして，これを用いて文脈ベクトルと呼ばれるベクトルを計算し，文生成に利用した．

アテンション機構を適用したキャプション生成の例を図 2.12 に示す．それぞれの図の左上の単語が出力された単語で，それぞれの画像の白い部分はその単語を出力した際に  $\alpha_{ti}$  が大きかったところである．つまり白いところに特に注目して対応する単語を出力したことを意味する．この例から，例えば *woman* を出力する際には人に注目する，*frisbee* という単語を出力する際にはフリスビーに着

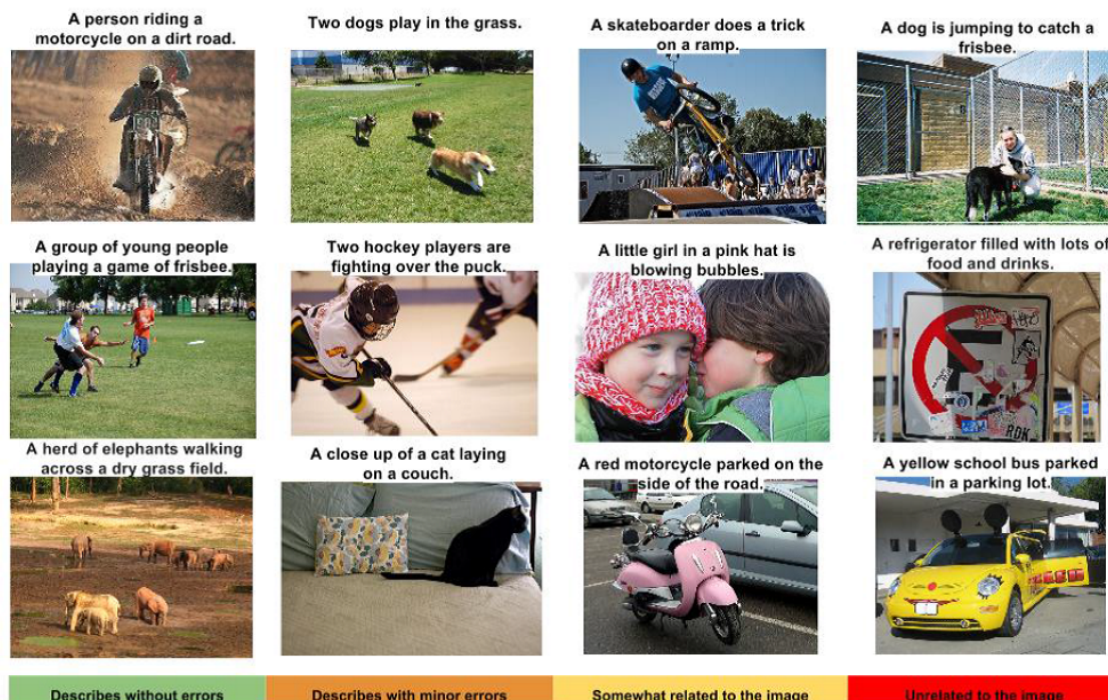


図 2.11: キャプション生成の例 [40]

目するなど、アテンションが対象とするものを指し示していることが分かる。また、彼らはアテンション機構の適用によってより高精度に文生成を行えていることを報告している。

### 2.2.3 形態素解析

本研究が対象とする日本語など一部の言語は、自然言語文が単語で区切られていない。これを言語として意味を持つ最小単位に分割する技術を形態素解析と呼ぶ。例えば

将棋の解説文を生成する。

という文は

将棋\_名詞/の\_助詞/解説\_名詞/文\_名詞/を\_助詞/生成\_名詞/する\_動詞/。\_補助記号

と分割される。形態素解析を行うことで、前述の  $N$  グラムベースの手法が単語に対して適用できるなどコンピュータにとって非常に扱いやすくなる。広く用いられている形態素解析器として KyTea [27] や MeCab [48] などがある。



図 2.12: キャプション生成におけるアテンションの例 [41]

### 2.2.3.1 形態素解析器の分野適応

KyTea の特徴の 1 つに、分野適応の簡便性があげられる。形態素解析器の多くは事前に人間が形態素に分割したデータを用いて教師あり学習を行っており、それによって得られた分割モデルを元に単語分割を行っている。このとき分割モデルが広く一般的な文に対して適用できるように、学習に用いる文として幅広い分野の言葉を含むコーパスが用いられることが多い。しかし対象とする分野が狭く限られている場合、これによって得られた分割モデルでは分割精度が低くなってしまうことがある。例えば将棋に関するフレーズを KyTea のデフォルトモデルで解析すると

一手損角換わり → 一手/損角換わり  
 中飛車 → 中飛/車

と分割される。しかしこれは誤りである。「一手損角換わり」は「一手」だけ「損」をする、「角」を「交換する=換わり」戦法を指す。「角換わり」と呼ばれる戦法があることから「角」と「換わり」を分割するか否かは分割ルールによるが、少なくとも「損」と「角」は分割されるべきである。「中飛車」は「飛車」が「中央=中」にある戦法を指すため、「飛車」は分割されるべき単語ではない。これらのフレーズは将棋に関する知識があれば正しく分割できるが、他の分野に頻出の単語の知識が強く現れると、例えば野球における「中飛」と一般に用いられる「車」に分割されると判断され誤ることが考えられる。

そこで対象とする分野に対して分割モデルを事前に適応させることで単語分割の精度向上を目指すことを分野適応と呼ぶ。分野適応のための手法として適応分野の辞書の作成や適応分野の非分割コーパスの利用などが挙げられるが、KyTea は部分的にアノテーションされたコーパスからの学習を行うことで効率のよい分野適応を実現している。

## 第3章 データセット

本研究では教師データとして、順位戦と名人戦の棋譜を用いる。名人戦は将棋のタイトル戦、順位戦は名人戦の挑戦者を決定する棋戦であり、プロ棋士同士の対局の棋譜が有料で配信<sup>1</sup>されている。棋譜は柿木形式（KIF形式）と呼ばれる形式で記述されているが、局面ごとにコメントを付与することができ、名人戦と順位戦の棋譜には観戦記者によるコメントが多く棋譜につけられている。対象の将棋の解説を行っているプロ棋士による解説文やその他の観戦しているプロ棋士のコメントが多くつけられているほか、観戦記者自身も元将棋プレイヤーであったなど将棋に精通していることが多いため、将棋の解説を行っているコメントは一定以上の質が期待できる。また主催者による配信でありサービス開始以降の全対局を対象としているため、教師データとして扱いやすい。なお他棋戦においてもタイトル戦など注目大局の解説付き棋譜を配信しているものはあるが、名人戦と順位戦を網羅しており対象対局数が多いため本研究ではデータセットを順位戦と名人戦の棋譜に限定した。

本研究で用いた棋譜の収集スクリプトを <https://github.com/hkmk/shogi-comment-tools> に公開する。本ツールは棋譜の収集スクリプトと棋譜中のコメントの整形ツールから成る。棋譜のコメント中には環境依存文字などが複数出現するため、環境によっては表示できないなどの問題が生じる。そのため本ツールで棋譜中の全ての文字を JIS X 0208 に含まれるものに置換する。JIS X 0208 に含まれない文字は人手で置換表を作成し、これに基づいて置換する。

### 3.1 柿木形式

柿木形式の例を図 3.1 に示す。ヘッダ部分に初期局面の状態や対局者の情報、対戦日時や棋戦名などの情報などが記載されている。「手数----指手-----消費時間--」の行から指し手が記載されている。指し手は「手数 指し手符号（動いた駒の元あった位置）（消費時間/総消費時間）」というフォーマットで表現される。但し打つ手の場合、動いた駒の元あった位置は盤面上ではなく駒台であるため、動いた駒の元あった位置は省略され指し手符号に「打」という文字が追加される。

\*（アスタリスク）で始まる行はコメント行であり、指し手ではない。柿木形式の棋譜を表示するビューワーにはこのコメント行を表示する機能があり、直前に記載された指し手を指した直後の局面と同時に表示される。解説付き棋譜の配信は、このコメント機能を利用することで棋譜中の対応する局面に解説を付与し表示する形式をとっていることが多い。

（米印）で始まるコメント行は感想戦の内容を棋譜中の正しい局面に付与したものである。感想戦とは対局の終了後に対局者同士が一局を振り返って意見を交わすことを指す。ここでは対局者が

<sup>1</sup><http://www.meijinsen.jp/> 2017年11月30日アクセス

# --- Kifu for Windows V6.12 棋譜ファイル ---

(ヘッダ：棋譜情報)

手数----指手-----消費時間--

\*初期局面に付与されるコメント

\* (アスタリスク) で始まる行がコメント行

1 7六歩 (77) (0:00/00:00:00)

\*初手(ここでは 7六歩)を指した後の局面に付与されるコメント

2 8四歩 (83) (0:00/00:00:00)

\*2手目(ここでは 8四歩)を指した後の局面に付与されるコメント

\*以下同様に終了局面まで続く

3 投了 (0:00/00:00:00)

まで 3 手で後手の勝ち



図 3.1: 柿木形式 (KIF 形式)

表 3.1: クラスとコメント量の関係<sup>2</sup>

年	名人戦	A 級	B1 級	B2 級	C1 級	C2 級
70 期	1,979/7	8,259/45	6,816/78	8,235/120	11,363/164	13,323/217
69 期	1,185/4	8,124/45	6,392/78	6,484/120	8,407/157	10,218/213
68 期	1,971/7	8,213/45	6,927/78	6,801/120	7,622/155	8,615/217
67 期	1,234/6	7,126/45	4,898/78	5,534/117	7,156/155	8,013/215
66 期	1,382/7	5,359/45	4,513/78	4,422/109	5,606/144	7,548/225
65 期	728/6	4,388/46	2,875/78	3,373/115	4,461/140	5,848/227
64 期	0/7	720/45	372/78	425/115	693/148	1,007/228

こういった考えで指し手を選択したか、相手のどういう手を想定したか、あるいは考えたが善悪不明で指せなかった指し手がどうだったか、といった情報が多く含まれている。しかし通常の解説文が対局と同時進行で付与されているものであるのに対し、以降のゲームの展開が全て確定した状態で付与されている、本来解説者は知りえない情報である、といった点で解説文とは異なるものである。

## 3.2 データセットの性質

名人戦は名人位と挑戦者による七番勝負で、次の名人を決定する非常に注目を集める対局である。順位戦は A 級・B1 級・B2 級・C1 級・C2 級と 5 段階のクラスに分かれており、この中で A 級が最上位クラスであり、A 級順位戦の優勝者が名人戦挑戦者となる。上位クラスの対局の方が注目度は高く、それに比例して棋譜中のコメントが多い。それに比べると下位クラスは注目度が低く 1 棋譜中

<sup>2</sup>棋譜中のコメント行数。1 行に複数文が含まれているものや空の行もあるため、文の数と厳密には一致しない。



表 3.2: クラスとノイズとなるコメント量の関係

フレーズ	名人戦	A 級	B1 級	B2 級	C1 級	C2 級
( 総コメント数 )	8,479	42,189	32,793	35,274	45,308	54,572
ここまでの消費時間は	132	912	1,607	2,555	3,115	4,627
残り時間は	123	686	762	1,142	1,427	1,745
昼食の注文は	29	195	205	294	355	467
夕食の注文は	6	165	195	257	264	363

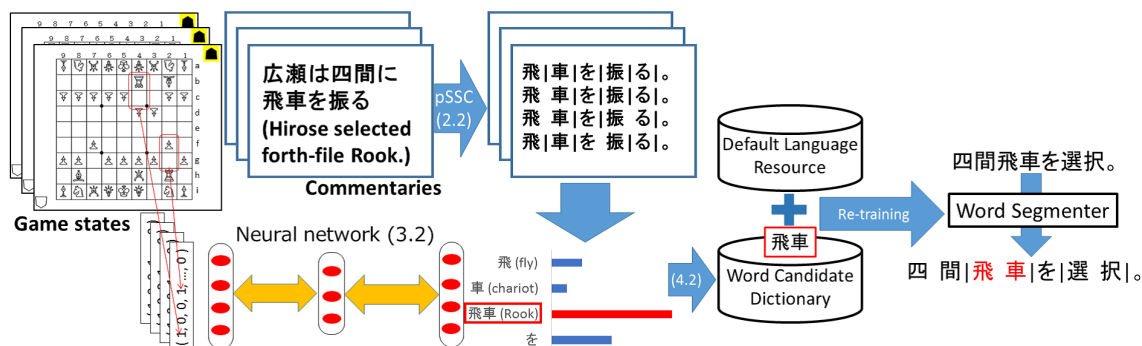


図 3.2: シンボルグラウンディングによる分野適応の概要図

のコメント量は上位クラスに比べて少ない。一方で下位クラスの方が在籍者数は多く、年間を通しての対局は下位クラスの方が多い。そのためコメント量の総数は下位クラスの方が多い。クラスとコメント量の関係を表 3.1 に示す。70 期のコメント量は、名人戦のものは 1 局あたり 282 文と、C2 級の 1 局あたり 61 局の 4 倍以上であるが、一方で総数はおよそ 7 分の 1 に留まる。

クラスはまたコメントの性質とも大きく相関がある。棋譜につけられているコメントは、将棋の解説文のほかにその局面までの互いの消費時間や棋士の食事の内容など、局面の解説と関係のないコメントも数多く含まれている。表 3.2 に、ゲームと関係のない単語を含むコメントの数を示す。下位のクラスではそのようなコメントに対してゲームを解説するコメントが少なく、上位のクラスや名人戦の棋譜に比べて相対的に有用なコメントの割合が低い傾向にある。しかし前述の通りコメント総数は下位クラスの方が多いため、下位クラス中から局面の解説コメントを数多く抽出可能であると考えられる。

### 3.3 形態素解析器の分野適応

評価実験に先立ち、形態素解析器「KyTea」の将棋分野への分野適応を行った。分野適応として 2 通りの手法による精度の比較を行った。



### 3.3.1 シンボルグラウンディング手法を用いた分野適応

1 つ目の手法として、本データセットが将棋の局面と紐づいていることを利用し、将棋の局面情報を利用して分野特有の辞書を生成する手法 [19] を適用した。概要図を図 3.2 に示す。以下でその手法を説明する。

#### 3.3.1.1 確率的分割コーパス

提案手法は確率的分割コーパス (Stochastically Segmented Corpus, SSC) [26] をベースとしている。

単語分割されていない生のコーパス  $C_r = x_1^{n_r}$  を考える。ここで  $x_i^j$  は  $C_r$  中の  $i$  番目から  $j$  番目までの部分文字列を意味する。SSC はこれらの各文字間に境界が含まれる確率  $P_i$  が付与されているものと定義される。 $P_i$  は文字  $x_i$  と文字  $x_{i+1}$  の間に境界があり分割される確率を示す。この確率は、人手で単語分割されたコーパスを学習データとして、周囲の文字を素性とするロジスティック回帰のモデルを学習することにより推定される。また  $P_0 = P_{n_r} = 1$  である。ここで単語  $w$  の SSC 中での出現頻度は

$$f_r(w) = \sum_{i \in O} P_i \left\{ \prod_{j=1}^{k-1} (1 - P_{i+j}) \right\} P_{i+k} \quad (3.1)$$

で計算できる。ここで  $O\{i \mid x_{i+1}^{i+k} = w\}$  は  $C_r$  中で単語  $w$  と一致する部分文字列の集合である。

以上を SSC 中の全ての可能な分割について考慮するのは、時間計算量・空間計算量ともに膨大であり現実的ではない。そこでこの計算量削減のために、疑似確率的分割コーパス (pseudo-Stochastically Segmented Corpus, pSSC) を考える。pSSC は

- 以下を  $i = 1$  から  $n_r - 1$  まで行う。
  1.  $x_i$  を出力する。
  2. ランダムな値  $0 \leq p < 1$  を生成する。
  3. もし  $p < P_i$  ならば単語分割のシンボルを出力する。

という一連の操作を行うことによって生成される。これにより各文字間が確率的に分割されたコーパスが 1 つサンプリングされたことになる。以上の操作を  $m$  回繰り返すことによって SSC を  $m$  個の pSSC によって近似する。仮に  $\rightarrow \infty$  とするとその近似誤差は 0 に漸近する。

#### 3.3.1.2 将棋局面とのシンボルグラウンディング

以上の操作により得られた pSSC 中の各単語と将棋の局面とのシンボルグラウンディングを行う。それぞれの将棋解説文が付与されている局面を、将棋プログラムの激指 [38] が評価関数に用いている素性で表現する。これらの素性ベクトルを入力とし、pSSC 中の各単語が出現するか否かを出力とする多層パーセプトロンを学習する。これにより、似たような局面に同じ単語が複数回出てきた場合にその素性と単語が強く結びつくことで、将棋特有の専門用語が獲得できることが期待される。

表 3.3: コーパスの統計情報

	#sent.	#words	#char.
Training			
BCCWJ	56,753	1,324,951	1,911,660
Newspaper	8,164	240,097	361,843
Conversation	11,700	147,809	197,941
Develepment			
Shogi-dev.	170	2,501	3,340
Test			
BCCWJ-test	6,025	148,929	212,261
Shogi-test	3,299	24,966	32,481

表 3.4: BCCWJ における単語分割精度

	Recall	Prec.	F-meas.
Baseline	98.99	99.06	99.03
+ Sym.Gro.	99.03	99.01	99.02

### 3.3.1.3 シンボルグラウンディングの結果を用いた単語分割

以上のシンボルグラウンディングモデルを用いて分野適応のための将棋用語の辞書を作成する。まず学習データ中に現れた局面を入力して pSSC 中の各単語のスコアを計算する。pSSC 中の各単語のスコアを単語毎に合計し、その合計スコアで pSSC 中の単語を降順にソートする。その上位  $R$  パーセントを取り出し、その中の単語を辞書として KyTea の学習に用いる。開発データを用いての調査の結果、上位  $R = 0.011$  パーセント (127 単語) を用いることで精度が高くなることが判明した。

### 3.3.1.4 評価

提案手法の評価を行った。実験で用いたコーパスの統計情報を表 3.3 に示す。なお BCCWJ [25] とは新聞記事や日常会話など一般的なドメインのコーパスに人手で単語分割のアノテーションが付与された日本語コーパスであり、単語分割の研究をはじめとした多くの研究で用いられているものである。また実験結果を表 3.4, 表 3.5 に示す。結果から、将棋コーパスにおいてベースラインのものよりシンボルグラウンディング手法による分野適応を行った単語分割モデルの方が高精度で単語分割が行えていることが分かる。また BCCWJ での実験から、一般ドメインでの単語分割精度に有意な差がなく、一般ドメインにおける単語分割精度を落とすことなく分野適応に成功していることが分かる。以上から、シンボルグラウンディング手法によって得られた情報は単語分割を行う上で有益であることが示された。

表 3.5: 将棋コーパスにおける単語分割精度

	Recall	Prec.	F-meas.
Baseline	90.12	91.43	90.77
+ Sym.Gro.	90.60	91.66	91.13

表 3.6: 分野適応結果

学習データ	Precision	Recall	F 値
デフォルト	91.00	92.20	91.60
デフォルト+フルアノテーション	96.71	96.40	96.56

### 3.3.2 人手アノテーションによる分野適応

2つ目の手法として、将棋に関連する文を人手で単語分割し、これを用いて追加の学習を行うことで分野適応を行った。将棋に関連する469文を人手で単語分割し、このうち299文を学習用データ、170文を評価用データとした。評価結果を表3.6に示す。[27]で報告されている単語分割精度のF値が約97%であるのに対して、デフォルトのモデルでは将棋に関係する文の単語分割精度が低い。これに人手でアノテーションした文を加えることでその精度が大幅に向上したことが分かる。

以上の実験結果から、人手で単語分割のアノテーションを行って追加の学習を行うことによる分野適応の精度の方が高いことが分かる。そのため以降では後者のモデルを用いて単語分割を行った上で実験を行う。ただしシンボルグラウンディング手法を用いた分野適応手法は対象ドメインへの人手でのアノテーションを行っておらず人的なコストがかかっていないため、今後の手法の発展によっては非常に有望なアプローチとなることも期待できる。

## 第4章 対象を限定した解説文生成モデル

本章では生成の対象を戦型に言及する解説文に限定しての解説文生成モデルの獲得手法を提案し評価する。

### 4.1 提案手法

#### 4.1.1 文中に現れる単語の情報を用いた解説文抽出手法

各解説文が学習に有用であるかどうかの分類を行う。分類に用いる特徴は、それぞれの文に各単語が何度出てきたかをベクトルとして表現する Bag of Words を用いる。これにより、例えば「先手は矢倉に構えた」「後手は四間飛車を選択」などの文に含まれる「矢倉」や「四間飛車」などの戦法名や、「構えた」など戦型に関連する解説文に頻出の単語が出てきたらそれは戦型に関連する解説文であるだろうと予測できる。同時に「先手の消費時間は 分」や「後手には詰みが生じている」などの戦型に言及していない解説文中の特徴的な単語から、それぞれの解説文が戦型に言及する解説文ではないだろうと予測することもできる。学習器としては平均化パーセプトロンを用いる。各解説文には人手によるアノテーションが必要となるが、アノテーション数を少なくするために能動学習 [33] を行う。能動学習とは図 4.1 のような教師あり学習の 1 つで、分離平面に近いラベル無しデータへのラベル付けと学習を交互に繰り返すことで高コストのラベル付け回数を少なくし効率のよいアノテーションを行う学習手法である。

前処理としてまずランダムに数文に、学習に有用であるか否かのラベルを付与する。その後平均化パーセプトロンにより 2 クラス分類器を学習する。学習された分類器による 2 クラス間のスコア差が最も小さい文を分類器による分類の難しい文であるとして選び出しラベル付けを行う。ラベル付けを行ったら再度 2 クラス分類器の学習とラベル付けを行う。以上の操作を繰り返すことで、データの一部に効率よくラベル付けを行いつつ分類器を学習する。

#### 4.1.2 解説文生成手法

本研究では図 4.2 のような 2 段階での解説文生成手法を提案する。まず与えられた局面に対し、その局面の解説文に現れうる特徴的な単語を予測する。次に予測した特徴的な単語と言語モデルを組み合わせ、その局面に対する解説文を生成する。

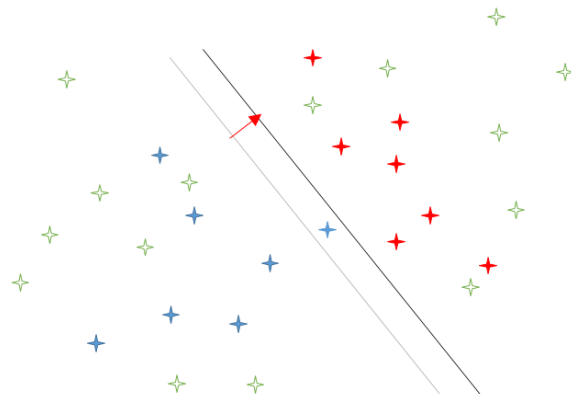


図 4.1: 能動学習のイメージ図 (赤, 青の点はそれぞれラベル付きデータ. 白はラベル無しデータ.)

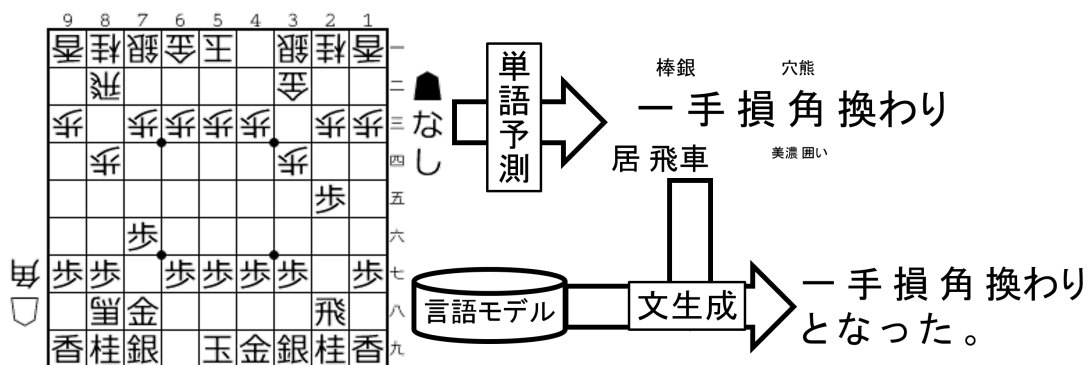


図 4.2: 解説文生成モデルのフレームワーク

#### 4.1.2.1 局面に特徴的な単語の予測

ある局面が与えられたときにその局面を解説する際に現れそうな単語を予測する。局面を解説する際に現れそうな特徴的な単語は、それぞれその局面において言及すべき内容を示すだろうと考えられる。具体的には、例えば「矢倉囲い」について言及すべき局面に対して、「矢倉」や「囲い」といった単語が予測されることが期待できる。

入力として、局面を表現する特徴ベクトルを用いる。出力として、教師値は対象となる各単語が解説文中に現れるまたは現れないことを示すベクトルを用いる。予測する際は各単語について 0 から 1 までの範囲の値を持つベクトルを返す。

学習器には 3 層パーセプトロンを用いる。与えられた局面の特徴ベクトルを入力すると、その局面の解説文への各単語の現れやすさを表現する語彙数次元の予測ベクトルを出力するよう学習する。

予測に用いる特徴として、将棋プログラム「激指」が評価関数で用いている特徴を用いる。「激指」は特徴として、自分の駒の価値や駒の利きなどのほかに 2 駒間の関係を用いている。たとえば白玉

と自分の金の位置関係や自分の金銀の位置関係などは自玉の守りがどの程度効率的かを評価する指標になり、敵玉と自分の駒の位置関係は敵玉にどれだけ迫っているかの指標になる。これらは局面理解の上で重要な特徴であり、局面を表現する単語の予測に有効であると期待できる。

#### 4.1.2.2 解説文生成

前項で得られた単語の予測結果と言語モデルを組み合わせて解説文を生成する。

ある局面  $p$  が与えられたとき、その局面に対する生成確率  $P(S | p)$  が最大になるような解説文  $S = w_1, w_2, \dots, w_n$  を求める。解説文の生成確率  $P(S)$  は単語の生成確率  $P(w_i | p, w_1, \dots, w_{i-1})$  を用いて

$$\begin{aligned} P(S | p) &= P(w_1, w_2, \dots, w_n, \text{len}(S) | p) \\ &= P(\text{len}(S) | p) P(w_1 | p, \text{len}(S)) P(w_2 | p, \text{len}(S), w_1) \\ &\quad \dots P(w_n | p, \text{len}(S), w_1, w_2, \dots, w_{n-1}) \\ &= P(\text{len}(S) | p) \prod_i^n P(w_i | p, \text{len}(S), w_1, \dots, w_{i-1}) \end{aligned} \quad (4.1)$$

と定義する。なお  $S$  の前後にはそれぞれ先頭と終端を表す記号を付与する。具体的には  $w_0$  を推定する際の  $w_{-1}$  と  $w_{-2}$ 、 $w_1$  を推定する際の  $w_{-1}$  はそれぞれ先頭記号であり、 $w_n$  は終端記号である。ここで  $\text{len}(S)$  は  $S$  の長さである。本研究では、 $\text{len}(S)$  は  $p$  と独立かつ  $P(w_i)$  は  $\text{len}(S)$  と独立であると仮定し、

$$\begin{aligned} P(S | p) &= P(\text{len}(S)) \prod_i^n P(w_i | p, w_1, \dots, w_{i-1}) \end{aligned} \quad (4.2)$$

と定義する。

この単語の生成確率の推定には対数線形モデルを用いる。単語の生成確率  $P(w_i | p, w_1, \dots, w_{i-1})$  を

$$P(w_i | p, w_1, \dots, w_{i-1}) = \frac{\exp(W_{w_i}^T \phi(p, w_1, \dots, w_{i-1}))}{\sum_{j \in V_{ocab}} \exp(W_j^T \phi(p, w_1, \dots, w_{i-1}))} \quad (4.3)$$

$V_{ocab}$  : 語彙のインデックス

$W_w$  : 単語  $w$  に対応する重み行列  $\phi$  : 特徴ベクトル

と定義する。

この推定に用いる特徴としては、前節で得られた予測ベクトルと直前 2 単語の情報を用いる。予測ベクトルは語彙中の単語数次元のベクトルで表現される。言語情報として直前 2 単語を特徴として用いる。例えば「一手 / 損」の次には「角」という単語がしやすい<sup>1</sup>という知識をもとにする。

<sup>1</sup>「一手損角換わり」と呼ばれる将棋の戦法名の一部

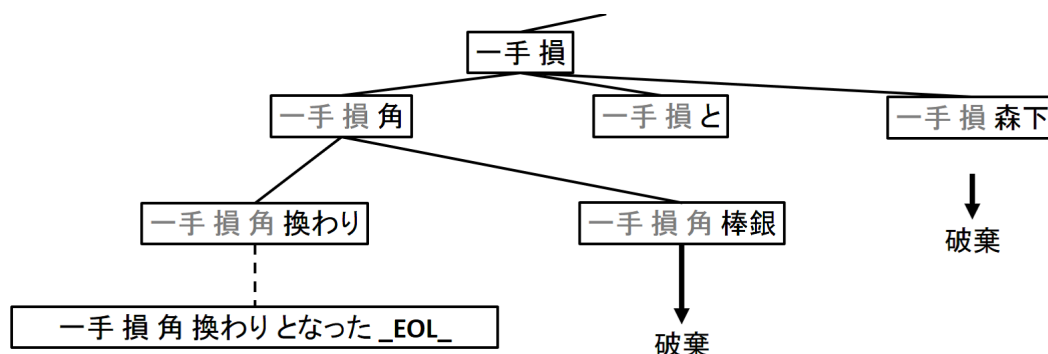


図 4.3: 解説文の探索例

文の生成には、得られた言語モデルを用いて定義される生成確率が最大となる文の探索を行う。図 4.3 のような木を考え、最良優先探索を行う。空の状態をルートノードとし、語彙中の 1 単語が続いたものを子ノードとして展開する。文の終端記号が現れるまで展開を行い、それを 1 文とする。全探索を行おうとするとその時間計算量・空間計算量はともに膨大になるため、本研究では最良優先探索を行い計算量の削減を図る。途中までの生成確率でソートされた優先度付きキューを用意する。この中から途中までの生成確率が最も高いノードを取り出す。このノードを展開し、次の 1 単語を追加した生成確率を求める。このとき子ノードの生成確率は親ノードの生成確率に次の 1 語の生成確率をかけたものとなるため、子ノードの生成確率は親ノードの生成確率より小さくなる。これら展開された子ノードを優先度付きキューに追加する。本研究では単語数が 20 を超えたものについても生成確率 0 の文であるとして展開を打ち切る。以上の操作を、生成確率の最も高いノードが終端記号に到達するまで繰り返す。取り出されたノードが終端記号に到達している場合、このノードより生成確率の低い他の候補はこれ以上展開しても最良ノードより生成確率が低いいため、これが生成確率の最も高い文であるとして出力する。

## 4.2 評価実験

### 4.2.1 局面に言及している解説文の抽出

能動学習により、約 30 万文中 1,000 文のアノテーションを行い、戦型に言及する文の抽出を行った。分類器が「戦型に言及する文」とした解説文 200 文を取り出し実際に戦型に言及しているか確認したところ、162 文は実際に戦型に言及していた。一方で解説文をランダムに 500 文抽出して同様のクラス分けを行うと戦型に言及している文は 20 文しか存在しなかったことから、分類器が戦型に言及する文とされた文はある程度信頼できることが分かる。

これにより得た分類器は、10,703 文が戦型に言及する文であるとした。以降ではこの 10,703 文を戦型に言及する文として学習に用いることとする。

表 4.1: 特徴的な単語予測の結果

単語	Precision	Recall	F 値
矢倉	0.54	0.31	0.39
美濃	0.40	0.36	0.38
穴熊	0.70	0.54	0.61
換わり <sup>3</sup>	0.51	0.51	0.51
横歩	0.23	0.18	0.20
棒銀	0.38	0.37	0.38
キゲン <sup>4</sup>	0.57	0.39	0.47



解説 : ( 1 二香に対して ) 3 二銀として美濃囲いを完成させる指し方もあった。

図 4.4: 現局面でない局面へ言及しているコメント

#### 4.2.2 特徴的な単語の予測

戦型に言及している局面を対象に、与えられた局面に対し、解説文中に現れうる単語を予測した。入力は学習用局面中に現れた局面の特徴 4,547 次元、出力は学習データ中に解説文に現れた語彙数 3,110 次元となった。分類器は 3 層パーセプトロンを用いた。実装には Fast Artificial Neural Network Library (FANN)<sup>2</sup>を用いた。隠れ層は 500 次元とし、それぞれの層でシグモイド関数を用いることで隠れ層は  $[-1, 1]$ 、出力層は  $[0, 1]$  の連続量とした。その際の出力を 0.5 以上であるか否かで 2 値分類し、それぞれの単語が解説文中に現れるか否かの 2 値分類問題と見なして評価を行った。戦型に関連するであろういくつかの単語についての結果を表 4.1 に示す。

囲いの名前などをそれなりに予測できているが、期待されるほどよい精度で獲得することはでき

<sup>2</sup><http://leenissen.dk/fann/wp/> 2017 年 11 月 30 日アクセス

<sup>3</sup>一手損角換わり

<sup>4</sup>ゴキゲン中飛車



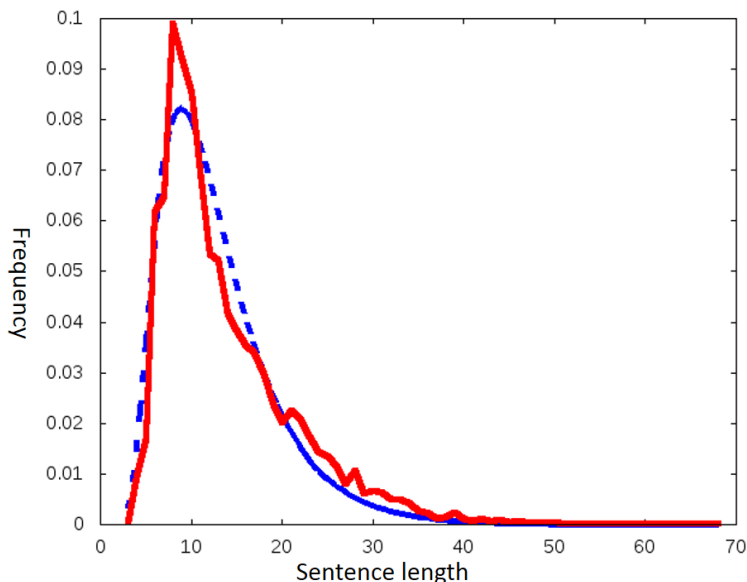


図 4.5: 戦型に言及する解説文の単語数の頻度分布

なかった．その理由として，局面と解説にずれがみられる局面が存在することが考えられる．たとえば図 4.4 のような局面において，「 3 二銀として美濃囲いを完成させる指し方もあった。」というコメントがみられた．図の局面は 1 二香として穴熊へと向かった局面であるが，この局面の直前の局面から別の指し手である 3 二銀を選択した局面についての言及である．本研究では現局面の特徴のみを用いていることから，このような局面について正しく単語を予測することは難しい．

### 4.2.3 解説文生成

実際に獲得した生成モデルを用いて，局面に解説文を付与した．学習データ中の単語数分布を調査したところ戦型に言及する解説文の単語数の頻度分布は図 4.5 となった．これは逆ガウス分布

$$P(\text{length}(S) = n) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi n^3}} \exp\left(\frac{-\lambda(n - \mu)^2}{2\mu^2 n}\right) \quad (4.4)$$

で近似できる（図の青い点線）．以降では戦型に言及する解説文の生成モデルでは  $\lambda = 52$  ,  $\mu = 12.85$  を用い，これを  $P(\text{len}(S))$  として用いた．

人間による戦型に言及する解説文が付与された 200 局面について，生成された解説文の意味上の精度と文法上の精度をそれぞれ 3 段階で評価した結果を表 4.2 に示す．

本手法によって，人間が実際に戦型に関連する解説を行っていた局面のうち約 5 割に対して意味上・文法上ともに正しいと思われる文の獲得に成功した．文法上の誤りを含む局面は全体の約 5% と

表 4.2: 生成文の文法上・意味上の主観評価結果

		意味			小計
		A	B	C	
文 法	a	99	46	44	189
	b	0	0	6	6
	c	0	0	5	5
小計		99	46	55	200

意味

A: 局面を正しく表している

B: 一部正しいあるいは誤りで  
あるとは言えない

C: 局面と明らかに異なる

文法

a: 正しい文になっている

b: 文として一部誤りを含む

c: 文として成り立っていない

低い。一方で意味上の精度は約 5 割にとどまっており、局面に対して発話すべき内容の予測は精度の向上が求められる。

局面の例と実際に生成された解説例を以下に示す。

図 4.6 は後手が 7 八銀として左美濃に構えた局面である。「左美濃」とは玉を右に囲う「美濃囲い」に対して同様の囲いを左に作る戦法である。形が対称であるため左美濃の囲いを「美濃囲い」と呼ぶこともあり、この例でも人間による解説文は「美濃囲い」としている。単語の予測結果を見ると「左」や「美濃」が高くなっていることからこの局面に対して「左美濃」と発話すべきであるということが捉えられており、また実際に生成された文は正しく左美濃に言及している。この例は生成に特に成功した例であると言える。

図 4.7 は先手が 6 八銀を上った局面である。この銀を上げることで、「左美濃囲い」と呼ばれる囲いに組む可能性がほとんど無くなった。人間によるコメントはその点に言及しているが、生成されたコメントは「矢倉囲い」と呼ばれる別の囲いへの言及である。この後 6 手後に先手は 7 七銀と上がり、この局面で人は「矢倉に組んでいく方針」と矢倉囲いへと言及しており、現局面から先手が矢倉囲いを目指していることは確かである。しかし現局面で本来言及すべき内容は「左美濃囲いにはならない」という点であり、生成された解説文は全くの誤りとは言えないまでも発話すべき内容を正しく表現できていない。その原因として、提案したモデルでは否定の表現が難しいことが挙げられる。現在のモデルでは局面に対して各単語の現れやすさを求めることで発話内容の推定としているが、この例について正しく発話するためには「左美濃囲い」と否定の組み合わせを局面から獲得する必要がある。このように単に単語が現れるか否かの推定ではなく、他の単語などとの組み合わせが現れるか否かを評価するモデルが必要である。

図 4.8 は後手が 9 四歩と突いた局面である。後手陣は飛車が左から 4 番目の筋にいる「四間飛車」と呼ばれる戦法を取っており、人による解説文は中でも「藤井システム」と呼ばれる戦法について言及している。生成された解説文では四間飛車に言及しており、現局面は確かに四間飛車で



単語	値	単語	値
美濃	0.809	左	0.747
に	0.560	は	0.538

生成文：左美濃に構えた。

解説例：後手の穴熊に対して先手は美濃囲いに囲った。

図 4.6: 左美濃の局面



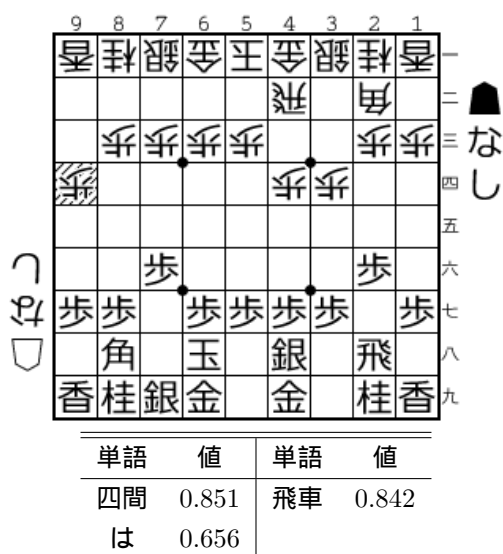
単語	値	単語	値
揃	0.613	条件	0.600
矢倉	0.531	に	0.530

生成文：矢倉になりそう。

解説例：これで（先手）は左美濃に組むことはなくなった。

図 4.7: 左美濃にはなくなった局面

あるが、人間による解説文と同等のものを生成するためにはより細かい分類にまで言及する必要がある。今のモデルでは発話内容の過不足についての評価を行っておらず、発話内容が不十分であるという局面がいくつか見られた。文の生成確率のみによる評価ではなく、内容を評価することで発話すべき内容を過不足なく含む文を選択する必要があると考えられる。またこの例は人が解説する際に局面外の情報を利用している可能性を示している。この解説例は後手の指し手に対して「藤井システム」の可能性を示唆しているが、本局の後手の棋士はまさに「藤井システム」を考案し用いている棋士である。このように「プレイヤーが誰だから」といった情報は一部の局面においては解説文生成に有効である可能性があるが、将棋のゲーム性から離れた情報を用いており、生成モデルが対象とすべき解説文であるかは今後検討する必要がある。



生成文 : (棋士名) は得意の四間飛車。

解説例 : 6二玉なら穴熊の可能性があったが、これは「藤井システム」に違いない。

図 4.8: 藤井システムの局面

## 第5章 指し手表現を考慮した解説文生成モデル

前章で提案した生成モデルは，解説文中の各局面に付与されている解説文がそれぞれ局面と正しく対応していることを仮定している．しかし実際の解説文では，特に中盤以降の指し手の解説文においては解説文とそれが付与されている局面が正しく対応づけられているとは限らない．例えば図 5.1 の局面に図上部の解説文が付与されている．この解説文中の「押さえる」はこの解説文が付与されている局面，あるいは直前の指し手である 1 四歩ではなく，図 5.2 に示す局面の最終手である 2 六金に関する言及である．そのため解説文と解説文が付与されている局面そのものをペアとして前章で提案した生成モデルを学習しても，その教師データは正しいものではない．本章ではこのように解説文中に指し手表現が含まれている解説文について，その解説文が本来言及している局面と解説文との正しい対応付け手法と，その対応関係の生成モデルの学習への適応手法を提案し評価する．

### 5.1 提案手法

#### 5.1.1 指し手表現の対応付け手法

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<sup>1</sup>．

##### 5.1.1.1 解説木と候補木

手法の説明に先立ち，解説木と候補木概念を導入する．解説木と候補木の例を図 5.3 に示す．図 5.3 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

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

解説文： 1四玉なら 3五飛成が好手という。以下 同馬 同角 3六飛 4三角で 3五飛は 2六金と押さえる。



図 5.1: 解説文が付与されていた局面



図 5.2: 解説文が言及している局面 ( 2六金まで)

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進んだ場合に 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したものが図 5.3 中の赤枠で囲まれた木である．本研究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．本研究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 5.3 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．

#### 5.1.1.2 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．本研究で提案するルールを以下に示す．

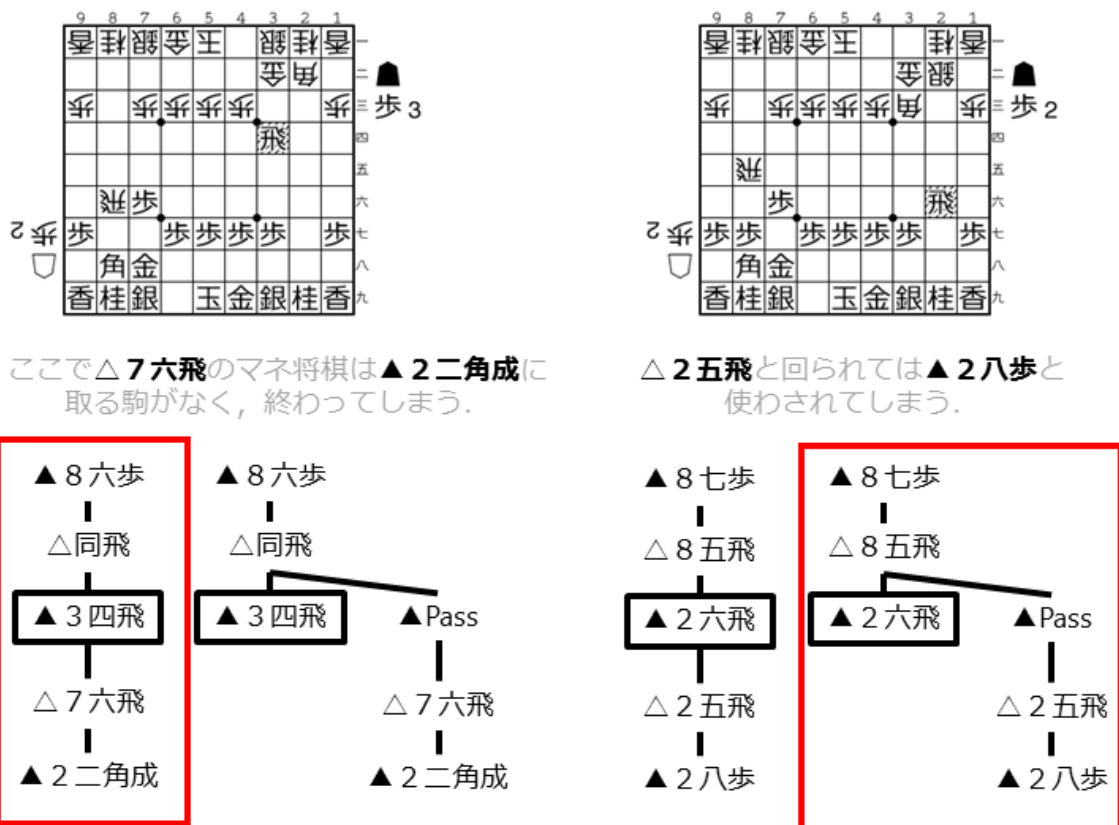


図 5.3: 解説文と解説木の例

1. 開始状態の木として最終  $n$  手を繋げた木を作る (本研究では  $n = 2$  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*: 2五飛 / と回られては / *MoveExpression*: 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.<sup>2</sup>
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に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にのみ展開を許す.
    - “8四歩 同歩 8三歩” といった表現は一連の手順であるとする.
  - 直前が “~” 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.

<sup>2</sup>本来の将棋のルールではパスは認められていない.

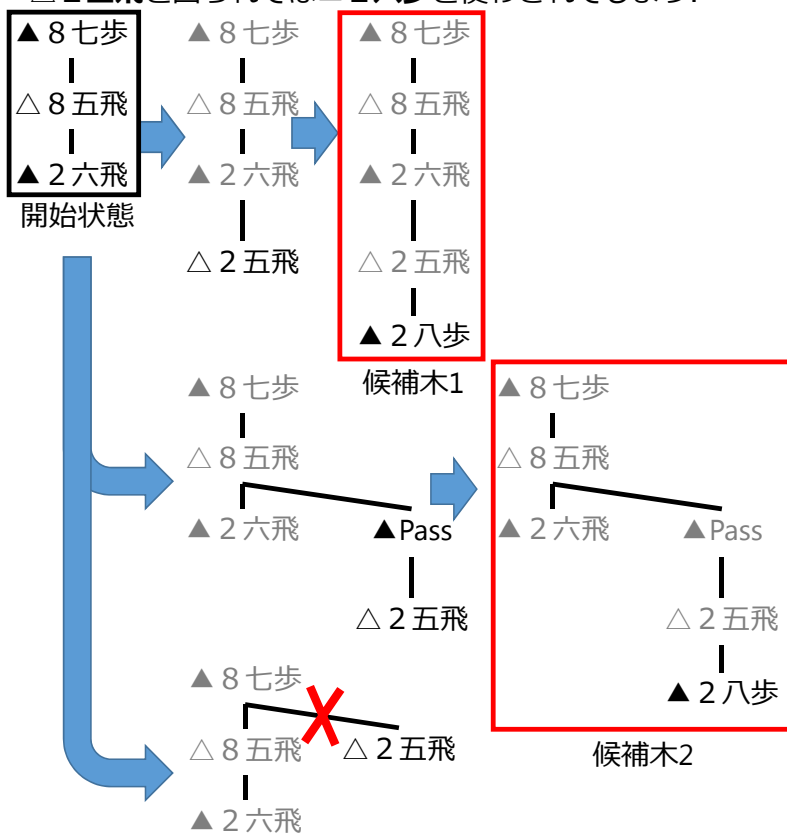
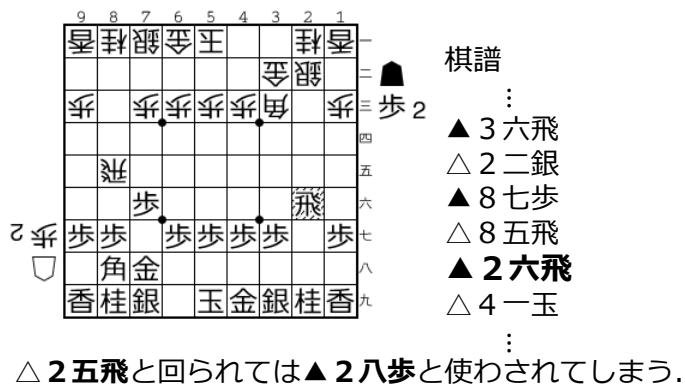


図 5.4: 候補木の生成

- “ 8九歩成 ~ 8八と ” は “ 8九歩成 パス 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) 6四同銀は ~、(2) 6四同歩は ~」といった解説文においては 6四



同銀と 6 四同步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 5.4 に示す．与えられた局面と棋譜から開始状態の木（ 8 七歩– 8 五飛– 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 8 七歩の局面で 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．

### 5.1.1.3 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) とすると (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．一方で将棋の合法手はその多くが悪手である．そのため解説木ではない候補木の中の，本来とは異なる局面に繋がれた指し手はその多くが悪手であることが期待できる．ゆえに対象とする候補木が解説木であるか否かの判断には，その候補木中の各指し手が悪手であるか否かが強力な判断指標として利用できるだろうと考えられる．

そこで本研究では候補木のスコア関数  $Score(Tree)$  を

$$Score(Tree) = \sum_{Sequence \in Tree} \left( \sum_{m \in Sequence} MSc(m) - \max_{m \in Sequence} (MSc(m)) \right) + Penalty(Pass) + Penalty(Branch) \quad (5.1)$$

$$MSc(m) = |(Ev(parent, d) - Ev(child, d - 1))| \quad (5.2)$$

と定義する． $Ev(position, d)$  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．

$MSc(m)$  は指し手  $m$  を指す前と指した後での評価値差で定義される，指し手  $m$  に対するスコアである．ゲーム木探索は，その原理から  $position$  の手番プレイヤーから見て

$$Ev(position, d) = \max_{child} Ev(child, d - 1) \quad (5.3)$$

となるため，指し手  $m$  がコンピュータプログラムが判断した最善手と一致すれば  $MSc(m)$  は 0 となる．また最善手と評価値が近ければ，その指し手は有力な指し手の候補になりうる手であり解説文中にも現れやすい指し手であると言える．一方で指し手の前後の局面で評価値が大きく変動した場合，その指し手は本来の最善手とはかけ離れた悪手である．つまり  $MSc(m)$  は指し手  $m$  がどの程度悪手であるかを定義するスコアであると言える．これに本来は合法手ではないパスと解説木を複雑



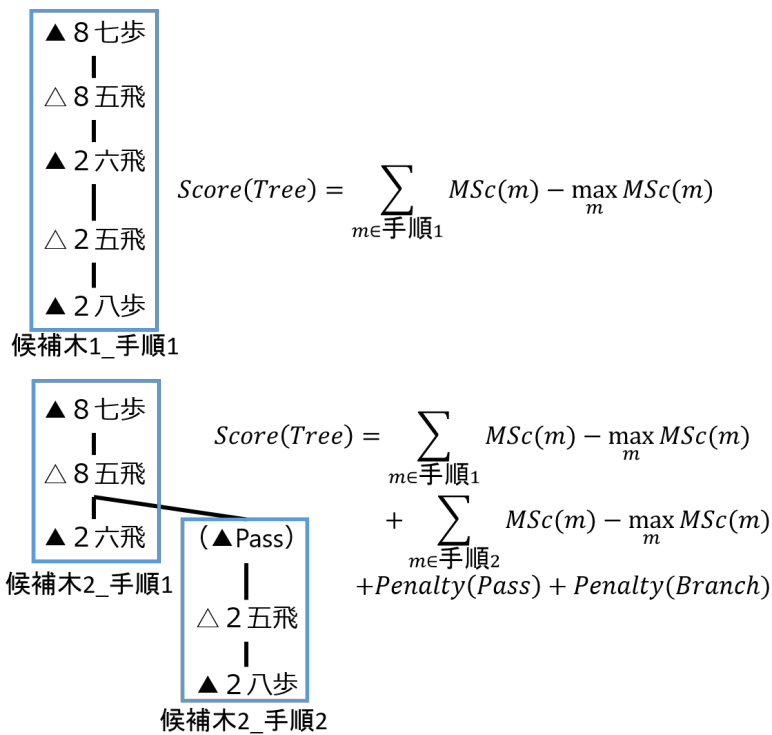


図 5.6: 解説木の選択

- 指し手表現の前に対応する解説文
  - 例) 美濃崩しの 7 四桂
- 指し手表現の後に対応する解説文
  - 例) 2 一飛成と桂を拾いながら飛車を遠ざけて
- 指し手表現の前後に対応する解説文
  - 例) 石田流を目指して 3 四飛と浮くのも

といったように指し手の前後に対応する解説文が存在する。そのため解説文中のそれぞれの部分が前後のどの解説文にかかるかを決定する必要があるが、本研究では簡単のため指し手表現の後ろにのみその指し手に対応する解説文が現れるものと仮定して対応付けを行う。例えば「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。」という解説文では、7 六飛に対応する局面、指し手と「のマネ将棋は」が、2 二角成に対応する局面、指し手と「に取る駒がなく終わってしまう。」が紐づけられる。ただしこの紐づけ手法によると、例えば「8 五歩と 3 四歩



(打ち, 指し手升: 3一, 指し手駒種: 銀, 対象駒主: 相手, 対象升: 2二, 対象駒種: 金)

図 5.7: 指し手に関する特徴の例

がある。」という文に対して, 8五歩に対応する解説文が「と」の1単語のみといった問題が生じる。前章の問題設定では

- 付与された1文の全体を学習に利用する
- 意味があると考えられる文を選別している

という2点のため学習に用いられる解説文は全て学習に有効であることが期待できたが, 上記の紐づけでは意味のない解説文を学習することになりかねない。そこで学習に用いる解説文は一定の長さ以上であるという制約を設ける。

### 5.1.2 解説文生成手法

解説文生成モデルは前章のものと同様である。但しゲームの状態を表現する特徴を追加した。

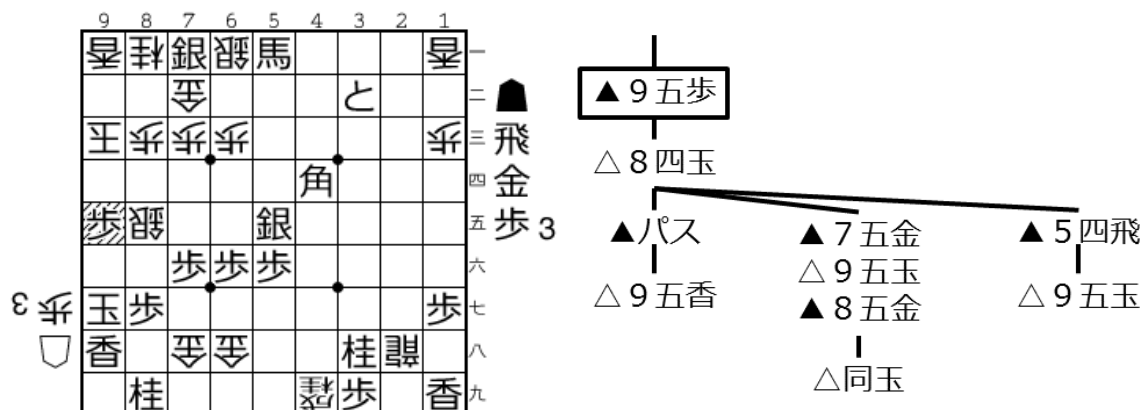
「激指」を含む主だったコンピュータ将棋プログラムの評価関数は状態評価関数である。状態評価関数とはゲームの状態を評価する関数である。対してゲーム中の行動(将棋でいうところの指し手)を評価する関数を行動価値関数と呼ぶ。これは(状態, 行動)ペアに対して評価を与える関数である。

将棋の解説文は局面に言及するもののみではなく指し手に言及するものも多く含まれる。そのため解説文生成のためにはその解説文に対応する指し手を表現する特徴を用いる必要がある。本研究では指し手とその他の駒の2駒関係を指し手の特徴として用いる。例えば図5.7のように, 相手の金の斜め後ろに持ち駒の銀を打った局面を考える。このとき(打ち, 3一銀, 相手の2二金)と表現する。これは相手の金が動けない場所へ, かつ相手の金を取れる位置に持ち駒の銀を打つことで相手の金を攻撃するという意図を表現することが期待できる。このように打った手の場合は打った駒, 打った升, 他の駒の関係を, 指した手の場合は指した駒, 指す前の升, 他の駒の関係を指した駒, 指した後の升, 他の駒の関係を特徴として用いる。

## 5.2 評価実験

### 5.2.1 指し手表現の対応付け

指し手表現の対応付け手法の成功例を図5.8に示す。解説文中に指し手表現が8個含まれており, 一見すると非常に複雑な解説文に見える。しかしこの局面はお互いの玉が露出しているため, 実の



解説文 : (略) 8四玉が次の一手のような絶妙手。先手玉には 9五香の詰めるがかかり、後手玉には 7五金 9五玉 8五金と追われても、同玉が逆王手となる。また 5四飛の王手も 9五玉と逃げて後手の勝ち。(略)

図 5.8: 指し手表現の対応付けの成功例

表 5.1: 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

ところあまり合法手は多くない。また最終盤の詰みに関する局面であることから、解説文は詰みに関する適切な手順を解説している。そのためコンピュータプログラムの評価値が高い指し手と解説文中に現れる指し手は一致し、正しい解説木の選択に成功している。このようにある程度複雑かつ巨大な解説木も提案手法により生成することが可能である。

以下で候補木の生成、解説木の選択についての詳細とエラー解析の結果について述べる。



付与された解説文： 3四銀に 3五銀 同銀 3五歩 3四歩 3六銀なら千日手模様。  
 正解と思われる文： 3四銀に 3五銀 同銀 3六歩 3四歩 3五歩 同歩 3六銀なら千日手模様。

図 5.9: 符号の記載誤りの例

### 5.2.1.1 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、本研究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、本研究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。

本研究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 5.1 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。例を図 5.9 に示す。実際に付与された解説文中の 3五歩は駒がある升へ駒を打つ手であり、指すことができない。しかし解説文に現れる長い手順中の指し手である、正しい同一手順中に 3五歩が現れる、密集した地点での指し手であるなどの理由で、人がそらんじて入力すると誤りやすい符号の 1 つであると考えられる。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例のような解説文誤りを防ぐことができるなど



解説文： 2六とからの飛車の取り合いは、 3二飛からの攻めが早く先手よし。

図 5.10: 飛車の取り合いを避けた局面（後手の3四の飛車を3五に動かした局面）

将棋解説文の校正補助が期待できる。ただし符号の記載誤りがあっても必ずしも候補木の列挙に失敗するわけではなく、符号の一部を誤っていてもそれが合法手であれば木を生成する。例えば打つ手の符号の手番や駒の種類に誤りがあっても、対象のプレイヤーが対象の駒を持っていればその指し手は合法手に含まれてしまう。このような例でも候補木が1つ以上生成できていれば解説木をいずれか1つ選択するため、解説木選択のエラーとなる。

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。例を図5.10に示す。「2六とからの飛車の取り合い」は2六と3四成銀を意味するが、この3四成銀と先手が飛車を取る手が省略されている。そのため手に入れているはずの飛車を打つ3二飛が合法手として現れず、生成に失敗する。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。手持ちに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。

#### 5.2.1.2 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」<sup>4</sup>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。

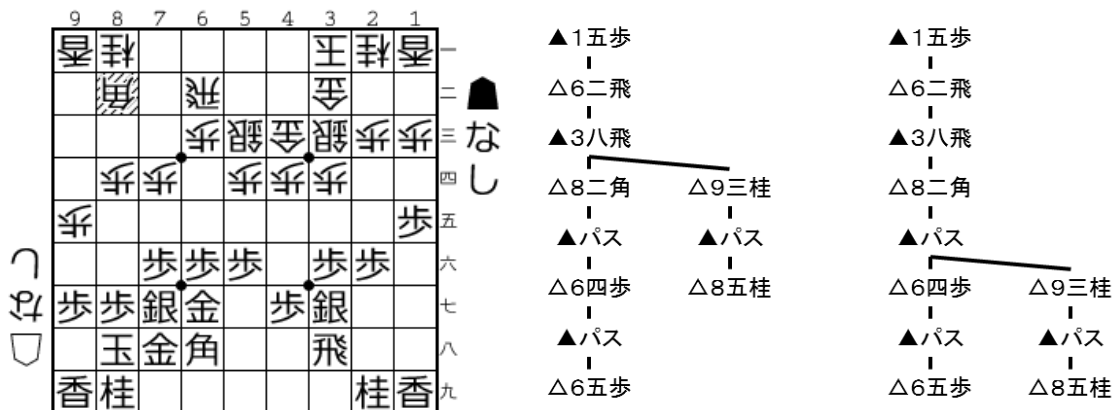
一方で選択を誤った原因として、プログラムの意見と人間の解説の不一致が挙げられる。例えば解説者が有力な候補手として挙げた手が、プログラムによる評価では探索深さによらず低い、という局面が見られた。また有力な手として解説されやすい指し手と実際に指されやすい指し手は異なる性質を持っているということも考えられる。探索評価値は実際に指された手を選びやすいように調整されているため、解説されやすい指し手と一致するわけではない。

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。本研究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、それぞれの指し手は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。

図 5.11 は解説木選択に失敗した例の 1 つである。局面は後手が 6 四の角を引いたところで、以降の後手の指し手候補として 6 四歩 ~ 6 五歩と 9 三桂 ~ 8 五桂の 2 通りを示している。自然言語文の構造が理解できれば、「 6 四歩 ~ 6 五歩や 9 三桂 ~ 8 五桂」とあることからこれら 2

<sup>4</sup><http://www.logos.ic.i.u-tokyo.ac.jp/~gekisashi/>





解説文 : (略) 6 四歩 ~ 6 五歩の歩交換や 9 三桂 ~ 8 五桂の活用を見せているのだろうか。

図 5.11: どこから展開しても評価が変わらない局面 (左の木が提案手法の出力, 右の木が正解の木)

通りの指し手順が並列に並んでいることが判断できるが, 提案手法は一部の記号などを除いて自然言語部分を利用しない手法であるためこのような情報は利用できず, またこれらが並列であることを理解するには自然言語の意味理解を要するため非常に困難である. そこで提案手法のようにコンピュータプログラムの探索評価値を元に解説木の選択を行うが, 9 三桂 ~ 8 五桂の手順は 8 二角と直接干渉する手順ではなく角を引く前後でその評価値が大きく変動するものではない. そのためこの手順を 8 二角以前に展開するか以後に展開するかでその評価値に有意な差はなく, たまたま 8 二角以前に展開する方がよいスコアを示したため選ばれたのだろうと考えられる.

### 5.3 解説文生成

実際に獲得した生成モデルを用いて, 局面に解説文を付与した. 戦型に言及する解説文と同様に学習データ中の単語数分布を調査したところ, 指し手を含む解説文の単語数の頻度分布は図 5.12 となった. これは逆ガウス分布

$$P(\text{length}(S) = n) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi n^3}} \exp\left(\frac{-\lambda(n - \mu)^2}{2\mu^2 n}\right) \tag{5.4}$$

で近似できる (図の青い点線). 以降では指し手を含む解説文の生成モデルでは  $\lambda = 23.69$ ,  $\mu = 10.133$  を用い, これを  $P(\text{len}(S))$  として用いた. ただし学習データは 15 単語以上のものに限定し,  $P(\text{len}(S) = n) = 0 (n < 15)$  とした.

一局を通して, 局面と実際に指された手を入力して文生成を行ったが, 意味上・文法上ともに正しいと言える解説文が獲得できた局面は全体の 1 割に満たず少ない. 特に指し手符号を含んで解説するほど分岐が少ないであろう序盤や, 詰みに関わるため解説に特別な情報が必要な終盤に有用な解説文はほぼ見られなかった. また前章の戦型に言及する解説文の生成例と異なり, 15 単語以上と

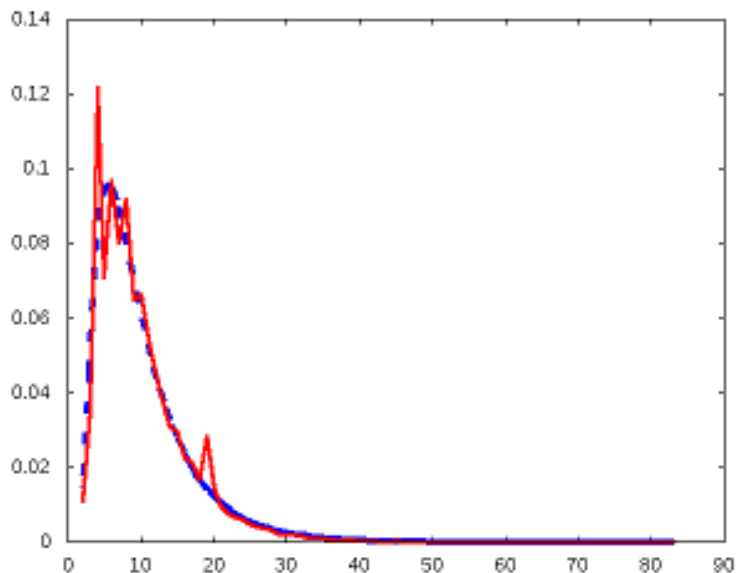


図 5.12: 指し手を含む解説文の単語数の頻度分布

いう長さの制約を加えていることから生成文が長くなり、文法上の誤りが起こりやすくなっている。以下で実際の生成例を挙げ検討していく。

多く見られた生成文の例として「(指し手)となっていくのだろう」「(指し手)でどうかと言われている」といった文がある。これらは解説文中によく見られるフレーズで、検討されている指し手を示す際に使われる。このような生成文は、人間が付与した解説文に近いという意味では誤りとは言えないが、期待している局面の解説ではない。将棋の内容に言及する解説文を用いた学習を行う必要があると考えられる。

図 5.13 は先手が 2 六歩とした局面である。後手が次に 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」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



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 5.13: 2六歩と突いた局面



指し手： 6六銀

単語	値	単語	値
い	0.999	銀	0.890
上が	0.158		

生成文: と銀を上げていこうということだろう

図 5.14: 銀を上げる局面

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高いと判断されてしまったことによると思われる。適切な文長を検討するとともに、文全体を広く評価する必要がある。

図 5.14 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、「銀を上がっていく」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、与えた入力が見せ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



指し手： 七八金

単語	値	単語	値
囲い	0.998	流	0.899
含み	0.819		

生成文：を保留して、早囲い。の含みを含みにした

図 5.15: 生成文にずれがある局面

△の状態の情報が必要であろうと考えられる。

図 5.15 の局面に実際に指された手である 七八金を与えて生成された解説文は、七八金を指さずにおいた場合の解説をしている。先手は矢倉囲いに向かっているが、七八金を上げて囲いを作ってから玉を中に入れるのが一般的な囲い方であるのに対して、玉を 8 八に動かしてから 七八金とする囲い方を「早囲い」と呼ぶ。そのためこの局面で「七八金を保留して早囲いを含みにする」という解説自体は正しいと言える。しかしこの局面においては実際に 七八金が指されており、「保留して」と実際に指さない場合を解説するのは誤りである。原因の 1 つとして、指し手表現の対応付けにあたってその指し手表現が実際に指されたものであるか否かという情報を持たず、実際に指された指し手も指されなかった他の局面への言及も同様に扱ったことが挙げられる。

## 5.4 解説中の指し手と実現確率の関係の考察

本研究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

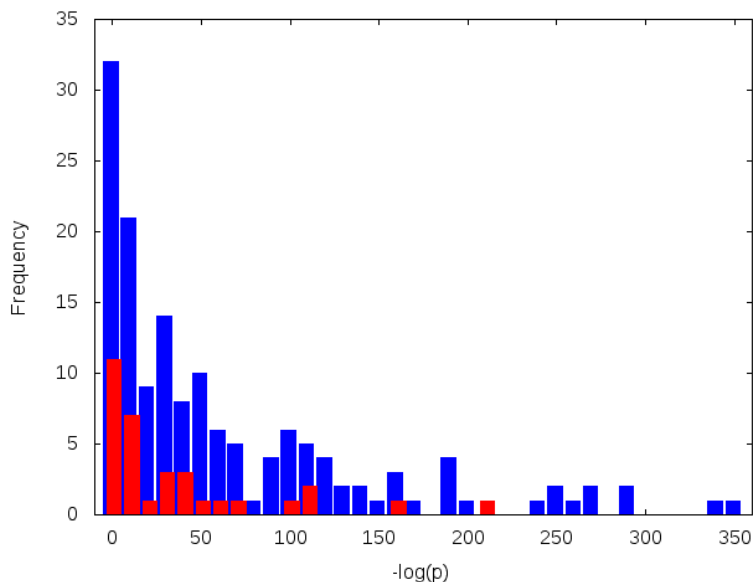


図 5.16: 解説中の指し手（青）と実際の指し手（赤）の実現確率

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<sup>5</sup>の対局のうち 1 日目に指された 61 手までについて調査した．図 5.16 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 (5)，2 六歩 (43)，5 六歩 (91) の 3 手である．これらの指し手，特に 7 六歩と 2 六歩は実際に対局において頻繁に指される手であり，これらの指し手の実現確率が高いことが分かる．

図から解説された指し手と実際に指された指し手の実現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

<sup>5</sup><http://live.shogi.or.jp/oui/kifu/55/oui201409240101.html>  
羽生王位対 木村八段．2014 年 9 月 24 日．

指標として有望である。

## 第6章 局面からの解説木の生成

本章では、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。

Tic-Tac-Toe の探索木を例に考える。図 6.1 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 ○ 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約 80 [47] 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 6.2 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。

以上から、解説文に含まれる指し手は探索から得られる最善手だけではなく、価値は必ずしも高くないが解説すべき指し手が存在し、解説文生成のためにはそれらの手を推定する必要があることが分かる。本章では人間が実際に解説した指し手や局面の特徴を人間の解説文から獲得した解説木を基に獲得し、局面からの解説木の生成を行う手法について説明する。

### 6.0.1 指し手の実現確率

本手法は実現確率という概念を基にしている。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 [38]。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

$$P(m | s) = \frac{1}{1 + \exp(-w^T \phi(m, s))} \quad (6.1)$$

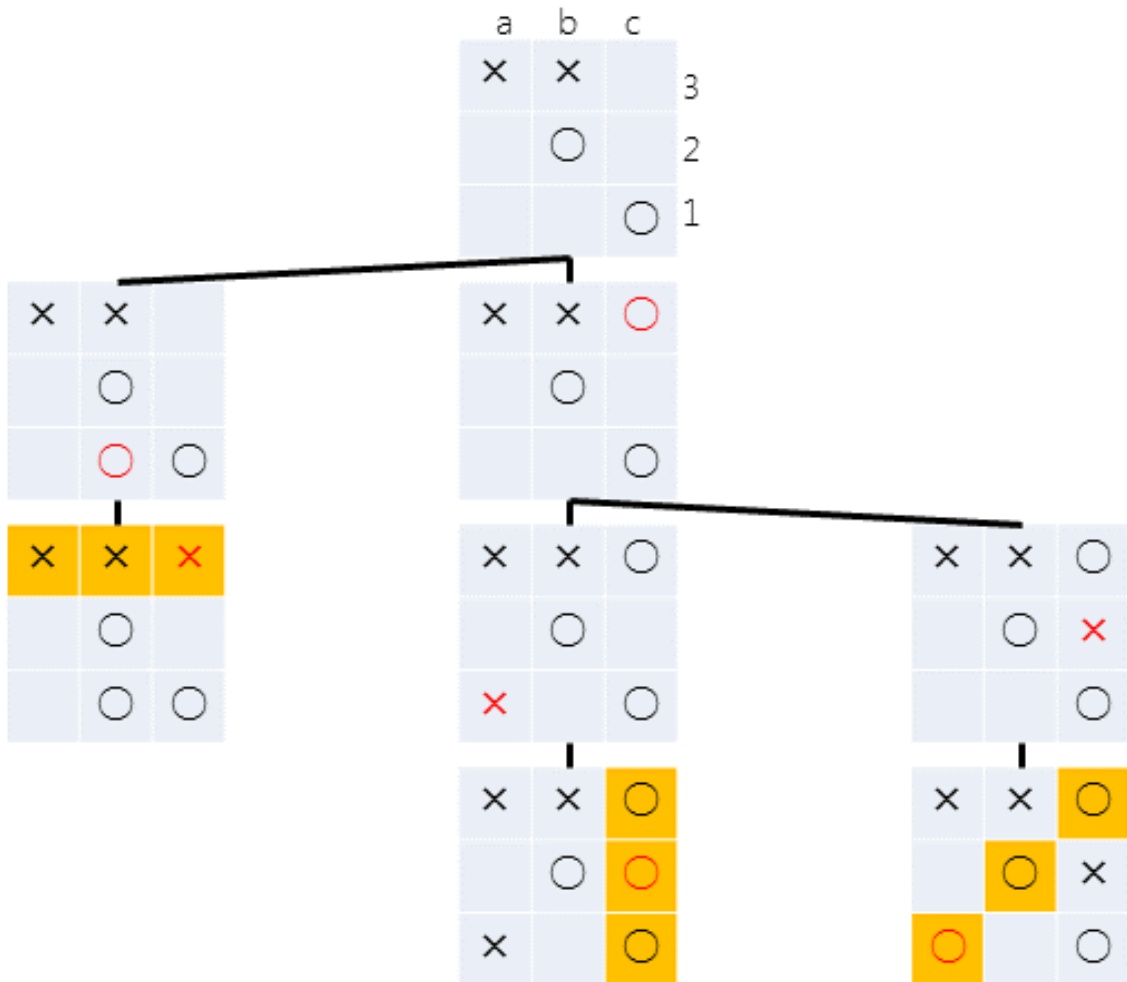


図 6.1: Tic-Tac-Toe の探索木

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．



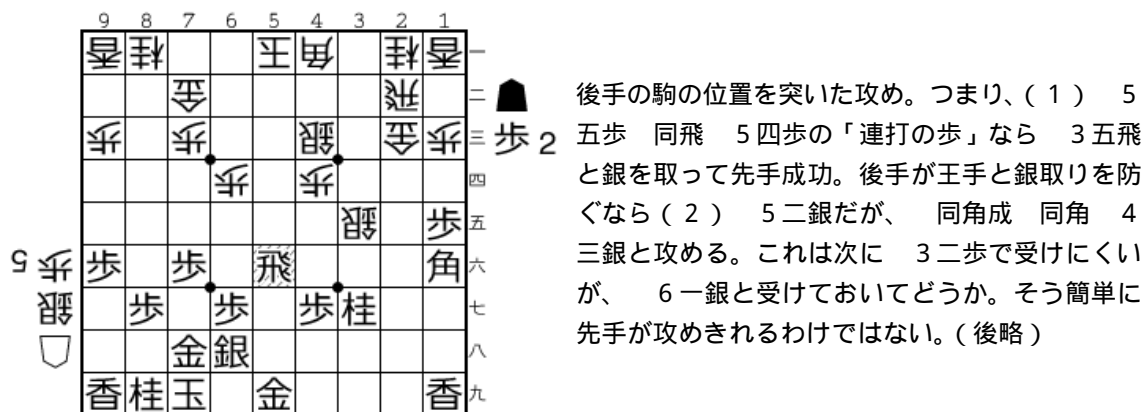


図 6.2: 第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 59 手目 . 最終手は 5 六飛

### 6.0.2 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 (6.1) と同様のロジスティック回帰モデルを用いる。

既存研究 [20] 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 [49] 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、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。なお以降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 5.3 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  $w/oPassMove$  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 2 五飛を予測する w/PassMove モデルと  $S_B$  から 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．

### 6.0.3 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．

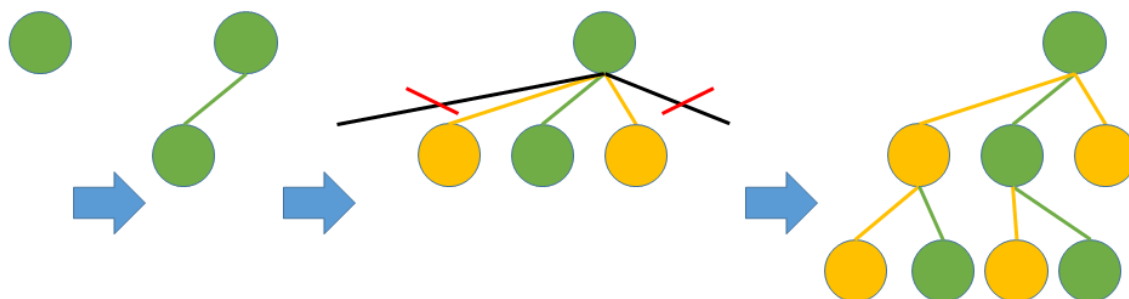


図 6.3: 解説木生成手順．緑のエッジは探索によって得られた指し手．橙のエッジは指し手の予測モデルから得られた指し手

解説木生成の疑似コードを Algorithm 6.1 に示す．またそのイメージ図を図 6.3 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．

## 6.1 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．

### 6.1.1 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 [20] 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．本章では将棋プログラム「激指」[38] 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<sup>1</sup>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 6.4 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。

#### 6.1.1.1 追加した特徴量の効果

6.0.2 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 6.5 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。

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

表 6.1: 進行度と指し手予測の関係 (上: w/oPassMove, 下: 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

### 6.1.1.2 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、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か、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 6.1 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。

### 6.1.2 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。

図 6.6 は 2016 年 9 月に行われた第 57 期王位戦七番勝負第 6 局<sup>2</sup>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 6.6 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。この銀が上へ上が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 6.7 は 2015 年に行われた第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局<sup>3</sup>の 59 手目の局面であり、冒頭の図 6.2 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一見す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

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

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

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。他の指し手との組合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。

**Algorithm 6.1** 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  $P(\text{PassMove} \mid \text{State}) < \text{threshold}_{\text{pass}}$  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  $P(\text{Move} \mid \text{State}) < \text{threshold}_{\text{wopass}}$  then
        break
      end if
      Smove ← State, Move
      Expand Tree with Move                                           ▷ 4)
      ExpandNode(Tree, Smove, Depth - 1)
    end for
  end if
end function

```

---



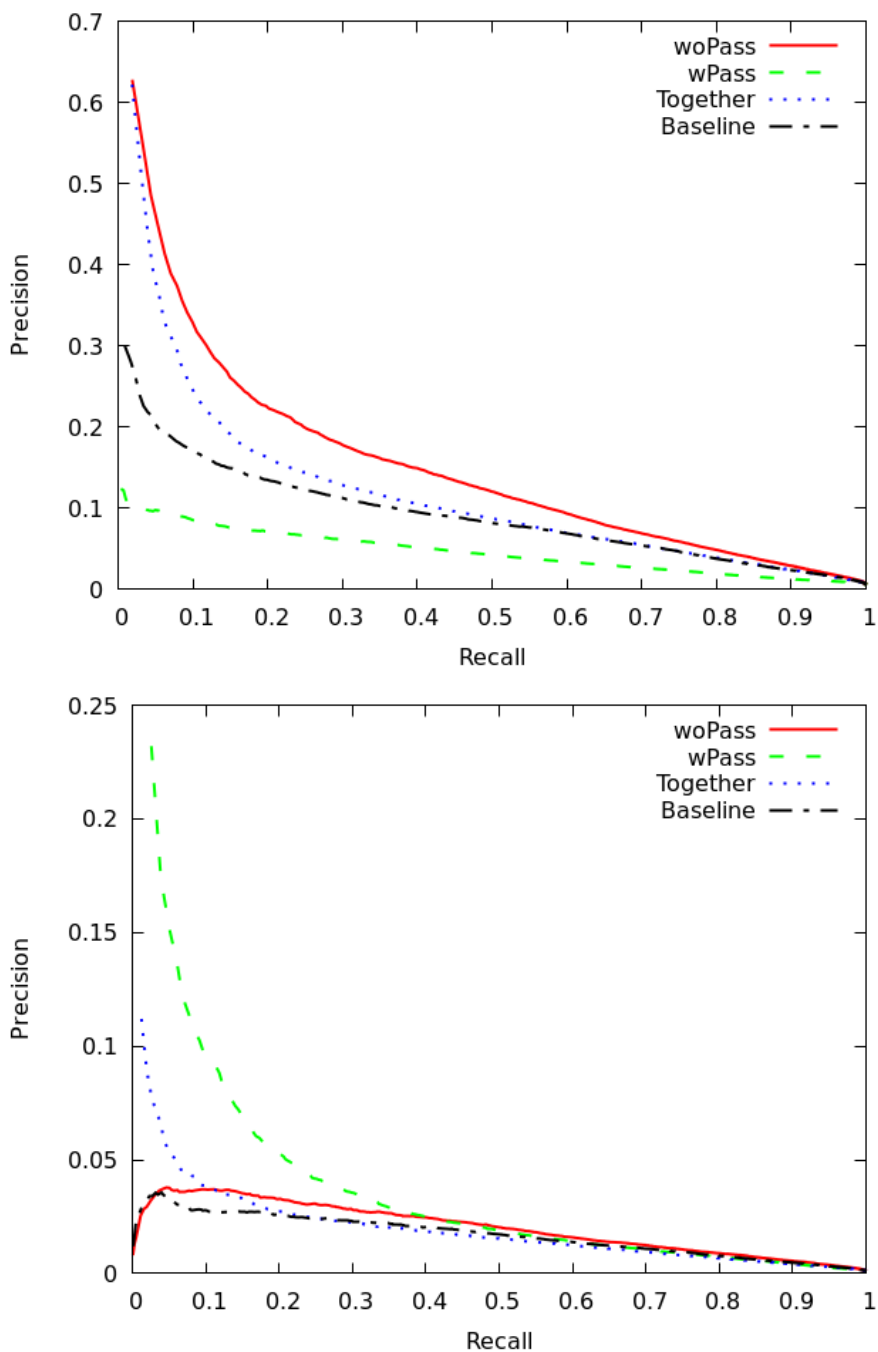


図 6.4: 解説木中の指し手予測モデルの Precision-Recall 曲線 . 上 : w/o PassMove の予測結果 , 下 : w/ PassMove の予測結果

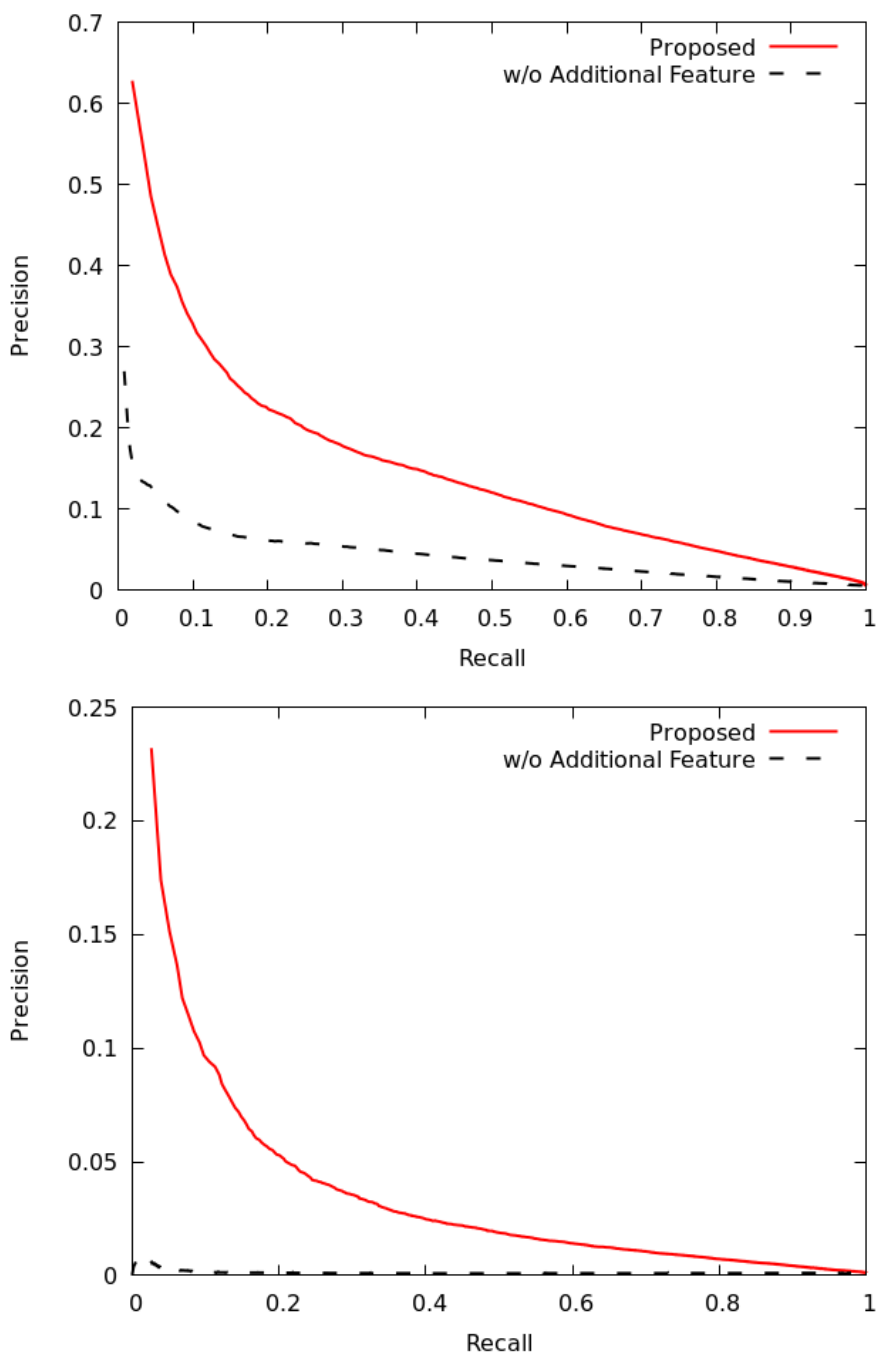


図 6.5: 追加した特徴量の効果 . 上 : woPass . 下 : wPass



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:

- 9四歩 2五歩 8五歩 7七角 3四歩 2四歩 7七角成 同桂 2二銀 2三歩成 同銀
- 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 7六飛
- 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 2四歩 8八角成 同金 2四歩
- 同飛 2三歩 3四飛
- 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 3八銀
- 7七銀 3四歩 3八銀 4二銀

図 6.6: 第 57 期王位戦七番勝負第 6 局 6 手目 . 最終手は 9 四歩



人間による実際の解説文：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きれないわけではない。(後略)

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 7一銀 4八金 9二香
- 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 2四歩
- 5二歩 4三角成 3三金 4二銀 同飛 2一馬 3四銀 1一馬
- 4三角成 5六歩 3一銀 5二銀 5四馬 6三銀 2二銀不成 5四銀
- 2一銀不成
- 5四歩 4三角成 6三銀 3一銀 3二飛 同馬 同角 8五飛 8三步 3五飛
- 3四歩
- 5二歩 4三角成 3三金 4二銀 同飛 2一馬 3六歩 5四桂 1二飛 2五桂
- 3七歩成
- 同飛成 同玉 8八玉 3九飛 1八香 3七飛成
- 同飛 4三角成 3二角 5二馬 同玉 5五飛 5三步 3五飛
- 3四歩
- 同銀 5三步 同銀 3六歩 同銀 4三角成 5二歩 2五桂 4
- 七銀成
- 同角 5三步 6一角 3二歩 3六歩 4五桂 3二飛

図 6.7: 第 28 期竜王戦七番勝負第 5 局 59 手目 . 最終手は 5六飛

## 第7章 解説木からの解説文の生成

前章の提案手法で、与えられた局面に対してコンピュータが解説すべき解説木を予測することに成功した。本章ではその解説木を基に指し手符号を含む解説文を生成する手法を提案する。

図 7.1 に人間のエキスパートの解説文から獲得した解説木の例を再掲する。この解説文の中の「8 四玉が次の一手のような絶妙手。先手玉には 9 五香」という部分を考える。この部分のうち「が次の一手のような絶妙手。」という部分は直前の 8 四玉についての言及である。一方で「先手玉には」という部分は、「9 五香」以下に続く文にかかる。また続く「7 五金 9 五玉 8 五金と追われても、」の「と追われても、」は、7 五金 9 五玉 8 五金の一連の手順に言及している。このようにある一手や一局面だけでなく、一連の手順や解説木のうちの部分木についての言及も存在する。

本章では、このうちある一手あるいはある一局面に関係する言及をとらえる言語モデルを学習することを目指す。前述の例では、直前に出てきた指し手を表現する「が次の一手のような絶妙手。」や直後の指してを参照して言及する「先手玉には」などがこれに当たる。

### 7.1 提案手法

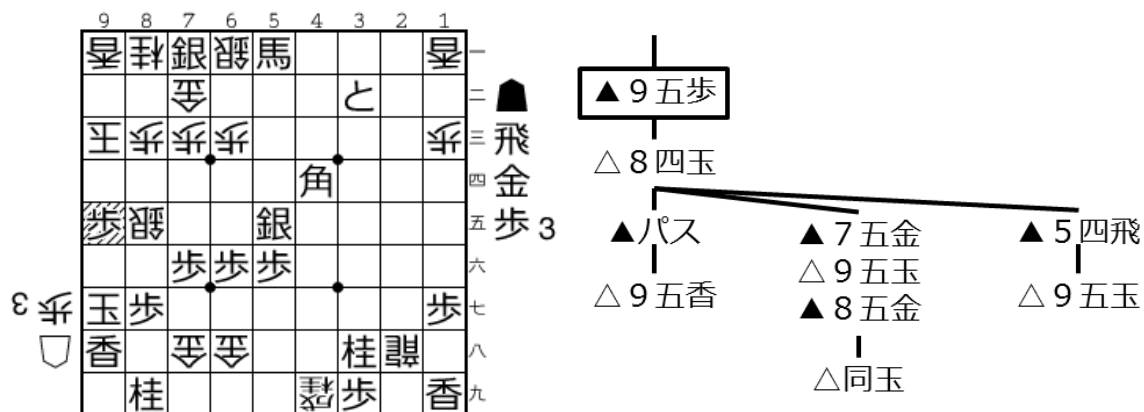
前述の Tic-Tac-Toe の解説の例を図 7.2 に再掲する。この例のように、与えられた解説木に対して深さ優先探索と同じ順番でゲーム木を走査しつつ、その対象となるノードやエッジへの言及をしていることが分かる。これは将棋や他のゲームの解説文、あるいはこのように根付き木で表現された状態遷移図について言及する際には、同様に深さ優先探索の順番で各ノードに言及することが基本であると考えられる。

#### 7.1.1 生成モデル

本章が提案する解説文生成のプロセスは以下の通りである。

1. 与えられた局面に対して前章の手法により解説木を生成する。
2. 深さ優先探索の順番で解説木を走査し、指し手の列に変形する。
3. 指し手列に含まれる指し手の前後に解説文を挿入する。

図 7.1 を例に考える。なお図 7.1 の右の解説木が手順 1 によって得られているものとする。この解説木を「9 五歩 8 四玉(パス) 9 五香 7 五金 9 五玉 8 五金 同玉 5 四飛 9 五玉」と



解説文:(略) 8四玉が次の一手のような絶妙手。先手玉には 9五香の詰めるがかかり、後手玉には 7五金 9五玉 8五金と追われても、同玉が逆王手となる。また 5四飛の王手も 9五玉と逃げて後手の勝ち。(略)

図 7.1: 指し手表現の対応付け(再掲)

変形する。その後、これらの指し手の前後に自然言語を挿入する。例えば「 8四玉」と「(パス) 9五香」の間に「が次の一手のような絶妙手。先手玉には」という自然言語を挿入する。また最後の「 9五玉」の後ろに「と逃げて後手の勝ち。」という自然言語を挿入する。

以上を LSTM 言語モデルによって実現する。将棋の状態空間を表現する素性として、将棋プログラム「激指」が用いている素性を用いる。また解説木についての情報を追加するため、

- その指し手がパスを含む指し手であるか否か
- その指し手が解説木の中でリーフノードであるか否か
- その指し手が現局面から見て過去の局面・現在の局面・未来の局面・その他のいずれであるか

を追加した。なおその指し手が現局面から見て過去・現在・未来のいずれでもないとは、例えば「過去の局面で実際の指し手とは異なるある指し手を選んだ場合にどうなる」といった場合などが該当する。またその局面の評価値も素性に追加している。

図 7.3 に言語モデルの概要図を示す。対象の区間について、その直前の局面・指し手に関する素性と直後の局面・指し手に関する素性をそれぞれ生成する。これらを全結合のニューラルネットワークによってベクトルに変換する。この 2 つのベクトルを結合して全結合のニューラルネットワークによって新たなベクトルに変換し、これを局面を表現するベクトルとして用いる。なお最初の区間は直前の局面・指し手が存在せず、最後の区間は直後の局面・指し手が存在しないため、それぞれ先頭を表現するベクトル、末尾を表現するベクトルを用意し学習する。また直前の単語をベクトルに変換する。局面を表現するベクトルと直前の単語のベクトルを組み合わせる全結合のニューラルネットワークによって新たなベクトルに変換し、これを LSTM ユニットの入力とする。LSTM ユニットの

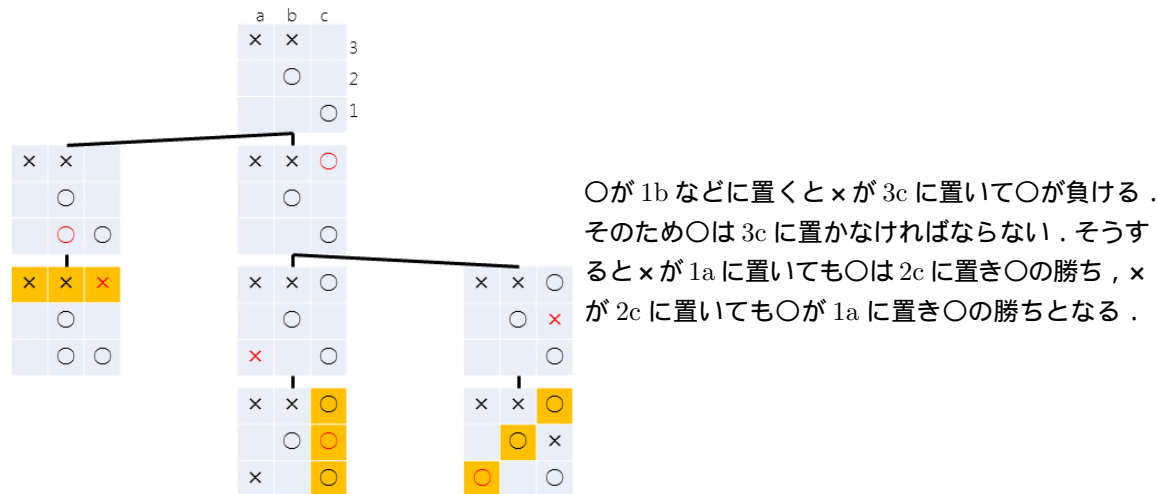


図 7.2: Tic-Tac-Toe の探索木と解説文の例 (再掲)

出力からソフトマックス層によって次の単語の確率分布を出力する．なお次の単語として学習データ中に現れる語彙の他に指し手符号を表現する記号と文の終端を表現する記号の 2 つを追加する．

文生成はビームサーチによって行う．図 7.4 にビームサーチの概要図を示す．ビームサーチは幅優先探索手法の 1 つである．各ノードにスコアが付けられる木を探索することを考える．この木を幅優先探索によって探索する際に、各深さにおいて全てのノードを保存するのではなく、それぞれのノードのスコアの上位  $B$  個のみを保存する枝刈り手法である．この  $B$  をビーム幅と呼ぶ．文生成においては、候補となる各ノードが生成途中の文で、エッジが単語に相当する．また各ノードのスコアは言語モデルの確率の総乗に相当する．語彙数  $V$ 、文長  $d$  の文の全探索を行おうとすると  $O(V^d)$  の時間計算量がかかりこれは現実的ではないが、ビームサーチを行うことにより、時間計算量を  $O(B * d)$  とすることができる．

解説文生成モデルの学習のために、人間のエキスパートの解説文から獲得した解説木からモデルの学習を行う．

### 7.1.2 多様な文生成のためのモデルの拡張

図 7.5 に 7.1.1 節で提案した生成モデルによる生成結果の例を示す．この例は学習データ中の解説木を既知のものとしてそのまま用いたものであり、言語モデルの性能を評価する目的で生成実験を行ったものである．生成文には、例えば人間の解説文に含まれるような「打てる」、「攻める」といった内容を表現する単語が現れていない．その原因として、以下が考えられる．

第 4 章、第 5 章で提案した文生成モデルと本章で提案する文生成モデルでは学習データに大きな違いがある．第 4 章では学習に用いる解説文を事前に機械学習によって選別しており、また第 5 章では学習に用いる解説文をある一定の単語数以上からなる文のみに限定していた．これにより学習に用いる解説文がある程度内容のあるものに限定されていた．一方で本章で提案する言語モデルは

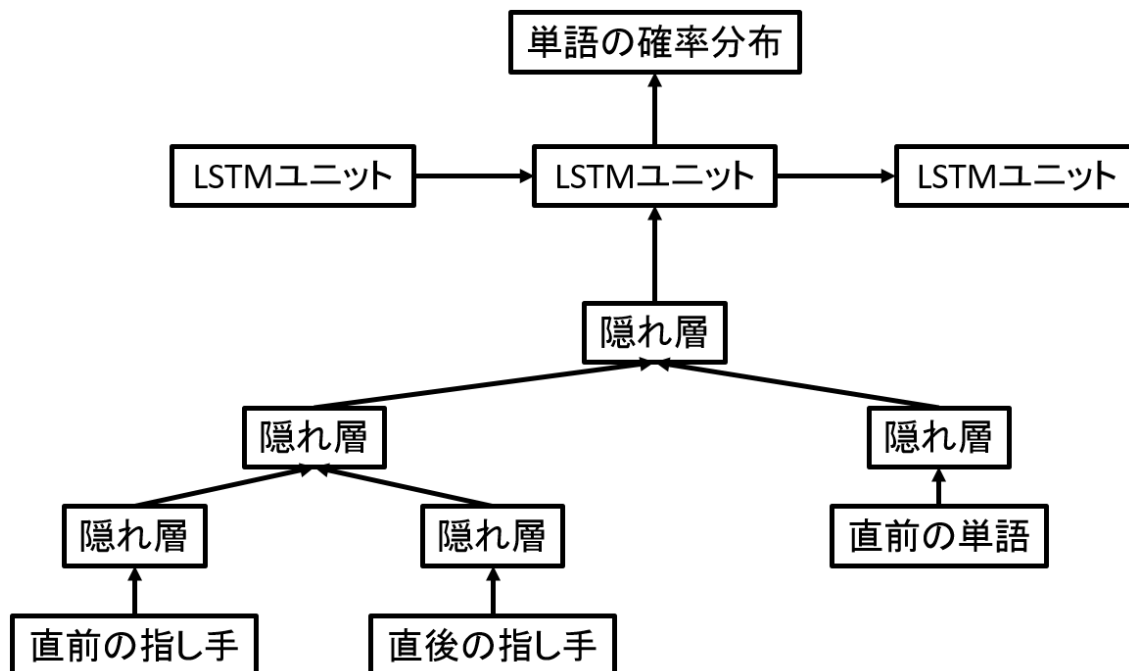


図 7.3: 提案モデル

解説木に対応する全ての文を学習の対象としている．このような課題の問題として，例えば「(指し手)は(指し手)で～～」のように助詞のみからなる文が存在するなど，非常に短い文が多く含まれる．文生成は可変長の出力を扱わなければならないため出力の最後に終端記号を出力するのが一般的であり本研究でも同様であるが，非常に短い文が多く現れると終端記号の頻度が高くなる．結果として言語モデルが短い文に対して高い確率を付与しがちになる．一方で解説文全体を見たときに，こういった非常に短い文は文法的に適切な文を生成するために必要であり，学習データから取り除くべきではない．

この問題を解決するため，本章では 2 種類の言語モデルを用意することを提案する．単語は一般に動詞や名詞といった品詞で分類されるが，これらの品詞は大きく内容語と機能語の 2 種類に大別される．内容語とは名詞や動詞など内容を表す言葉であり，機能語とは文法的な関係を表す言葉である．本研究では内容語を含む文に関する言語モデルと内容語を含まない機能語のみの文に関する言語モデルの 2 種類を用意し学習する．これにより内容語を含む文に関する言語モデルはある程度の意味を持つ長い文の確率分布を持つことが期待でき，また機能語のみの文に関する言語モデルが文法的に適切に短い文を生成することが期待できる．

また対象の区間で内容語を含む文を生成するか機能語のみの文を生成するかを推定するモデルを用意する．この推定モデルによって各区間ごとに用いる言語モデルを切り替えることで，内容語を含むべき区間と含まない区間を区別し文生成を行う．

図 7.6 に言語モデルの選択手法の概要図を示す．言語モデルの選択には，その区間の直前の LSTM



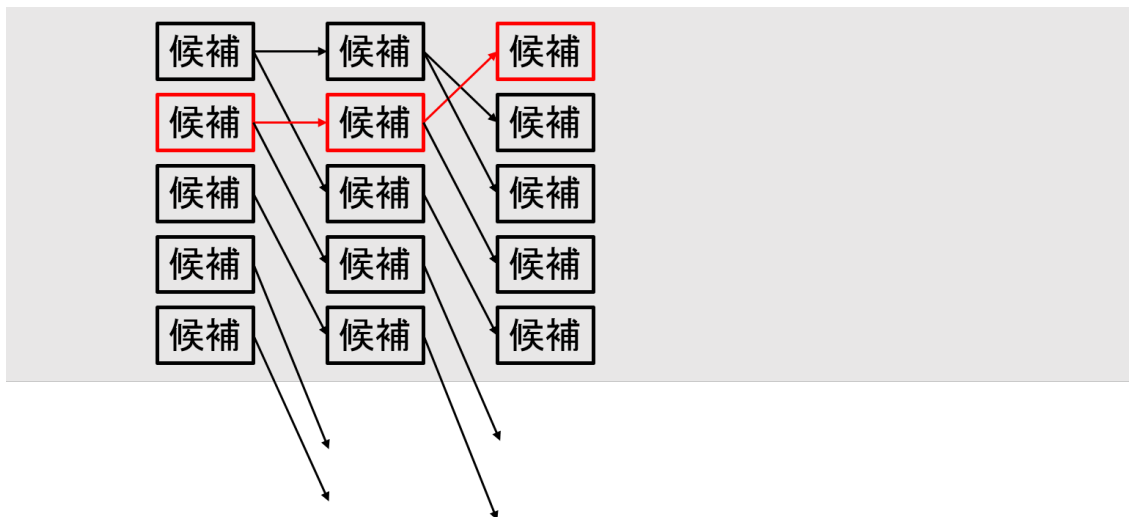


図 7.4: ビームサーチ

ユニットの隠れ層とその区間に対応する局面を表現するベクトルを用いる．これらを入力とするロジスティック回帰モデルを用意し，どちらのユニットを用いるかの確率を推定する．この確率に基づいてその区間でもちいる言語モデルを決定し，その区間での文生成を行う．

生成する際，内容語を含む言語モデルが選択されている場合は候補文の中に 1 つ以上の内容語が含まれていることとする制約を加える．内容語が含まれていない候補に終端記号が付与される場合，その候補の生成確率を 0 とする．

本研究では，[46] を参考に，名詞，動詞，副詞，形容詞，形状詞，接尾辞，接頭辞，連体詞，代名詞，接続詞，感動詞，英単語，言いよどみを内容語とし，それ以外の品詞を機能語とする．

また，将棋解説文の特徴の 1 つとして，人間が発話すべき内容を必ずしも発話していないという点があげられる．機械翻訳や画像のキャプション生成などは，おおむね入力と出力が 1 対 1 に対応しているため，言語モデルが付与する確率が最大となる文を出力することが最適であると考えられる．一方で将棋解説文は，例えば「(指し手) かどうか。」のように指し手の提示を行っているだけでその意味を説明していない文が存在するなど，入力と出力は必ずしも 1 対 1 には対応していない．そのため，この例では指し手の提示を行う「どうか。」の頻度が高くなり，言語モデルがそういった文に対して高い確率を付与することが考えられる．

そこで本研究では，文をその確率分布に従ってサンプリングすることでより人間の解説文に近い分布での解説生成を行うことを提案する．ビームサーチによって上位  $N$  個の文候補を生成し，その中で 1 つの文をその確率に従ってサンプリングする．上位  $N$  個の候補文  $C_i (i = 1, 2, \dots, N)$  について，その候補に対して言語モデルが付与した確率が  $P(C_i)$  であったとすると，各候補がサンプリングされる確率  $P_{sample}(C_i)$  を

$$P_{sample}(C_i) = \frac{P(C_i)}{\sum_j^N P(C_j)} \quad (7.1)$$



人間の解説文：

「 4 一角と打てるか」と控え室。 6 二飛 3 二角成 同玉 3 五歩と攻める筋が成立するかどうか。

生成モデルによる生成文：

4 一角は 6 二飛 3 二角成 同玉 3 五歩の筋がある。

図 7.5: 7.1.1 節の生成モデルによる生成結果

とする。

## 7.2 評価

以上のモデルを実装し、実際に解説文の生成実験を行った。実装には C++ の行列演算ライブラリである Eigen<sup>1</sup> と、それをベースとした自然言語処理用のニューラルネットワークのモデルである N3LP<sup>2</sup> を用いた。ニューラルネットワークの各隠れ層は 64 次元とした。学習はバッチサイズ 42 のミニバッチ学習を行い、モデルの更新は学習率 1.0 の SGD によって行った。また学習は 750 エポックまで行った。

生成手法として、各区間で言語モデルの付与する確率が最大となる文を選択する手法（確率最大）と確率に応じてサンプリングする手法（サンプリング）を比較した。ビームサーチのビーム幅は 100 とし、また各区間において生成文が長さ 30 以上となった場合は終端記号が生成されていなくても文生成を打ち切った。サンプリングする手法については、各区間でビームサーチによって上位 1,000 候補を生成し、その中から 1 つの候補をサンプリングした。なお生成に用いる解説木は確率最大のものでサンプリングのもので同一のものを用いた。第 30 期竜王戦七番勝負第 4 局の棋譜を対象に文生成を行った。実際の生成結果を付録の表 A.1 に示す。

棋譜全体での生成結果を見ると、確率最大の生成文はパターンが非常に少ない。例えば多くの例で文の先頭が「次に」であり、また「厳しい」という表現も頻出である。これらは実際に解説文中に頻出の表現であり、これらの表現に対して高い確率が付与されることは誤りではないと考えられる。しかしほぼ全ての局面でこれらの表現を用いることは非常に不自然な印象を受ける。

一方でサンプリングによる生成文はパターンが比較的多い。生成文を連続して見たときに似た文が続くことによって受ける不自然さは確率最大の生成文に比べて少ない印象を受ける。文法的に一部おかしい箇所も見られるが、全体として日本語として正しい文が多く得られていることが分かる。

<sup>1</sup><http://eigen.tuxfamily.org> . 2017 年 11 月 30 日アクセス。

<sup>2</sup><https://github.com/hassyGo/N3LP> . 2017 年 11 月 30 日アクセス。

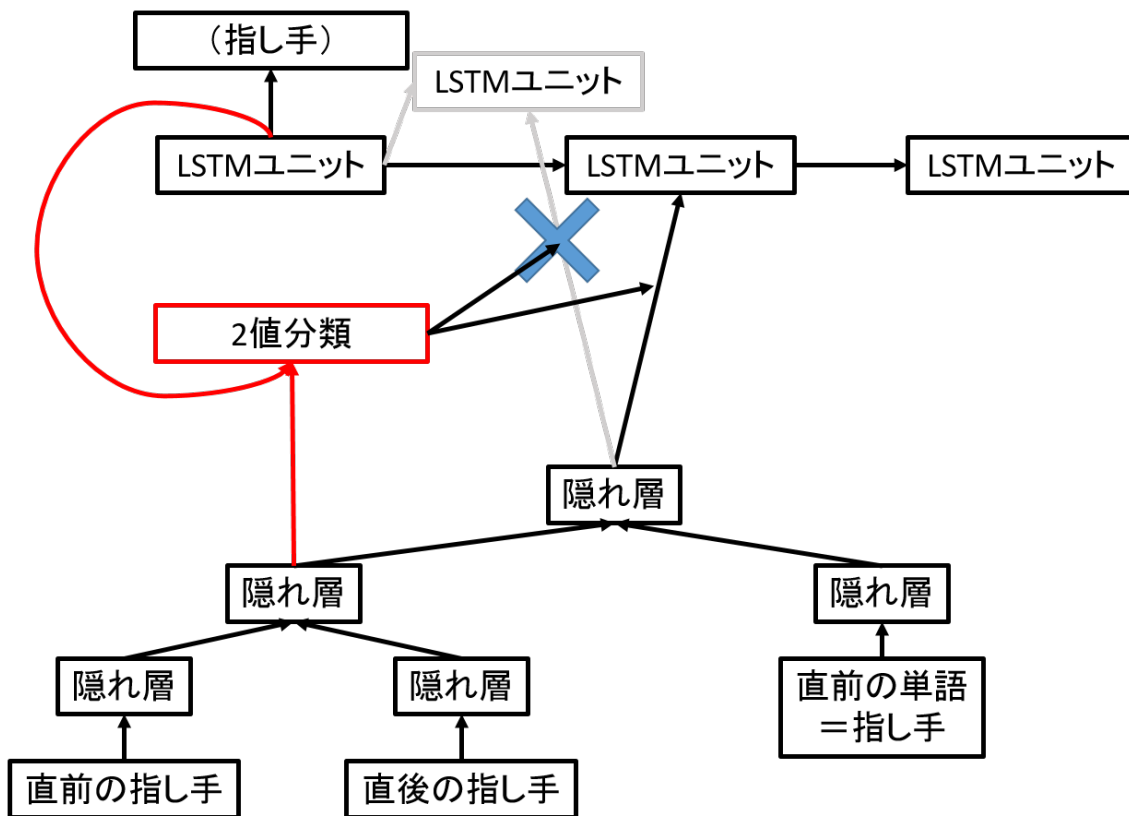


図 7.6: 言語モデルの選択手法

実際の局面と生成例を図 7.7 に示す．この局面は前述の竜王戦の対局の 77 手目である．なおこの局面に対する人間の解説文は、この 1 手前の 6 六飛が意外だという内容であり、この手自体に対する解説は付与されていなかった．生成された解説はこの局面の後後手が飛車を逃がす手についての解説だが、後半は「 3 六飛の瞬間に 3 七香がピッタリ。」と 3 七香を「ピッタリ」であると表現している．将棋用語における「ピッタリ」とは、将棋用語辞書 [21] によると、“1. For a move to be perfectly suitable for the position, achieving the right attack or defense there, as if it was meant to be prepared for that position.” とあり、その局面において最適な手を表現する用語として用いられる．この局面において 3 六飛は後手の飛車が取られないように逃げる手でありながら 3 五の銀を取りに行く、あるいは 3 筋から飛車を成りこむことを狙っているという意味があるが、3 七香はこれらの狙いを全て防いで後手の飛車を取る手であり、まさにピッタリという表現が正しい手である．

ただし棋譜全体を通して見ると正しい解説生成に成功している局面ばかりではなく、局面を正しく表現できていない解説文も見られる．局面を表現する素性として将棋プログラムが用いている素性を利用しているが、対局棋譜から評価関数を学習する場合と解説文から言語モデルを学習する場合では学習データ数など学習の際の様々な条件が異なることから、これが適切であるかどうかは今

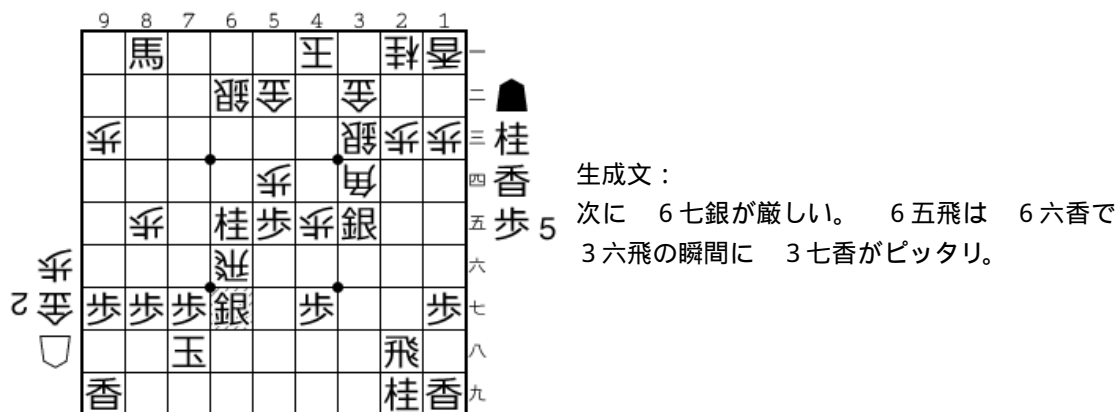


図 7.7: 生成文の例

後検討すべきところである。

## 第8章 おわりに

### 8.1 本論文のまとめ

本論文において、人間が将棋の棋譜に付与した解説文を教師として解説文の自動生成モデルを機械学習によって獲得する手法を提案した。また正しい教師信号の獲得のために、教師として用いる局面・解説文ペアの選別手法と解説文中の指し手表現と実際の状態空間との対応付け手法を提案した。以上の手法により複数の局面に対して有効な解説文の生成に成功し、提案手法の有効性を示した。また指し手表現の対応付け手法は人間が解説文を付与する際の校正補助に応用できる可能性を示すなど、幅広い応用が期待できることを示した。

本論文が提案している指し手表現の対応付け手法はルールベースの候補列挙とコンピュータ将棋プログラムの浅い探索結果を用いた手法である。エラー解析の結果から、ルールの改善による精度の向上が期待できる。また解説中の指し手と実現確率の関係の考察から、探索結果の情報のみならず実現確率を応用することで解説木の選択精度の向上が期待できる。

局面からの解説文の生成手法について、生成された文は文法上の観点から見ると局所的には正しい文が生成されている。しかし全体を評価すると誤った文が出力されている。これは用いている言語モデルがトライグラム以下の言語情報しか用いておらず、大局的な評価ができていないことに起因すると考えられる。また意味上の観点から見るとある程度正しい文が生成されているが、与えられた局面を期待されるほどの精度で表現できていないとは言えず、また本来発話すべき内容から離れた解説文が生成されている例も見られた。解決のためにはゲームの状態を表現する特徴の検討などが必要であると考えられる。

解説すべき解説木の生成手法について、生成された解説木は最善手と解説すべき手の両方を含む木の生成に成功しており、期待通りの木の生成ができているといえる。生成される木の大きさはハイパーパラメータによって制御されており、適切な木のサイズの検討は今後の課題である。また現在は指し手を提示するか否かを各指し手ごとに独立に推定しており、結果として似た意味を持つ複数の指し手を提示するという現象が見られた。指し手の全ての組み合わせを考えることは組み合わせ爆発を起こしてしまうことから現実的ではないので、指し手の上位・下位の間関係を考えるモデルなどを導入することが考えられる。

### 8.2 今後の課題

今後の課題として、第一に解説木生成と解説文生成の間の溝を無くすことがあげられる。現在は解説文生成という課題を、どの局面について発話すべきかという課題とどのような文で発話すべきか



図 8.1: 解説文の Twitter での提示の例 (図は五月祭で展示したもの)

という 2 つに分割し、これらを独立に考えている。問題を分割して考えることは大きな問題を考える上では有効であるが、それぞれのエラーが積み重なることによってモデル全体のエラーが大きくなる問題がある。これらのモデルを同時に最適化することができれば、モデル全体としてのエラーを小さくすることで精度向上が可能になることが期待できる。

第二により大域的な解説文生成がある。本論文で提案した解説文生成モデルは、課題解決の第一歩として着目する局面や指し手のみに限定した素性を用いている。しかし本来は、例えば解説木の形を総括した解説文などが必要である場合もある。また現在対象としている対局だけではなく、例えば過去の対局のデータを参照するなどの今回の研究では対象外とした文も解説文中には含まれる。そのような、解説の対象をより拡大した解説文生成モデルの提案は今後の課題である。

[t]

第三に本提案モデルのユーザへの提供がある。本研究で用いた将棋プログラムの激指はクラウドソースのプログラムであり、そのまま公開することはできないが、例えばプロ棋士の対局などに合わせて Twitter などの SNS に解説文を提示するなどの方法でユーザへ提供することを検討中であ

る。図 8.1 は東京大学の学園祭である五月祭において研究のデモ展示としてユーザの指し手を解説したものであるが、このように局面図と自然言語の解説文のペアを提示することなどが考えられる。またオープンソースな将棋プログラムを用いて提案手法を再実装し公開することも検討している。

第四にユーザに応じた解説生成がある。本提案モデルは与えられた局面に対して解説を付与するモデルであるが、実際に人間がある個人の将棋プレイヤーに解説を提供することを考えると、本来はそのプレイヤーの棋力などに応じた解説を付与することが望ましい。特にコンピュータを用いての解説生成なのでその媒体はマスメディアである必要はなく、各ユーザごとに適応した解説文生成の需要はある。ユーザごとに適応した出力の提示は解説文生成のみならず、例えば教育の分野においても必要であると考えられ研究されている [1, 18]。しかし本提案手法は統計的機械学習をベースとしたものであり、そのモデルの獲得には大量の学習データが必要である。ユーザの棋力に応じた解説データの用意は困難であると考えられ、ユーザごとに適応したモデルを獲得するためには新たな手法を提案する必要があると考えられる。

## 参考文献

- [1] Vincent Alevan, Helena Connolly, Octav Popescu, Jenna Marks, Marianna Lamnina, and Catherine Chase. An adaptive coach for invention activities. In *18th International Conference on Artificial Intelligence in Education*, pp. 3–14, 2017.
- [2] Gabor Angeli, Percy Liang, and Dan Klein. A simple domain-independent probabilistic approach to generation. In *2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 502–512, 2010.
- [3] Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. In *3rd International Conference on Learning Representations*, 2015.
- [4] Kim Binsted, Anton Nijholt, Oliviero Stock, Carlo Strapparava, G Ritchie, R Manurung, H Pain, Annalu Waller, and D O’Mara. Computational humor. In *Intelligent Systems, IEEE*, Vol. 21, pp. 59–69. 2006.
- [5] David L. Chen and Raymond J. Mooney. Learning to sportscast: A test of grounded language acquisition. In *25th International Conference on Machine Learning*, pp. 128–135, 2008.
- [6] Stanley F Chen and Joshua Goodman. An empirical study of smoothing techniques for language modeling. In *34th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 310–318, 1996.
- [7] Xinlei Chen, Hao Fang, Tsung-Yi Lin, Ramakrishna Vedantam, Saurabh Gupta, Piotr Dollár, and C. Lawrence Zitnick. Microsoft COCO captions: Data collection and evaluation server. *CoRR*, Vol. abs/1504.00325, , 2015.
- [8] Noam Chomsky. Three models for the description of language. *Information Theory, IRE Transactions on*, Vol. 2, No. 3, pp. 113–124, 1956.
- [9] Maurizio Corbetta and Gordon L Shulman. Control of goal-directed and stimulus-driven attention in the brain. *Nature reviews neuroscience*, Vol. 3, No. 3, pp. 201–215, 2002.
- [10] Michael Denkowski and Alon Lavie. Meteor universal: Language specific translation evaluation for any target language. In *EACL 2014 Workshop on Statistical Machine Translation*, 2014.



- 
- [11] David DeVault, David Traum, and Ron Artstein. Making Grammar-Based Generation Easier to Deploy in Dialogue Systems. In *9th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue*, pp. 198–207, 2008.
- [12] Jacob Devlin, Hao Cheng, Hao Fang, Saurabh Gupta, Li Deng, Xiaodong He, Geoffrey Zweig, and Margaret Mitchell. Language models for image captioning: The quirks and what works. In *arXiv*, 2015.
- [13] J. Donahue, L. Hendricks, S. Guadarrama, M. Rohrbach, S. Venugopalan, K. Saenko, and T. Darrell. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2625–2634, 2015.
- [14] H. Fang, S. Gupta, F. Iandola, R. Srivastava, L. Deng, P. Dollar, J. Gao, X. He, M. Mitchell, J. Platt, C.L. Zitnick, and G. Zweig. From captions to visual concepts and back. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1473–1482, 2015.
- [15] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [16] Mark J. Huiskes and Michael S. Lew. The mir flickr retrieval evaluation. In *1st ACM International Conference on Multimedia Information Retrieval*, 2008.
- [17] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In *arXiv*, 2015.
- [18] Pamela Jordan, Patricia Albacete, and Sandra Katz. Adapting step granularity in tutorial dialogue based on pretest scores. In *18th International Conference on Artificial Intelligence in Education*, pp. 137–148, 2017.
- [19] Hirotaka Kameko, Shinsuke Mori, and Yoshimasa Tsuruoka. Can symbol grounding improve low-level nlp? word segmentation as a case study. In *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 2298–2303, Lisbon, Portugal, September 2015. Association for Computational Linguistics.
- [20] Hirotaka Kameko, Shinsuke Mori, and Yoshimasa Tsuruoka. Learning a game commentary generator with grounded move expressions. In *2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, pp. 177–184, 2015.
- [21] Tomohide Kawasaki. *HIDETCHI Japanese-English SHOGI Dictionary*. NEKOMADO, 1.1 edition, 2013.
- [22] Ioannis Konstas and Mirella Lapata. Concept-to-Text Generation via Discriminative Reranking. In *50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 369–378, 2012.

- [23] Ioannis Konstas and Mirella Lapata. Unsupervised concept-to-text generation with hypergraphs. In *2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 752–761, 2012.
- [24] Chin-Yew Lin. Rouge: A package for automatic evaluation of summaries. In Stan Szpakowicz Marie-Francine Moens, editor, *Text Summarization Branches Out: Proceedings of the ACL-04 Workshop*, pp. 74–81, Barcelona, Spain, July 2004. Association for Computational Linguistics.
- [25] Kikuo Maekawa. Balanced corpus of contemporary written Japanese. In *6th Workshop on Asian Language Resources*, pp. 101–102, 2008.
- [26] Shinsuke Mori and Daisuke Takuma. Word  $n$ -gram probability estimation from a Japanese raw corpus. pp. 1037–1040, 2004.
- [27] Graham Neubig, Yosuke Nakata, and Shinsuke Mori. Pointwise prediction for robust, adaptable japanese morphological analysis. In *49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 529–533, 2011.
- [28] Kishore Papineni, Salim Roukos, Todd Ward, and Wei-Jing Zhu. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation. In *40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 311–318, 2002.
- [29] François Portet, Ehud Reiter, Albert Gatt, Jim Hunter, Somayajulu Sripada, Yvonne Freer, and Cindy Sykes. Automatic generation of textual summaries from neonatal intensive care data. *Artificial Intelligence*, Vol. 173, No. 7–8, pp. 789–816, 2009.
- [30] Adwait Ratnaparkhi. Trainable Approaches to Surface Natural Language Generation and Their Application to Conversational Dialog Systems. *Computer Speech & Language*, Vol. 16, No. 3-4, pp. 435–455, July 2002.
- [31] Ronald A Rensink. The dynamic representation of scenes. *Visual cognition*, Vol. 7, No. 1-3, pp. 17–42, 2000.
- [32] Aleksander Sadikov, Martin Možina, Matej Guid, Jana Krivec, and Ivan Bratko. Automated Chess Tutor. In *5th International Conference on Computers and Games*, pp. 13–25, 2006.
- [33] Burr Settles. Active learning literature survey. *University of Wisconsin, Madison*, Vol. 52, No. 55-66, p. 11, 2010.
- [34] David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George Van Den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, et al. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484–489, 2016.

- [35] Somayajulu Sripada, Ehud Reiter, and Ian Davy. SUMTIME-MOUSAM: Configurable Marine Weather Forecast Generator. *Expert Update*, Vol. 6, No. 3, pp. 4–10, 2003.
- [36] Nitish Srivastava and Ruslan Salakhutdinov. Multimodal Learning with Deep Boltzmann Machines. In *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, pp. 1–9. 2012.
- [37] Gerald Tesauro. *Comparison Training of Chess Evaluation Functions*, pp. 117–130. Nova Science Publishers, Inc., 2001.
- [38] Yoshimasa Tsuruoka, Daisaku Yokoyama, and Takashi Chikayama. Game-tree search algorithm based on realization probability. *ICGA Journal*, Vol. 25, No. 3, pp. 145–152, 2002.
- [39] Ramakrishna Vedantam, C Lawrence Zitnick, and Devi Parikh. Cider: Consensus-based image description evaluation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 4566–4575, 2015.
- [40] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, and Dumitru Erhan. Show and tell: A neural image caption generation. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3156–3164, 2015.
- [41] Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhutdinov, Richard Zemel, and Yoshua Bengio. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. In *arXiv*, 2015.
- [42] Dani Yogatama, Chong Wang, Bryan R. Routledge, Noah A. Smith, and Eric P. Xing. Dynamic language models for streaming text. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol. 2, pp. 181–192, 2014.
- [43] Haonan Yu and Jeffrey Mark Siskind. Grounded language learning from video described with sentences. In *51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 53–63, 2013.
- [44] Matthew D Zeiler and Rob Fergus. Visualizing and understanding convolutional networks. In *Computer Vision–ECCV 2014*, pp. 818–833. 2014.
- [45] 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—. 松原仁 (編), コンピュータ将棋の進歩 6. 2012.
- [46] 山崎健史, 森信介, 河原達也. フローグラフからのレシピ文自動生成. 情報処理学会自然言語処理研究会, Vol. 2014, No. 13, pp. 1–5, 2014.
- [47] 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.
- [48] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治. Conditional random fields を用いた日本語形態素解析. 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告, Vol. 2004, No. 47, pp. 89–96, may 2004.

- [49] 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.
- [50] 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.
- [51] 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, 第 2015 巻, pp. 40–45, oct 2015.
- [52] 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.
- [53] 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. Technical report, 第 34 回ゲーム情報学研究会, 2015.

# 発表文献

は本論文のうち博士課程における成果に関連するもの

## 主著

### 査読付き論文誌

1. 亀甲 博貴, 森 信介, 鶴岡 慶雅. 将棋解説文生成のための解説すべき手順の予測, 情報処理学会論文誌 (投稿中: 条件付き採録)
2. 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.2431-2440, Nov. 2014.

### 国際会議

1. Hirotaka Kameko, Jun Suzuki, Naoki Mizukami and Yoshimasa Tsuruoka. Deep Reinforcement Learning with Hidden Layers on Future States, Computer Games Workshop. (TBA)
2. Hirotaka Kameko, Shinsuke Mori and Yoshimasa Tsuruoka. Learning a Game Commentary Generator with Grounded Move Expressions, Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG 2015), pp.177-184, Sep. 2015.
3. Hirotaka Kameko, Shinsuke Mori and Yoshimasa Tsuruoka. Can Symbol Grounding Improve Low-Level NLP? Word Segmentation as a Case Study, Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2015), pp.2298-2303, Sep. 2015.

### 国内発表

1. 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, Nov. 2016.

2. 亀甲 博貴, 森 信介, 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 (GPW 2014), pp.202-209, Nov. 2014.
3. 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 (NLP 2014), pp.943-946, Mar. 2014.
4. 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 (GPW 2013), pp.36-43, Nov. 2013.
5. 亀甲 博貴, 浦 晃, 三輪 誠, 鶴岡 慶雅, 近山 隆. 局面情報からの探索信頼性の推定による将棋の ProbCut の性能向上, 第 17 回ゲームプログラミングワークショップ (GPW 2012), pp.92-99, Nov. 2012.

## 共著

### 査読付き論文誌

1. 友利 涼, 亀甲 博貴, 二宮 崇, 森 信介, 鶴岡 慶雅. シンボルグラウンディングによる分野特有の単語分割の精度向上, 自然言語処理, Vol.24, No.3, pp.447-462. Jun. 2017.

### 国際会議

1. Naoki Mizukami, Jun Suzuki, Hirotaka Kameko, and Yoshimasa Tsuruoka. Exploration Bonuses Based on Upper Confidence Bounds for Sparse Reward Games, Fifteenth International Conference on Advances in Computer Games (ACG 2017).
2. Atsushi Ushiku, Shinsuke Mori, Hirotaka Kameko, and Yoshimasa Tsuruoka. Game State Retrieval with Keyword Queries, ACM SIGIR 2017. (TBA)
3. Shinsuke Mori, John Richardson, Atsushi Ushiku, Tetsuro Sasada, Hirotaka Kameko and Yoshimasa Tsuruoka. A Japanese Chess Commentary Corpus, 10th edition of the Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2016), pp. 1415-1420, May. 2016.

### 国内発表

1. 松吉 俊, 村脇 有吾, 亀甲 博貴, 森 信介. 将棋解説文へのモダリティ情報アノテーション. 情報処理学会自然言語処理研究会, 2017.

2. 牛久 敦, 森 信介, 亀甲 博貴, 鶴岡 慶雅. 特徴語との自動対応によるゲーム局面の検索. 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM), 2016.

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々にお世話になりました。

指導教員である鶴岡慶雅准教授には、学部4年生で研究を開始して以来6年間に渡り、研究や発表、論文執筆など手厚いご指導をしていただきました。特にゲームプログラミングと自然言語処理を横断する本研究において、その両分野に精通している鶴岡准教授には、研究遂行の上で非常に重要なアドバイスを多くいただくなど非常に多くの場面で助けていただきました。また研究者としての心構えなど研究生生活の上で重要なことを教えてくださいました。研究を行う上であらゆる面で鶴岡教授のご指導は欠かせないものでした。心より感謝を申し上げます。

近山隆名誉教授には、退職されるまでの2年間ご指導いただきました。特に研究の全容を俯瞰してのご指摘を多くいただき、視野を広く持つことの重要性を学びました。また、研究に対する姿勢など多くのことを教えてくださいました。

京都大学の森信介教授には、現在の研究テーマについて、特に自然言語処理のエキスパートの立場から多くのご指導をいただきました。また、森准教授に行っていたいただいた言語資源の整備などは研究の遂行に欠かすことはできませんでした。

峯松信明教授、矢谷浩司准教授、吉永直樹准教授、齋藤大輔講師、鶴岡慶雅准教授には本論文の審査をしていただきました。心より感謝を申し上げます。

研究室のOBである、豊田工業大学の三輪誠准教授には、研究にあたって貴重なアドバイスを数多くいただきました。また普段の研究生生活や論文執筆においてお世話になりました。研究室にいらっしゃる頃は研究の進捗を普段から気にかけてくださり、行き詰った際には多く相談させていただきました。大学を移られてからも会議でお会いした際などにお声掛けくださり大変感謝しております。

同じく研究室のOBである浦晃先輩には、研究に関して多く議論させていただきました。また身近な博士課程の先輩として、学生生活に関する相談にも乗っていただきました。

同期の橋本和真君、水上直紀君、江里口瑛子さんとは、お互いの研究の議論や雑談を行ったり、その他研究生生活を協力しつつ過ごせました。また3人の研究に勤しむ姿には発奮させられました。また学部時代の研究室の同期の皆様とは、研究室が移ってから頻りに交流させていただき感謝しています。

その他研究室を同じくした皆様には、研究生生活のあらゆる面でお世話になりました。また田浦研究室の皆様には、研究室の計算資源やインフラなどの整備について大変お世話になりました。

最後に、学生生活を続けることを応援し続けてくれた家族には心から感謝しています。

この場を借りて皆様に厚く御礼申し上げます。

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。

平成 29 年 12 月 1 日



## 付録A 実際の生成例

対象とした棋譜は第30期竜王戦七番勝負第4局<sup>1</sup>である。

表 A.1: 生成例と実際の解説文

指し手	確率最大	サンプリング
7六歩	次に 7六歩 が 厳しい。 3四歩 で 2六歩 は 8四歩 で 2六歩 が 厳しい。 *EOS*	代えて 7六歩 のときに 3四歩 が 厳しいが、 2六歩 を 防ぎつ つ、 8四歩 は 2六歩 が 厳しい。 *EOS*
8四歩	次に 8四歩 を 狙う。 2六歩 は 3四歩 6八銀 3四歩 で 7七角 3四歩 が 厳しい。 *EOS*	20時10分ごろの局面。 8四歩 とともに 2六歩 を 検討している。 以下 3四歩 6八銀 3四歩 7七角。(2) 3四歩 は 検討されている。 *EOS*
6八銀	次に 6八銀 がある。 3四歩 で 6六歩 を 狙っている。 *EOS*	次に 6八銀 から 3四歩 で 6六歩 を 狙う。 *EOS*
3四歩	次に 3四歩 がある。 6六歩 は 6二銀 で 7七銀 ~ 6二銀 がある。 *EOS*	このタイミングで 3四歩 と 突くと 6六歩 ~ 6二銀 と 活用したい。 7七銀 なら 6二銀 と して しまう。 *EOS*
7七銀	次に 7七銀 がある。 6二銀 で 4八銀 を 狙っている。 *EOS*	7七銀 以下、 6二銀 4八銀 が 厳しい。 *EOS*
6二銀	次に 6二銀 や 4八銀 ~ 4二銀 を 狙う。 5六歩 で 5四歩 は 6八銀 8八角成 7八金 に (2) 5四歩 がある。 *EOS*	すぐに 6二銀 は 4八銀 で、 4二銀 と して 5六歩 と されて、 5四歩 6八銀 の 瞬間に 8八角成 7八金 で 5四歩 など がある。 *EOS*

<sup>1</sup><http://live.shogi.or.jp/ryuou/kifu/30/ryuou201711230101.html>

2六歩	次に 2六歩が厳しい。 5四歩は 4八銀、 4二銀は 4八銀で 3二金に 4八銀がある。*EOS*	中村は 2六歩と 5四歩の瞬間に 4八銀を見せる。 4二銀は 4八銀で 3二金を狙う。 4八銀を受けた。*EOS*
4二銀	次に 4二銀が厳しい。 7八金は 5四歩で 4八銀に 5四歩がある。*EOS*	次に 4二銀で 7八金となれば 5四歩が気になる。 4八銀 5四歩。*EOS*
2五歩	2五歩は次に 3三銀 4八銀 3二金 2四歩が厳しい。 3三角 4八銀 5四歩で 2四歩が厳しい。*EOS*	11時ごろの局面。 2五歩時間は、 3三銀で 4八銀として、 3二金 ~ 2四歩 ~ 3三角とできれば、 4八銀 5四歩となれば 2四歩が受からない。*EOS*
3三銀	次に 3三銀が厳しい。 6八銀は 5二金右で 7八金に 3二金で 4八銀が厳しい。 5四歩は 7九角 5四歩。*EOS*	棋士室では 3三銀を指摘していた。以下 6八銀 5二金右 7八金では 3二金で 4八銀に 5四歩は 7九角で詰め。 5四歩で先手勝ち。*EOS*
4八銀	次に 4八銀が厳しい。 5四歩は 5六歩で 3二金が厳しい。 5六歩は次に 7四歩 7八金のときに 6四歩で 7八金が厳しい。*EOS*	ここで 4八銀と突けば、 5四歩と受けて 5六歩と逃げるのが 3二金。そこで 5六歩も検討されている。以下 7四歩に代えて 7八金 6四歩に ( 2 ) 7八金までの詰めろ。*EOS*
3二金	次に 3二金が厳しい。 5六歩は 4一玉、 7八金は 5四歩。*EOS*	単に 3二金では 5六歩から 4一玉。次に 7八金と跳ねれば、 5四歩と出る手もありそうだ。*EOS*
5六歩	次に 5六歩が厳しい。 5四歩は 7八金、 6四歩は 7八金。*EOS*	ここで 5六歩が検討されている。 5四歩は先手が 7八金 ~ 6四歩 ~ 7八金の狙いがある。*EOS*
5四歩	次に 5四歩が厳しい。 7八金で 4一玉は 5八金右で 5三銀が厳しい。*EOS*	次の 5四歩には 7八金で 4一玉から 5八金右に 5三銀を狙っている。*EOS*

5八金	次に 5八金右が厳しい。5二金は 7八金、7四歩は 7八金で 6四歩が厳しい。7八金で 5三銀のときに 7八金が厳しい。*EOS*	20 時過ぎ、5八金右までの消費時間、5二金、西川 3 時間は 7八金の一発 7四歩が生じる) 7八金。以下 6四歩の瞬間に 7八金や 5三銀、7八金が狙い。*EOS*
4一玉	次に 4一玉や 7八金 ~ 5二金を狙う。6八玉は 5二金で 3六歩が厳しい。5三銀が厳しい。*EOS*	ここでは 4一玉 ( 7八金なら 5二金がある ) 6八玉 5二金 ( ( 1 ) 3六歩なら 5三銀が厳しい )。*EOS*
6六歩	次に 6六歩が厳しい。5二金で 7九角はやはり 7四歩がある。7九角で 4二銀は 7八金で 3一角に 7九角がある。*EOS*	控え室では 6六歩が検討されていたが 5二金ではなく、7九角や 7四歩、7九角、4二銀のときに 7八金を用意して 3一角が厳しい。7九角はどうか。*EOS*
7四歩	次に 7四歩が厳しい。7九角は 5二金で 7八金に 5二金で 6七金が厳しい。5二金が厳しい。*EOS*	次に 7四歩となれば、7九角なら 5二金で 7八金 5二金 6七金 5二金の攻め筋がある。*EOS*
6七金	次に 6七金や 5二金 ~ 7九角を狙う。6四歩は 7八金 5三銀 7八金がある。*EOS*	代えて 6七金は 5二金、また 7九角は 6四歩で先手玉は 7八金がある。5三銀と取らせて 7八金が厳しい。*EOS*
3一角	次に 3一角が厳しい。7九角は 5二金で 7八金が厳しい。5二金で 6八玉のときに 7五歩が厳しい。*EOS*	次は 3一角が厳しい。7九角に 5二金と逃げて 7八金が厳しい。5二金は 6八玉 7五歩が気になる。*EOS*
7九角	次に 7九角が厳しい。5二金で 7八金のときに 7三銀で 7八金を狙う。*EOS*	7九角は単に 5二金 7八金 7三銀。そこで 7八金か。*EOS*
5二金	次に 5二金がある。7八金で 4四歩は 6八玉で 7五歩が厳しい。3六歩は 6四角がある。*EOS*	ここで 5二金が指された。以下 7八金ではなく、4四歩として、6八玉なら 7五歩、( 2 ) 3六歩は ( 2 ) 6四角が厳しい。*EOS*

3六歩	3六歩は次に 6四角 3七銀 4四歩がある。 7八金 7三銀のときに 7八金が厳しい。 *EOS*	次に 3六歩と打つ手もありそうだ。 6四角に 3七銀が狙い。 4四歩には 7八金。 7三銀を防ぐ 7八金で詰む。 *EOS*
4四歩	次に 4四歩が厳しい。 7八金で 6四角は 3七銀で 4三金右に 3五歩で 6四角が厳しい。 *EOS*	4四歩以下 7八金 6四角 3七銀 4三金右 3五歩で 6四角が詰めるだ。 *EOS*
3七銀	次に 3七銀が厳しい。 8五歩は 7八金、 6四角は 7八金。 *EOS*	次に 3七銀は 8五歩がある。 7八金に 6四角として、 7八金を狙っている。 *EOS*
8五歩	次に 8五歩が厳しい。 7八金は 6四角で 3五歩が厳しい。 同歩か。 *EOS*	前述の 8五歩が厳しい。 7八金が厳しい。 6四角を防いで 3五歩を狙っていく。 同歩もある。 *EOS*
6八玉	次に 6八玉が厳しい。 7五歩は 同歩で 4三金右に 7八玉で 7三銀が厳しい。 7八玉が厳しい。 *EOS*	ここで 6八玉から 7五歩があるようだ。 同歩で 4三金右のときに 7八玉は 7三銀で 7八玉がある。 *EOS*
7五歩	次に 同歩が厳しい。 同歩は 同角で 7八玉が厳しい。 7六歩で 4六銀は 7六歩がある。 *EOS*	代えて 同歩として 同歩にも 同角が厳しい。 7八玉は 7六歩で、 4六銀や 7六歩がある。 *EOS*
同歩	次に 同歩がある。 同角は 7八玉がある。 *EOS*	次に 同歩がある。 後手は 同角や 7八玉が楽しみだ。 *EOS*
同角	次に 7五角が厳しい。 7八玉は 4三金右がある。 *EOS*	このタイミングで 7五角と仕掛けた。 7八玉ならそこで 4三金右がある。 *EOS*
7八玉	次に 7八玉がある。 4三金右は 4六角がある。 *EOS*	次に 7八玉を狙う。 4三金右以下 4六角の詰める。 *EOS*
6四角	次に 6四角を狙う。 6五歩は 4二角がある。 *EOS*	ここで 6四角は、 6五歩 4二角。 *EOS*
6五歩	次に 6五歩や 4二角、 4六角、 7五角、 4六角、 7三角、 7四歩がある。 *EOS*	ここから 6五歩と打てば、 4二角で 4六角に ( 1 ) 7五角は 4六角で 7三角が利かない。 7四歩はどうか。 *EOS*

4二角	次に 4二角 ~ 4六角を狙う。9二飛は 6六銀 8六歩 4六銀。以下 6四歩で 3五歩は同歩がある。*EOS*	代えて 4二角と跳ねれば 4六角で 9二飛で、 6六銀に 8六歩(2) 4六銀があるので、 6四歩 ~ 3五歩のような手を同歩がある。*EOS*
3五歩	同歩は次に 7三桂 3四歩同歩がある。 4六角もある。*EOS*	次に 同歩 7三桂 3四歩を狙う。 同歩 4六角が厳しい。*EOS*
同歩	次に 同歩がある。 4六角は 7三歩、 同角は 7三桂で 4六銀が厳しい。 6四歩か。*EOS*	やはり 同歩は許せない。 4六角とされると 7三歩が厳しい。 同角と取るのは、 7三桂が厳しい。 4六銀と取るのは 6四歩がある。*EOS*
同角	次に 3五角がある。 7三桂は 3四歩がある。*EOS*	11時頃の局面。 3五角、先崎は 7三桂に1分使って 3四歩を受けた。*EOS*
6四歩	次に 同歩や 4六角が厳しい。 7三銀は 同歩、 同角がある。*EOS*	これで 同歩以下 4六角で 7三銀以下 同歩に 同角が厳しい。*EOS*
同歩	次に 同歩がある。 同角で 6五歩を狙っている。*EOS*	(1) 同歩は 同角、あるいは 6五歩を狙っている。*EOS*
同角	次に 6四角が厳しい。 3四歩は 8六歩。*EOS*	次に 6四角が飛車取りになる。 3四歩とすると 8六歩があった。*EOS*
2四歩	次に 同歩が厳しい。 同歩は 3四歩。*EOS*	同歩は(2) 同歩で、 3四歩を狙っている。*EOS*
同銀	次に 2四銀が厳しい。 4六角で 同角は次に 4四角がある。 3三銀は 同角 同歩。*EOS*	畠山は 2四銀や 4六角(同角は 4四角から 3三銀が厳しい。 同角や 同歩が厳しいと言われている。*EOS*
4六角	次に 同角が厳しい。 同角で 同銀。*EOS*	ここで 同角も考えられるが、 同角は 同銀とされる。*EOS*
同角	同角は次に 同銀 3三銀 同歩がある。 5三銀もある。*EOS*	15時頃、 同角35分の長考。 同銀 3三銀とすれば 同歩に 5三銀などがある。*EOS*

同銀	次に 4六銀が厳しい。 3三銀は 6六歩がある。 *EOS*	これは 4六銀でなく、 3三銀と引くのは 6六歩がある。 *EOS*
3三銀	次に 3三銀がある。 6六歩は 5三銀がある。 *EOS*	次に 3三銀は 6六歩で、 5三銀と逃げるしかない。 *EOS*
5五歩	次に 5五歩がある。 5三銀は 6六歩で 同歩 ~ 5四歩がある。 *EOS*	21時ごろの局面。 5五歩は次の 5三銀が厳しい。 6六歩以下 同歩 5四歩の詰めるがかかっている。 *EOS*
7六歩打	次に 同歩がある。 同銀で 6六歩は 同金で 5六角が厳しい。 *EOS*	控室では 同歩のときに 同銀や 6六歩を予想していた 同金としていた。 5六角が厳しいかどうか。 *EOS*
同銀	次に 7六銀がある。 5三銀で 6八金上を狙っている。 *EOS*	後手玉は 7六銀以下の詰める。 5三銀で 6八金上を狙っていく。 *EOS*
7五歩打	次に 7五歩がある。 6五銀は 6六歩で、 同銀は 3九角で 5四歩が厳しい。 7六歩が厳しい。 *EOS*	この手で 7五歩と取れば、 6五銀が厳しい。 6六歩と逃げても 同銀や 3九角がある。 以下 5四歩で 7六歩を狙っている。 *EOS*
6四角打	次に 6四角がある。 7三桂は 7五角、 7六歩は 8二角成がある。 *EOS*	この手に代えて 6四角に 7三桂としては 7五角で 7六歩また 8二角成の攻めが厳しい。 *EOS*
7二飛	次に 7二飛がある。 9一角成で 7六歩は 7五銀で 3九角が厳しい。 5四歩は 7六歩がある。 *EOS*	控室では 7二飛以下 9一角成が並べられている。 7六歩 7五銀としても 3九角が厳しい。 5四歩なら 7六歩だった。 *EOS*
9一角成	次に 9一角成がある。 6六歩は 8一馬で、 7六歩は 8一馬で 7三桂が厳しい。 8一馬が厳しい。 *EOS*	代えて 9一角成の形は 6六歩と取る手がある。 8一馬は 7六歩が厳しい。 8一馬と打たれる 7三桂 8一馬となれば先手よし。 *EOS*
7六歩	次に 7六歩がある。 8一馬は 7三飛がある。 *EOS*	中田は 7六歩と引いた。次に 8一馬と走れば 7三飛。 *EOS*

8一馬	次に 8一馬 や 7三飛、 6六香は 7四飛が 厳しい。 9二馬は 7五飛で 5四馬が 厳しい。 *EOS*	8一馬 抜た 7三飛 6六香 7四飛とされて 9二馬 7五飛のときに 5四馬の 狙いがある。 *EOS*
7五飛	次に 7五飛 や 3四歩 ~ 6六歩を 狙う。 *EOS*	7五飛は 3四歩 以下 6六歩を 狙われる。 *EOS*
6八金	次に 6八金上 が 厳しい。 6六歩は 同 金がある。 *EOS*	鈴木は 6八金上 を 防ぎながら 6六歩を 狙う。 同 金を見てい る。 *EOS*
3四角打	次に 3四角 ~ 3五歩を 狙う。 6七角成を 狙っている。 *EOS*	後手玉は 3四角 以下は 3五歩 以下、 6七角成が 厳しいよう だ。 *EOS*
4五桂打	次に 同 桂が 厳しい。 同 歩で 3五銀は 同 角で 同 銀が 厳しい。 *EOS*	棋士室では 同 桂で 同 歩と したときに 3五銀と 打って 同 角で 同 銀を 狙っていた。 *EOS*
同歩	次に 4五歩が 厳しい。 3五銀で 8六歩は やはり 同 銀 同 角 5四歩 4六歩。 *EOS*	次の 4五歩が 厳しい。 後手は 3五銀 ~ 8六歩 ~ 同 銀 ~ 同 角 や、 5四歩 や 4六歩が 厳 しい。 *EOS*
3五銀	3五銀は 次に 8六歩が 厳しい。 同 歩が 厳しい。 *EOS*	3五銀は 8六歩 同 歩 以下。 *EOS*
6五桂打	次に 6五桂 や 3四銀が 厳しい。 7七銀が 厳しい。 *EOS*	次に 6五桂を 狙う。 3四銀 ~ 7七銀を 狙っている。 *EOS*
7七歩打	次に 同 歩が 厳しい。 6六歩で 同 金を 狙う。 *EOS*	ここで 同 歩が 検討されている。 6六歩は 次に 同 金を 狙う。 *EOS*
同歩成	次に 同歩成 がある。 同 桂は 7六歩、 同金上は 同桂成、 同金寄は 同桂成 がある。 *EOS*	次は 同歩成 を 見せて 同 桂 7六歩で、 同金上 を 見ている。 同桂成 から 同金寄として 同桂 成を 狙っている。 *EOS*
同桂	次に 7七桂が 厳しい。 同桂成は 同金上、 7六歩は 6五桂、 7六銀は 同 金がある。 *EOS*	次に 7七桂と 打てば 同桂成か ら 同金上。 7六歩なら 6五桂 が 狙い。 7六銀には 同 金が ある。 *EOS*

7六歩打	次に 7六歩 が 厳しい。 6五桂 は 7七銀。 *EOS*	後手玉は 7六歩 ~ 6五桂 とされ、 7七銀 以下の 詰めろ になっている。 *EOS*
6五桂	次に 6五桂 が 厳しい。 7七銀 は 同金上で 同 飛に 6六香 が ある。 *EOS*	次の 6五桂 を 消し、 7七銀 で、 同金上と 同 飛を 狙う。 次に 6六香 を 狙う。 *EOS*
7七銀打	次に 同 銀が 厳しい。 同金上で 同歩成 を 狙う。 *EOS*	棋士室では 同 銀が 自然だが、 同金上 同歩成 も 調べている。 *EOS*
同金	次に 同金寄 が 厳しい。 同歩成 で 同 金を 狙う。 *EOS*	棋士室では、 同金寄 に 代えて 同歩成 が 示されていた。 同金 までの 詰めろ になっている。 *EOS*
同歩成	次に 同歩成 や 同 金が 厳しい。 7六歩 が 厳しい。 *EOS*	22 時頃の 局面。 同歩成 以下 同 金 7六歩 まで 詰み が あり そうだ。 *EOS*
同金	次に 7七金 が 厳しい。 7六歩 で 同 金は 6五飛 で 3四銀 が 厳しい。 *EOS*	22 時過ぎ、 7七金 は 前述の 7六歩 が 厳し そうだ。 同 金は 6五飛 が ぴったり。 3四銀 の 詰めろ。 *EOS*
7六歩打	次に 同 歩がある。 同 金は 同 飛、 6六銀 は 7七歩成、 6六金 は 7七歩成 がある。 *EOS*	この手 で 同 歩や 同 金も 考えられる。 同 飛も あった。 6六銀 には 7七歩成 で 6六金 と 引いて 7七歩成 を 狙う つもり だろう。 *EOS*
同金	次に 同 金が 厳しい。 同 飛 で 7七歩 を 狙う。 *EOS*	次に 同 金と 上がれば、 同 飛 くらいだ。 7七歩 は 取れない。 *EOS*
同飛	次に 7六飛 が 厳しい。 7七銀 は 7四飛、 7七香 は 3六飛、 7七歩 は 5六飛 で 7七桂 が 厳しい。 6六金 が 厳しい。 *EOS*	この手 で 7六飛 は 7七銀 が ある。 そこで 7四飛 は 7七香 で 3六飛 と 取られて から 7七歩 5六飛 7七桂 なら 6六金 までの 詰めろ。 *EOS*



7七歩打	次に 7七歩が厳しい。 5六飛で 3四銀は 6六飛で 6七歩に 3六飛で 3七香が厳しい。 7五飛で 6六銀を狙っている。 *EOS*	後手は 7七歩や 5六飛が厳しい。先手は 3四銀 ~ 6六飛や 6七歩で 3六飛 ( 3七香 ) のときに 7五飛を用意。 6六銀の仕掛けを狙っている。 *EOS*
6六飛	次に 6六飛が厳しい。 6七歩で 6五飛を狙う。 *EOS*	次に 6六飛や 6七歩が王手になるが、 6五飛が受からない。 *EOS*
6七銀打	次に 6七銀が厳しい。 6五飛は 6六香で 3六飛が厳しい。 3七香が厳しい。 *EOS*	次に 6七銀が厳しい。 6五飛は 6六香で 3六飛の瞬間に 3七香がピッタリ。 *EOS*
8八金打	次に 8八金や 同玉 ~ 6七飛成を狙う。 *EOS*	控え室では 8八金が示されていた。 同玉に 6七飛成も検討されている。 *EOS*
6八玉	次に 6八玉や 6五飛が厳しい。 6六香が厳しい。 *EOS*	15 時頃、 6八玉までの消費時間は、 6五飛 3 ) 6六香がある。 *EOS*
6五飛	次に 6五飛や 3四銀が厳しい。 同銀は 6六香で 3六桂が厳しい。 4四桂は次に 同銀がある。 *EOS*	次に 6五飛が厳しい。以下 3四銀のときに 同銀が王手になっているので、 6六香 3六桂の瞬間に 4四桂が王手になる。 同銀までの詰めろになっている。 *EOS*
3四銀	次に 3四銀がある。 6六歩で 5六銀を狙っている。 *EOS*	16 時過ぎ、 3四銀なら、ここで 6六歩 ( 5六銀で大丈夫 ) *EOS*
6六歩打	次に 6六歩がある。 5六銀は 3六桂で 同銀が厳しい。 同飛で 7六銀のときに 5五飛で 7八銀は 同金がある。 *EOS*	次に 6六歩が厳しい。 5六銀もある。 3六桂に対しても 同銀と上がって 同飛がある。 7六銀と受けるのは 5五飛から 7八銀がある。 同金が厳しい。 *EOS*
5六銀	5六銀は次に 3六桂 3八飛 5五飛がある。 同銀で 6四桂は 6五銀で 6七金で 5九玉が厳しい。 *EOS*	ここで 5六銀は 3六桂 3八飛に ( 2 ) 5五飛は 同銀 6四桂に ( 1 ) 6五銀 6七金で ( 2 ) 5九玉を狙っている。 *EOS*

3六桂打	次に 3六桂 や 3八飛 が 厳しい。 6七歩成 が 厳しい。*EOS*	先手は 3六桂 が 検討されている。 3八飛 には 6七歩成 を 狙っている。 *EOS*
3八飛	次に 3八飛 が 厳しい。6七歩成 で 同 銀は 3四銀 6五銀で 5五飛で 同 銀を 狙う。*EOS*	15 時頃、3八飛 までの 消費時 間は 6七歩成 があるため、同 銀 ~ 3四銀で 6五銀や 5五 飛がある。同 銀からの 詰めろ になってしまう。*EOS*
3四銀	次に 3四銀 がある。6五銀は 2七銀、4四桂は 5七銀、 3六飛は 6七銀 がある。*EOS*	単に 3四銀 ではなく、6五銀 と 打つ 手がある。2七銀は 4 四桂で 5七銀を 狙う。3六飛 から 6七銀を 狙われる。*EOS*
6五銀	次に 6五銀 が 厳しい。4八銀 は 4四香で 6七銀 ~ 5七玉が ある。*EOS*	控え室では、6五銀 が 検討され ている。4八銀 も 考えられる。 4四香 も 考えられたが、6七銀 を防ぐ 5七玉と される。*EOS*
4八銀打	次に 4八銀 が 厳しい。4四香 は 4三銀、3六飛は 6七金が ある。*EOS*	「これは 4八銀で 4四香で 4三銀で 3六飛や 6七金があ ります」*EOS*
4四香打	次に 4四香 が 厳しい。4三銀 は 6一飛で 詰め。5一玉は 4一飛 がある。*EOS*	次に 4四香 や 4三銀 を 狙って いるの だろう。6一飛の 瞬間 に 5一玉は 4一飛。*EOS*
4三銀	次に 4三銀 や 同香不成 ~ 同金 左を 狙う。3六飛で 6七金は 同香成 6七金に (2) 4二飛 がある。同金左 以下の 詰めろに なっている。*EOS*	21 時頃の 局面。4三銀 なら、 次に 同香不成 や 同金左 が 厳し い。3六飛を 防いでいる。先 手は 6七金としても 同香成と され、6七金に 4二飛は 同 金左。*EOS*
4八飛	次に 同 飛 や 同桂成 が 厳しい 。4三香不成で 4四銀は 3八 飛で 6七金 が 厳しい。5九玉 が 厳しい。*EOS*	次に 同 飛 を 狙う。同桂成は 4三香不成 4四銀 3八飛 (2) 6七金で 5九玉 がある。*EOS*
同桂成	次に 4八桂成 が 厳しい。4三 香不成で 同金左は 次に 4二飛 同金左 4三香成で、6七飛が 厳しい。*EOS*	この 手は 4八桂成で 4三香不成 以下の 詰めろ。同金左だと 4 二飛の 王手 同金左。以下 4三香 成に 6七飛の 一手。*EOS*

5七玉	次に 5七玉が 厳しい。 4四銀は 5四馬で 5八飛が 厳しい。 6六玉で 6七飛は 4八玉で 5八金が 厳しい。 6六玉が 厳しい。 *EOS*	控え室では、 5七玉の瞬間に 4四銀から 5四馬がある。 5八飛に対しては 6六玉 6七飛に ( 1 ) 4八玉は 5八金 6六玉が 調べられている。 *EOS*
6八飛打	次に 6八飛が 厳しい。 6一飛は 5一金、 同玉は 5八金で 4二飛に 同金左がある。 *EOS*	15時過ぎ 6八飛、 藤井は 6一飛ではなく、 5一金と銀を取る。 同玉には 5八金が 厳しい。 4二飛に対し 同金左が 厳しい。 *EOS*
6一飛打	6一飛は次に 5一銀が 厳しい。 4三香不成は次に 5一金打が 厳しい。 4三香不成が 厳しい。 *EOS*	次に 6一飛と出て 5一銀を受けける。 4三香不成は 5一金打 ( 4三香不成がある )。 *EOS*
5一金	次に 5一金や 4三香不成が 厳しい。 同金は 5二銀、 同玉は 6八玉、 5八金がある。 *EOS*	次に 5一金から 4三香不成を狙う。 同金 5二銀の場合も 同玉 6八玉で 5八金の狙いがある。 *EOS*
4三香	次に 同香不成が 厳しい。 同金は 7四角がある。 *EOS*	すぐに 同香不成 同金のときに 7四角の狙いがある。 *EOS*
同金	次に 4三金が 厳しい。 7四角は 3二玉で 5二銀に 同玉で 3二角が 厳しい。 同玉は次に 5二角が 厳しい。 同玉が 厳しい。 *EOS*	16時過ぎの局面。 4三金なら、ここで 7四角がある。 後手は 3二玉として、 5二銀は 同玉と取らせて 3二角 同玉 5二角がある。 しかし、 同玉がある。 *EOS*
5二角打	次に 同角が 厳しい。 同玉は 6三銀、 3二玉は 4三角成がある。 *EOS*	同角はやはり 同玉がある。 ここでは 6三銀 3二玉 4三角成の筋がある。 *EOS*
同玉	次に 5二玉が 厳しい。 6三銀は 4二玉で 6八玉が 厳しい。 5八金が 厳しい。 *EOS*	5二玉。 次は 6三銀 4二玉 6八玉がある。 5八金以下の詰めるになっている。 *EOS*
4四桂打	次に 同桂が 厳しい。 同金は 5三銀で 6一玉 ~ 7二銀がある。 *EOS*	後手は 同桂から 同金 ~ 5三銀を狙う。 6一玉と上がると、 7二銀が見えている。 *EOS*

同金	次に 4四金や 5三銀 ~ 同玉 ~ 5四歩 ~ 5六金として、 6三銀 ~ 4一玉の狙いがある。 *EOS*	控え室では 4四金が検討されて いたが、 5三銀には 同玉が 利かない。 5四歩に 5六金か 6三銀か。 4一玉が厳しいと 言われている。 *EOS*
5三銀打	次に 5三銀が厳しい。 同玉 で 5一飛成は 同銀 6三馬に ( 2 ) 6一玉で 7二銀がある。 *EOS*	20時過ぎ 5三銀までの消費。 同玉なら、先手は 5一飛成に ( 2 ) 同銀以下 6三馬がある 。以下 6一玉は 7二銀からの 詰めろになっている。 *EOS*