

修 士 論 文

解説文中の指し手表現を考慮した 将棋解説文の自動生成モデルの獲得

Learning a Shogi Commentary Generator
from Expert Comments with Move Expressions

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 37-136451 亀甲 博貴

提 出 日 平成 27 年 2 月 5 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。また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と同等、あるいは上回る性能を示している。探索結果は既に人間の教師として局面理解に利用されており、その内容を自然言語によって表現し、プログラムの思考を説明する手法に対する需要は大きい。

本研究では将棋の解説文に着目し、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に比肩しつつあり今後上回ることが予想されるため、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。

本研究では人間による将棋解説文を教師とした解説文生成モデルの自動獲得手法を提案する。与えられた局面に対して発話すべき内容の推定と自然言語文の生成を行う。また解説文と状態空間との対応付け手法を提案する。解説木と候補木という2つの概念を導入し、コンピュータプログラムの探索結果を利用して対応付けを行う。

実験の結果、提案手法により複数の局面に対して有用な解説文の自動生成に成功した。また指し手表現の対応付け手法は解説文生成の教師としてのみでなく幅広い応用の可能性が示された。

目次

第 1 章 序論	1
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	2
第 2 章 関連研究	3
2.1 コンピュータゲームプレイヤの研究	3
2.1.1 ゲーム木探索	4
2.1.2 局面評価	6
2.2 自然言語処理の研究	6
2.2.1 自然言語生成	6
2.2.2 形態素解析	9
第 3 章 データセット	11
3.1 柿木形式	11
3.2 データセットの性質	12
第 4 章 対象を限定した解説文生成モデル	14
4.1 提案手法	14
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	14
4.1.2 解説文生成手法	14
4.2 評価実験	17
4.2.1 形態素解析器の分野適応	17
4.2.2 局面に言及している解説文の抽出	18
4.2.3 特徴的な単語の予測	18
4.2.4 解説文生成	19
第 5 章 指し手表現を考慮した解説文生成モデル	23
5.1 提案手法	23
5.1.1 指し手表現の対応付け手法	23
5.1.2 解説文生成手法	30

5.2	評価実験	31
5.2.1	指し手表現の対応付け	31
5.3	解説文生成	35
5.4	解説中の指し手と実現確率の関係の考察	39
第 6 章	結論	41
6.1	本論文のまとめ	41
6.2	今後の課題	41

目次

2.1	AND/OR 木	4
2.2	ミニマックス木	4
2.3	$\alpha\beta$ 探索	5
2.4	実現確率探索の例	5
2.5	GPS 将棋による解説文	7
3.1	柿木形式 (KIF 形式)	12
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.)	15
4.2	解説文生成モデルのフレームワーク	15
4.3	解説文の探索例	17
4.4	現局面でない局面へ言及しているコメント	19
4.5	戦型に言及する解説文の単語数の頻度分布	20
4.6	左美濃の局面	21
4.7	左美濃にはならなくなった局面	21
4.8	藤井システムの局面	22
5.1	解説文が付与されていた局面	24
5.2	解説文が言及している局面 (▲ 2 六金まで)	24
5.3	解説文と解説木の例	25
5.4	候補木の生成	26
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)	28
5.6	解説木の選択	29
5.7	指し手に関する特徴の例	30
5.8	指し手表現の対応付けの成功例	31
5.9	符号の記載誤りの例	33
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)	34
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)	35
5.12	指し手を含む解説文の単語数の頻度分布	36
5.13	▲ 2 六歩と突いた局面	37

5.14 銀を上げる局面	37
5.15 生成文にずれがある局面	38
5.16 解説中の指し手（青）と実際の指し手（赤）の実現確率	39

表 目 次

3.1	クラスとコメント量の関係	12
3.2	クラスとノイズとなるコメント量の関係	13
4.1	分野適応結果	18
4.2	特徴的な単語予測の結果	19
4.3	生成文の文法上・意味上の主観評価結果	20
5.1	候補木生成の誤り解析結果	32

第1章 序論

1.1 背景

近年では画像 [1], 動画 [2], 市場の変動情報 [3] 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 [4, 5]. 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 [6], 機械学習によって評価関数の重みを自動獲得 [7] することで人間のトッププレイヤーに匹敵する棋力を獲得しており, その評価関数が用いてい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 [8].

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。

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。

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。

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：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ト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。

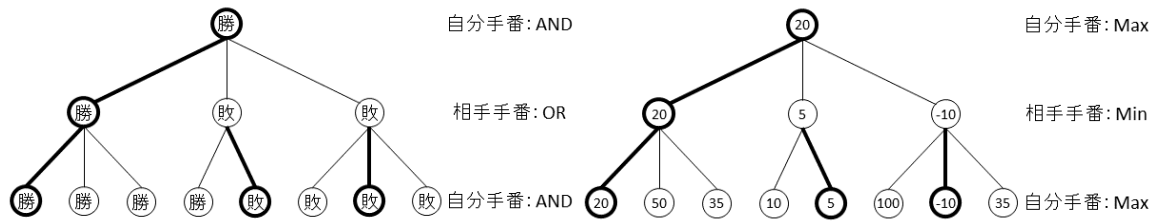


図 2.1: AND/OR 木

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。

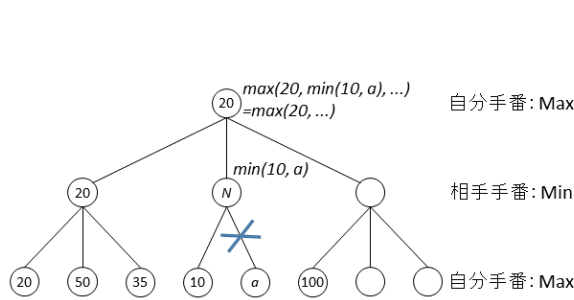
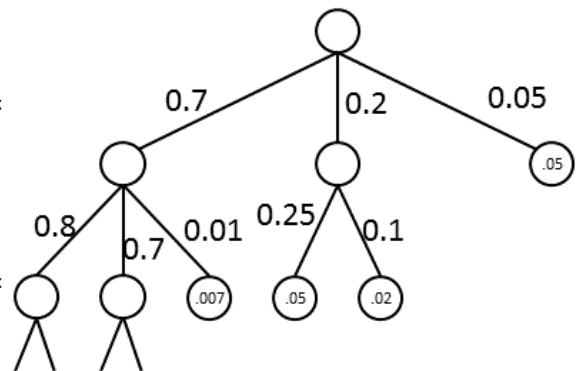
図 2.3: $\alpha\beta$ 探索

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 [9] 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 [10]。

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 [11, 7]。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 [11]、将棋 [7] 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 [6]。将棋プログラムの評価関数が用いる特徴として駒の価値や玉の安全度などのヒューリスティクスが多く用いられていたが、それらの設計には多大な労力を要し、かつ設計者の棋力に依存してしまう。この研究はそれらの特徴の多くが駒の組み合わせ特徴によって表現できることを示した。例えば自駒の銀の斜め後ろに自駒の金があるという 2 駒の組み合わせは互いに駒が効いている好形であり、美濃囲いなどの囲い中によく現れるなど価値の高い組み合わせであると言える。近年の主だった将棋プログラムは、このような複数の駒の組み合わせ特徴を用い、その重みを前節の探索を組み合わせた機械学習 [7] を用いて調整することで精度の高い局面評価関数を獲得している。

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

2.2 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 [12]。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



図 2.5: GPS 将棋による解説文

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 [7] 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 [8]。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 2.5 のように、ミニブログサービスの 1 つである Twitter¹ 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。たとえば詰み筋があつ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。また現状では詰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ない。そういった局面を発見する

¹GPS 将棋のアカウント: <https://twitter.com/gpsshogi>

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ぬが、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。

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 [4] や仮想人間との対話 [13]、ジョークの生成 [14] 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 [15]。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 [1] 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、天気予報データから天気予報を生成する研究がある [4]。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 [16] 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 [17] 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 [18] 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 [19, 20] 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る自然言語生成がロボカップの実況 [21] や天気予報の分野 [22] 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。

2.2.2 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 [23] や MeCab [24] などがある。

2.2.2.1 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²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る、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の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数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。

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。ここでは対局者がど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。

²<http://www.meijinsen.jp/> 2014年2月13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)

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

表 3.1: クラスとコメント量の関係³

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

³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。

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。

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

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「先手の消費時間は〇分」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 [25] 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。

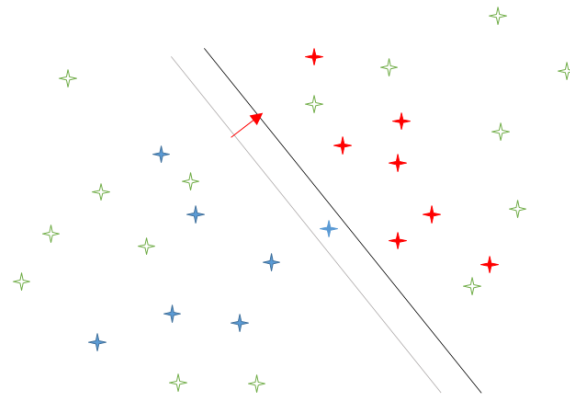


図 4.1: 能動学習のイメージ図 (赤, 青の点はそれぞれラベル付きデータ. 白はラベル無しデータ.)

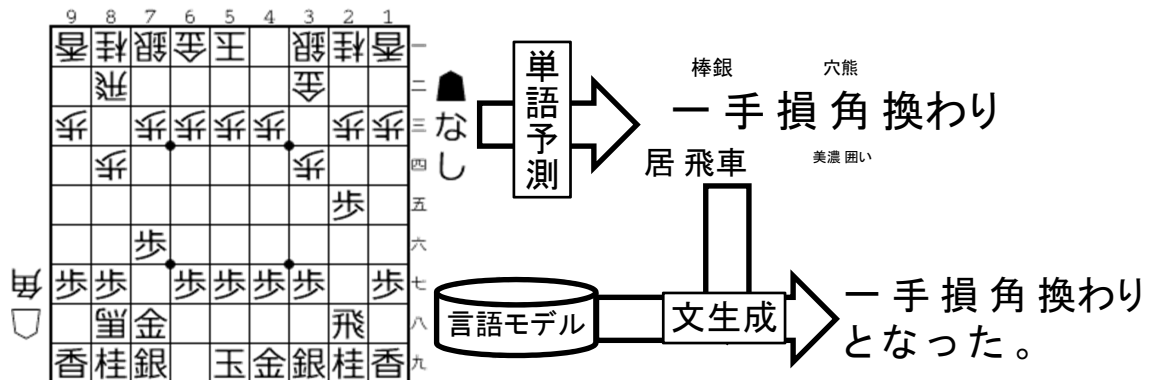


図 4.2: 解説文生成モデルのフレームワーク

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。たとえば自玉

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

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

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、

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

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

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

Vocab : 語彙のインデックス

W_w : 単語 w に対応する重み行列, ϕ : 特徴ベクトル

と定義する。

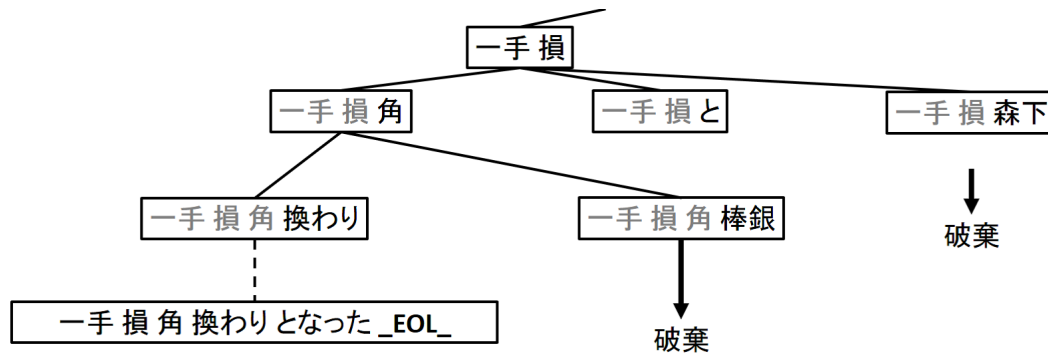


図 4.3: 解説文の探索例

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⁴という知識をもとにする。

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、本研究ではビームサーチ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 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。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 4.1 に示す。[23] 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

⁴「一手損角換わり」と呼ばれる将棋の戦法名の一部

トのモデルでは将棋に関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。

4.2.2 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し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。

4.2.3 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)⁵ 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 4.2 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。

表 4.1: 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

⁵<http://leenissen.dk/fann/wp/> 2014 年 2 月 21 日アクセス

⁶一手損角換わり

⁷ゴキゲン中飛車



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

4.2.4 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 4.3 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

表 4.2: 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 ⁶	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 ⁷	0.57	0.39	0.47

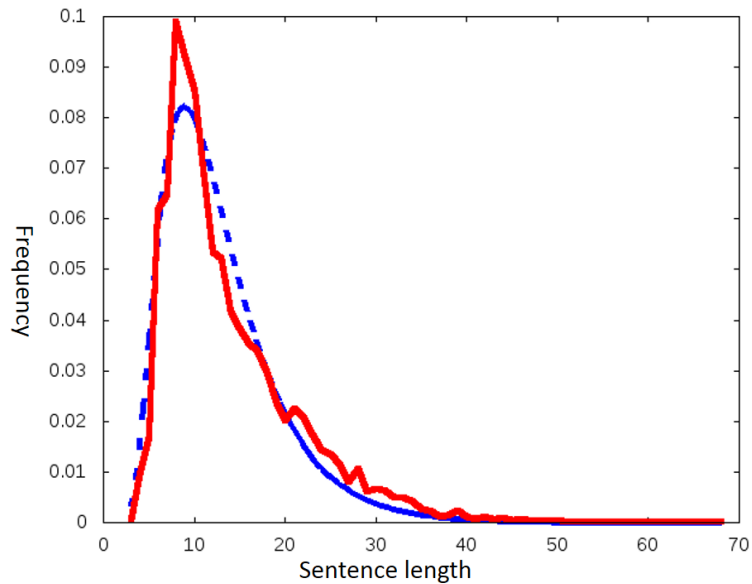


図 4.5: 戦型に言及する解説文の単語数の頻度分布

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

表 4.3: 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

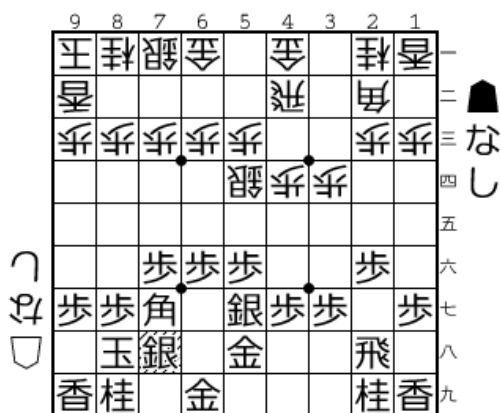
C: 局面と明らかに異なる

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



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：矢倉になりそうだ。

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: 左美濃にはならなくなった局面

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▲6八銀を上がった局面である。この銀を上がることで、“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

単語	値	単語	値
四間	0.851	飛車	0.842
は	0.656		

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

車」と呼ばれる戦法を取っており、人による解説文は其中でも「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。

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、“銀を上がって”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

$(\blacktriangle|\triangle)((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⁸。

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**の概念を導入する。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

⁸参考：<http://www.shogi.or.jp/faq/kiuhyoki.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 六金」) 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 六金とせず仮に手番だけが移った場合に△2 五飛とすることを意味し、「▲2 八歩と使わされてしまう」とはその局面における先手の指し手である。これらの指し手表現の関係をツリー図で表現したものが図 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。



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。

△2五飛と回られては▲2八歩と使わされてしまう。

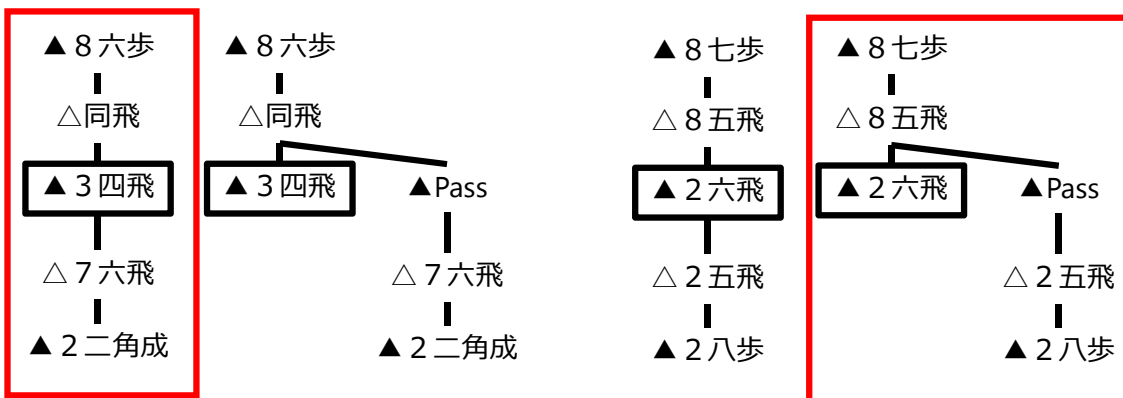


図 5.3: 解説文と解説木の例

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.⁹
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.

⁹本来の将棋のルールではパスは認められていない.

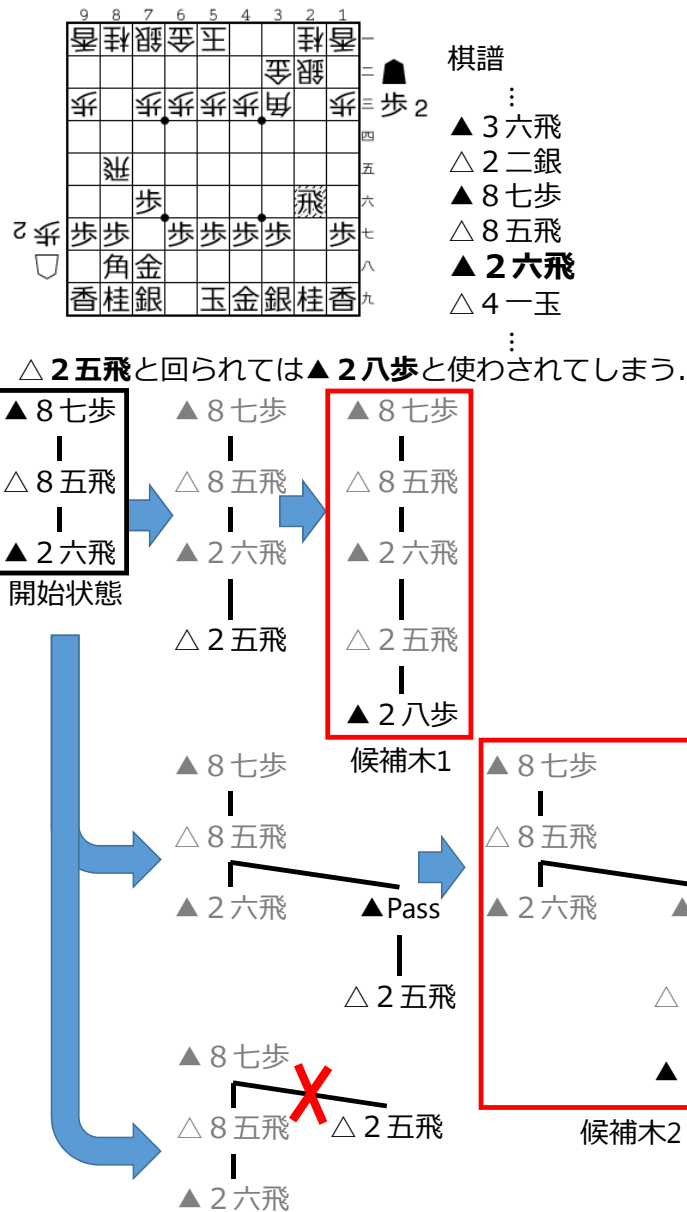


図 5.4: 候補木の生成

- “△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 四同歩は兄弟ノードとする。

- 文の最初の指し手表現をルートノードとする部分木にのみ展開を許す。

候補木の生成例を図 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

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

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

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



解説文：うっかり▲6六玉は△6七金打▲6五玉△7六銀で詰み。狭いほうへ逃げるのは仕方ない。

図 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))

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にする分枝をそれぞれ抑制するため, パスに関する罰則項と分枝に関する罰則項を加えたものを候補木のスコア関数とする. 本研究ではパス1回につき300, 分枝1回につき300を罰則とする¹⁰.

しかし図5.5のように解説文中にあえて悪手を挙げることもある. これは王手をかけられて攻められている先手の玉の逃げ場所についての解説である. 広くて一見逃げ場所が多そうな左側へ逃げたいように思えるが, ちゃんと考えると左へ逃げると詰んでしまうため逃げられない, ということを解説している. このように主にアマチュア向けの解説で, 「いかにもうっかり指しそうな手であるが実はちょっと考えると悪いことが分かる手」などがこれに当たる.

例を図5.6に示す. 候補木を図5.6中の青枠のように, 木のルートノードあるいは分枝したノードからそれぞれの手順に分割する. それぞれの手順中のパスを除く全ての指し手を評価し, その評価値が最悪のものを除いて全て足し合わせる. 候補木中の全ての手順について評価値の総和を計算し, それらを足し合わせる. $Score(Tree)$ が最も小さい $Tree$ が悪手を含まない候補木であるとして解説木とする.

図5.6の例では, 候補木1は▲2六飛の局面で△2五飛とするのが飛車をただで渡す悪手であり, かつその後に▲2八歩とするのはただで取れる飛車を取らないばかりか逆に相手に飛車をただで渡す上に歩を自陣に打つ悪手であるため, この木のスコアは大きくなる. 一方で候補木2中の指し手はそれぞれの局面において有力な指し手であるため, パスや分枝の罰則項が加わってもスコアは低く, この候補木が解説木として選択される.

¹⁰歩の評価値が約100.

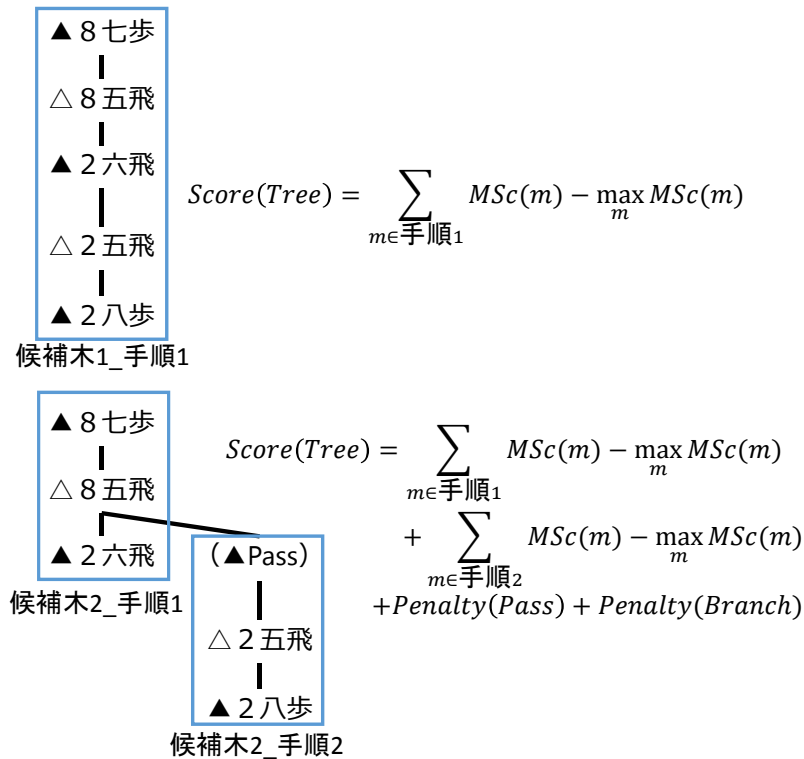


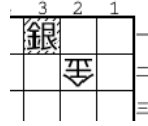
図 5.6: 解説木の選択

5.1.1.4 解説文と状態空間との対応付け

解説文中の指し手表現とその他の解説文との関係は

- 指し手表現の前に対応する解説文
 - 例) 美濃崩しの▲ 7 四柱
- 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しうる。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



(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

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「に取る駒がなくおわってしまう。」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

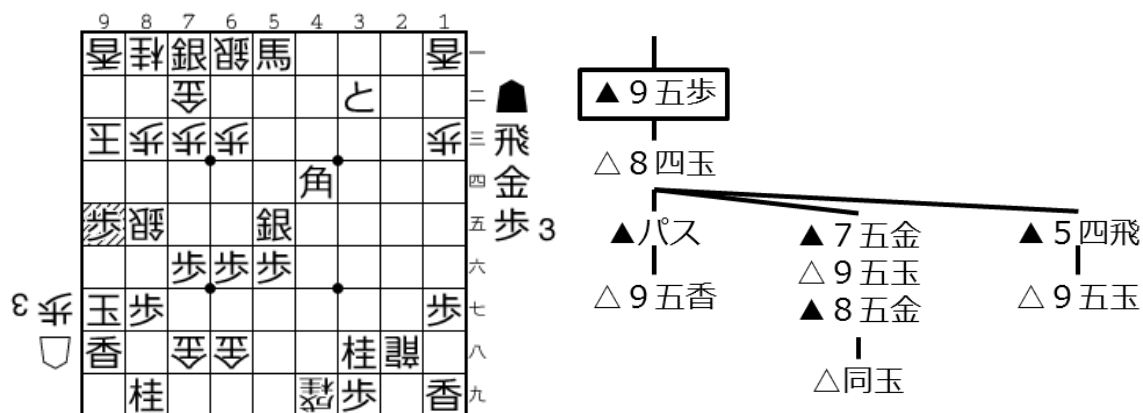
という2点のため学習に用いられる解説文は全て学習に有効であることが期待できたが、上記の紐づけでは意味のない解説文を学習することになりかねない。そこで学習に用いる解説文は一定の長さ以上であるという制約を設ける。

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。



解説文：(略) △8四玉が次の一手のような絶妙手。先手玉には△9五香の詰めろがかかり、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

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。

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。

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



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

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



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）

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

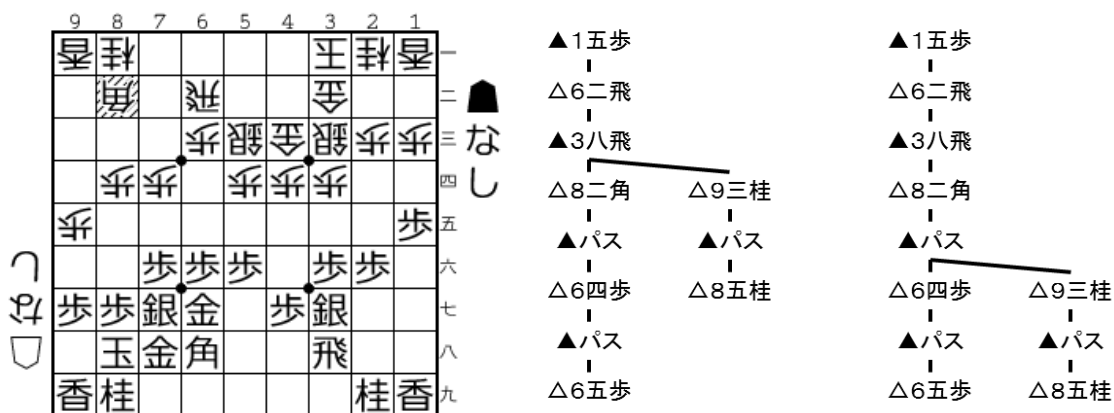
少なくとも 1 個の候補木の生成に成功した局面と解説文に対して、将棋プログラムの評価値を用いて解説木の選択を行った。実験には将棋プログラム“激指”¹¹を用いた。探索深さは親ノードで 8、1 手進めた子ノードで 7 とした。

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

¹¹<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)

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 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 単語以上のもの限定し、 $P(\text{len}(S) = n) = 0(n < 15)$ とした。

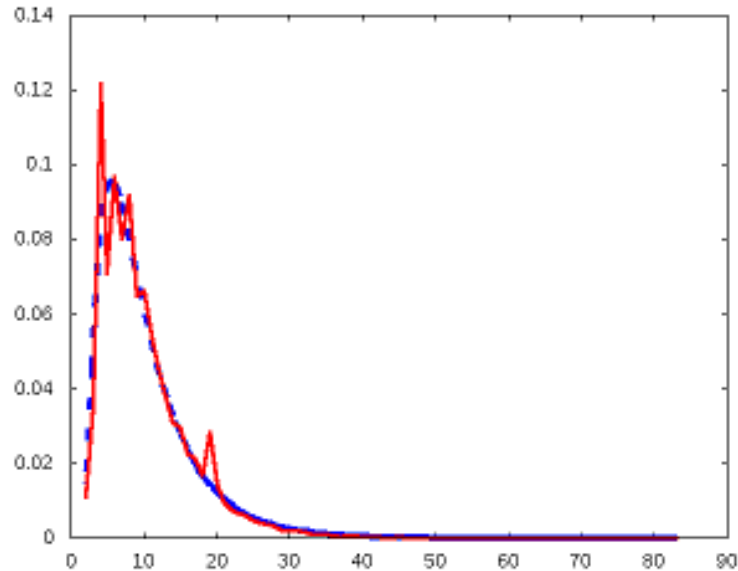


図 5.12: 指し手を含む解説文の単語数の頻度分布

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



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：と銀を上がって、いこうと、このとだろ

図 5.14: 銀を上がる局面

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ている。これは言語モデルが2単語前までしか見ておらず、また文長を15単語以上に制限してしまっているため同じフレーズを繰り返すことが最も生成確率が大きいと判断されてしまったことによると思われる。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



指し手：▲ 7 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

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、与えた入力が示す動作の説明に終わっている。指し手の狙いを解説するためには指し手と対応するまさにその局面だけではなく、例えば5五の歩を取り合う探索の結果などゲームの状態の情報が必要であろうと考えられる。

図 5.15 の局面に実際に指された手である▲ 7 八金を与えて生成された解説文は、▲ 7 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、▲ 7 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▲ 7 八金とする囲い方を「早囲い」と呼ぶ。そのためこの局面で「▲ 7 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▲ 7 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。

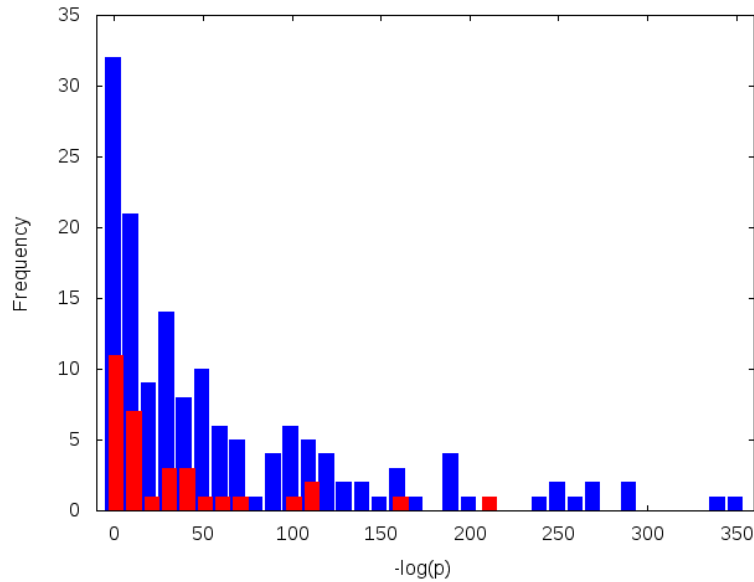


図 5.16: 解説中の指し手 (青) と実際の指し手 (赤) の実現確率

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¹²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为实现確率の高い部分に集中していることが分

¹²<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。

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

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

第6章 結論

6.1 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。

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。

6.2 今後の課題

今後の課題として、指し手表現の対応付け手法の改善が挙げられる。ゲームの状態と解説文の対応付け精度は学習データの精度に直結するため、機械学習ベースの本提案手法において非常に重要である。また解説木は人間が指し手を検討する際に実際に考えている部分木であると捉えることができるため、単に教師データ生成のためのみならず解説の対象とする局面の決定などより高度な解説文生成のためには高精度の解説木獲得手法が求められる。ルールベースの候補木列挙手法は合法手の拡張などルールの改善によってより多くの候補の列挙が期待できるが、候補数が増加するため解説木選択における誤りの増大に繋がらう。今後は適切なルールの拡張の検討を行っていく。また解説木の選択の際に局面の評価値以外の情報を用いることも考えられる。実現確率の情報は、考察

の結果非常に有効であることが期待できる。また解説木中に現れやすい指し手や局面の機械学習による推定を検討していく。

解説文生成モデルの改善も今後取り組む課題である。第一に言語モデルの改善が求められる。本論文で示した通りトライグラム以下の情報を用いると 3 単語以上離れた箇所での発話内容を文の評価に含むことができないという欠点がある。これは比較的長い文を生成する際には回避しがたい問題である。しかし N グラムの幅を単に広げるだけでは、学習データが限られている以上非常にスパースな言語モデルとなってしまう。そこで文全体を評価するモデルや過去の情報を保持するモデルの文生成への適用を検討したい。第二に発話内容の推定精度の向上が必要である。本研究では現局面に関する特徴のみを用いており、その結果戦型のような現局面を見ることで判断できる内容や駒の動きなど直前の動きへの言及は獲得できている。しかし人間のプレイヤーもコンピュータプログラムも同様に現局面のみからではなく先読みによって指し手を決定しており、指し手の説明のためにはこのような先読みの情報は不可欠である。コンピュータプログラムの先読みは、指し手を 1 回決定するたびに数百万局面から数億局面以上のオーダーで先読みを行っており、この情報の全てを用いて文生成を行うのは計算量の制約から現実的ではない。そこで必要と思われる局面に限って先読みに関する特徴を設計する、あるいは巨大な探索木の中から解説に必要であろう局面を自動的に抽出するモデルを提案するなどの手法によって先読み情報を解説文生成に応用することを検討する。

本研究が提案した解説文生成モデルは、解説文生成の課題を簡易化して考えている。現状の解説文生成モデルは、局面と指し手を与えたらそれらに関する解説文を必ず 1 つ生成し、その解説文中には与えた指し手以外に指し手符号を含まない。人間によって付与される解説文と同等の文生成を行うためには、

- 解説文が付与されるべき局面に付与され、不要な局面には付与されていない
- 解説文中に指し手符号を含み、与えられた局面以外に言及すべき局面へ言及している

といった課題が残されている。特に与えられた局面以外の言及すべき局面を決定し言及することで、指し手符号を含む解説文生成が可能となる。言及すべき局面の決定手法として、本研究で提案した解説木を与えられた局面のみから生成しそれに応じて文生成を行う手法が考えられる。本研究で獲得した解説木を元に、局面から解説木を生成する手法を検討したい。

参考文献

- [1] Nitish Srivastava and Ruslan Salakhutdinov. Multimodal Learning with Deep Boltzmann Machines. In *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, pp. 1–9. 2012.
- [2] Haonan Yu and Jeffrey Mark Siskind. Grounded language learning from video described with sentences. In *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 53–63, 2013.
- [3] 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.
- [4] Somayajulu G. Sripada, Ehud Reiter, and Ian Davy. SUMTIME-MOUSAM: Configurable Marine Weather Forecast Generator. *Expert Update*, Vol. 6, No. 3, pp. 4–10, 2003.
- [5] 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.
- [6] 金子知適, 田中哲朗, 山口和紀, 川合慧. 駒の関係を利用した将棋の評価関数. 第8回ゲームプログラミングワークショップ, pp. 14–21, 2003.
- [7] 保木邦仁. 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.
- [8] 金子知適. コンピュータ将棋を用いた棋譜の自動解説と評価. 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 11, pp. 2525–2532, 2012.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Gerald Tesauro. *Comparison Training of Chess Evaluation Functions*, pp. 117–130. Nova Science Publishers, Inc., 2001.

- [12] Aleksander Sadikov, Martin Možina, Matej Guid, Jana Krivec, and Ivan Bratko. Automated Chess Tutor. In *Proceedings of the 5th International Conference on Computers and Games*, pp. 13–25, 2006.
- [13] David DeVault, David Traum, and Ron Artstein. Making Grammar-Based Generation Easier to Deploy in Dialogue Systems. In *Proceedings of the 9th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue*, pp. 198–207, 2008.
- [14] 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.
- [15] Mark J. Huiskes and Michael S. Lew. The mir flickr retrieval evaluation. In *Proceedings of the 1st ACM International Conference on Multimedia Information Retrieval*, 2008.
- [16] 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.
- [17] Stanley F Chen and Joshua Goodman. An empirical study of smoothing techniques for language modeling. In *Proceedings of the 34th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 310–318, 1996.
- [18] Noam Chomsky. Three models for the description of language. *Information Theory, IRE Transactions on*, Vol. 2, No. 3, pp. 113–124, 1956.
- [19] Ioannis Konstas and Mirella Lapata. Concept-to-Text Generation via Discriminative Reranking. In *Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 369–378, 2012.
- [20] Ioannis Konstas and Mirella Lapata. Unsupervised concept-to-text generation with hypergraphs. In *Proceedings of the 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 752–761, 2012.
- [21] David L. Chen and Raymond J. Mooney. Learning to sportscast: A test of grounded language acquisition. In *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning*, pp. 128–135, 2008.
- [22] Gabor Angeli, Percy Liang, and Dan Klein. A simple domain-independent probabilistic approach to generation. In *Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 502–512, 2010.

-
- [23] Graham Neubig, Yosuke Nakata, and Shinsuke Mori. Pointwise prediction for robust, adaptable japanese morphological analysis. In *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 529–533, 2011.
- [24] 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.
- [25] Burr Settles. Active learning literature survey. *University of Wisconsin, Madison*, 2010.

発表文献

査読付き論文誌

1. 亀甲博貴, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆. 対数線形言語モデルを用いた将棋解説文の自動生成. 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.11, pp.2431-2440, 2014年11月.

査読付き会議論文 (Extended Abstract による)

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, pp.202-209, 2014年11月.
3. 亀甲博貴, 浦晃, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆. 将棋解説の自動生成のための局面からの特徴語生成. 第18回ゲームプログラミングワークショップ, pp.36-43, 2013年11月.

査読無し会議論文

4. 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, pp.943-946, 2014年3月.

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3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。

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。

京都大学の森信介准教授には、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。

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。研究室にいらっしや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である浦見先輩には、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2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も頻繁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。

最後に、学生生活を続けることを応援し続けてくれる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。

平成27年2月5日