

局面に対応したコメント検索を用いた 大規模言語モデルによる将棋解説文生成

大田 皐介^{1,a)} 中沢 実¹

概要：将棋 AI の発展により、局面の勝率や最善手が示されるようになった。しかし、局面を理解するためには依然として高い将棋の知識が必要であり、自然言語による説明があれば、局面理解の助けになることが期待できる。本研究では、局面と棋譜コメントの類似度を予測するモデルと大規模言語モデルを用いて、自然言語による将棋解説文生成の手法を提案する。定量的評価や生成された解説文についてアンケートによる主観的評価により生成された解説文について評価を行い、有用な解説文生成が行える局面について確認した。

Shogi Commentary Generation Using a Large Language Model with Position-Based Comment Retrieval

OTA KOSUKE^{1,a)} NAKAZAWA MINORU¹

Abstract: With the advancement of Shogi AI, it has become possible to display the winning probability and the best move for a given position. However, understanding a position still requires a high level of Shogi expertise. If natural language explanations were available, they could help players and learners better understand the game situation. In this study, we propose a method for generating natural language commentary on Shogi positions using a model that predicts the similarity between board positions and commentary text, combined with a large language model. Through quantitative evaluations and subjective assessments via questionnaires, we verified the effectiveness of the generated commentary and identified situations in which useful explanations can be produced.

1. はじめに

近年の将棋 AI の発展により、棋士の対局中継に将棋 AI が output した局面の勝率や最善手が示されるようになっていく。また、棋士やアマチュアを問わず将棋 AI が将棋の局面研究に利用されている。しかし、将棋 AI は局面の勝率や指し手を出力するのみであり局面を理解するためには依然として高い将棋の知識が必要である。自然言語による説明が将棋 AI の出力と同時に得ることができれば局面理解の助けになると考えられる。

将棋やチェスの解説文生成に取り組んだ先行研究では、

将棋 AI の読み筋を言語モデルの入力に含めることで解説文の生成を行ったもの [4] やチェス AI が局面の注目している概念を抽出しチェス AI の読み筋とともに大規模言語モデルのプロンプトに含めること [7] で解説文の生成を行った。これらは、戦型や囲いに関する説明や指し手の説明は教師データと同等の説明が行われているが、現在の局面から明示的に得られない説明は難しいという課題がある。

本研究では、大規模言語モデルを用いて自然言語による解説文の生成を行った。大規模言語モデルは自然言語を生成するタスクにおいて優れた性能を示している一方で、誤った情報を生成するハルシネーションを起こすという課題がある。この課題を軽減し、生成された文章の正確性を向上させる手法として RAG (Retrieval-Augmented Generation) が提案されている。RAG は、質問内容に關

¹ 金沢工業大学
Kanazawa Institute of Technology, Nonoiichi, Ishikawa 921-8501, Japan
a) c6500562@st.kanazawa-it.ac.jp

連するテキストを事前に構築されたデータベースから検索し、その結果を基に大規模言語モデルが回答を生成する手法である。[1]。

棋士の対局の棋譜中継には、将棋に精通している観戦記者や対局者以外の棋士による解説文が記載されている。解説文には、指し手の狙いや指し手の説明、局面の形勢など様々な説明が含まれている。

本研究では、これらの解説文からデータベースを構築し、ユーザからの入力局面をクエリとして解説文の検索を行う。検索によって得られた類似局面の解説文を大規模言語モデルに参照させることで、将棋解説文を生成する手法を提案する。また、局面に対応する過去の棋譜コメントの予測結果を参考にし、有用な局面の解説文が生成できることを確認した。

2. 関連研究

画像とテキストの関連付けを行うモデルとして、OpenAI が開発した Contrastive Language–Image Pre-training(CLIP)[2] がある。CLIP は、画像エンコーダとテキストエンコーダによって構成されるモデルであり、それぞれのエンコーダから得られる埋め込みベクトルからコサイン類似度を計算し、画像とテキストの対応関係を学習している。画像エンコーダには Residual Network または、Vision Transformer(ViT) を利用したモデルが提案されている。テキストエンコーダには Transformer を採用している。データセットとして WebImageText(WIT) と呼ばれるインターネット上から収集された約 4 億の画像とテキストのペアを作成している。学習時には画像とテキストをそれぞれのエンコーダに入力し、得られた埋め込みベクトルからコサイン類似度を計算する。画像とテキストがペアであるものはコサイン類似度が最大となり、ペアでないものはコサイン類似度が最小となるように学習を行う。

亀甲ら [3] は、局面と解説文のペアを教師データとして局面の特徴語を予測する 3 層パーセプトロンを学習させた。これと対数線形言語モデルを組み合わせて将棋解説文を生成する手法を提案している。これにより局面を説明するために必要な単語を捉えた 1 文を生成した。しかし、解説文を生成する対象局面が序盤の局面に留まっていることや自然な文章の解説文を生成することが難しいという課題がある。本研究では、序盤から終盤までの棋士の棋譜に付与されている解説文を大規模言語モデルに参照させることで、序盤だけに留まらず多様な局面に対して解説文の生成を行った。

山内ら [4] は、将棋手順と将棋 AI による予測手順を言語モデルの T5 に入力することで、解説文生成を行っている。戦型予測、最善手予測、解説文生成というタスクで学習した T5 モデルを使用している。データセットとして順位戦・名人戦の解説文が付与された棋譜を用いている。将棋

AI の予測手順を含めることにより、解説文中での指し手の表現について正確な解説文の生成を行っている。また、入力局面の戦型や囲いに対する解説文の生成を行っている。しかし、初期配置から入力局面に至るまでの手順のみを入力としているため、ユーザが知りたい情報を含む解説文を生成することが難しいという課題がある。本研究では、局面情報は類似局面の棋譜コメントを検索するために用い、ユーザは大規模言語モデルにプロンプトを入力することで、ユーザが知りたい情報を含む解説文の生成を行った。

また、チェスにおいてもチェス AI を活用した解説文の自動生成が行われている。Zang ら [6] は、チェス AI から得られる局面の埋め込みベクトルを用いて解説文を生成する手法を提案している。オンラインチェスフォーラム^{*1}から収集した指し手とユーザが生成した棋譜コメントを教師データとして利用し解説文生成を行っている。このサイトでは、自由にコメントを投稿できるため多くのコメントを収集できる一方、局面状態に正確なコメントを取得することが難しいという課題がある。

Kim ら [7] は、チェス AI が出力時に注目しているキングの安全度などの概念を抽出し、チェス AI の読み筋とともに大規模言語モデルのプロンプトに含めることで解説文生成を行っている。

3. 提案手法

本研究では、次のような手順で大規模言語モデルによる解説文生成を行った。

- (1) 局面と棋譜コメントの関連を学習するモデルを作成する。
- (2) 前述したモデル（以下、Shogi-CLIP と呼ぶ。）を用いて入力局面に関する棋譜コメントを検索する。
- (3) 入力局面を将棋 AI に入力し読み筋を取得する
- (4) 入力局面から検索し得られた棋譜コメントと将棋 AI の読み筋をプロンプトに含め、大規模言語モデルがユーザからの質問に応じた解説文生成を行う。

図 1 に提案手法の概要を示す。

3.1 データセット

本研究では、データセットとして用いるために表 A-1 に示す棋士、女流棋士の棋戦から合計 15,489 局の棋譜を収集した。収集した棋譜コメントには、対局会場に関する記載や対局者の昼食や夕食に関する情報など局面に直接関係のないコメントも含まれているため [4] と同様にキーワードマッチングによる不要な文の削除を行った。不要な文を削除するためのキーワードを表 A-2 に示す。表 A-2 のキーワードに加えて都道府県名も除外キーワードに含めている。キーワードによる除外後の棋譜コメントが付随し

^{*1} <https://gameknot.com/>

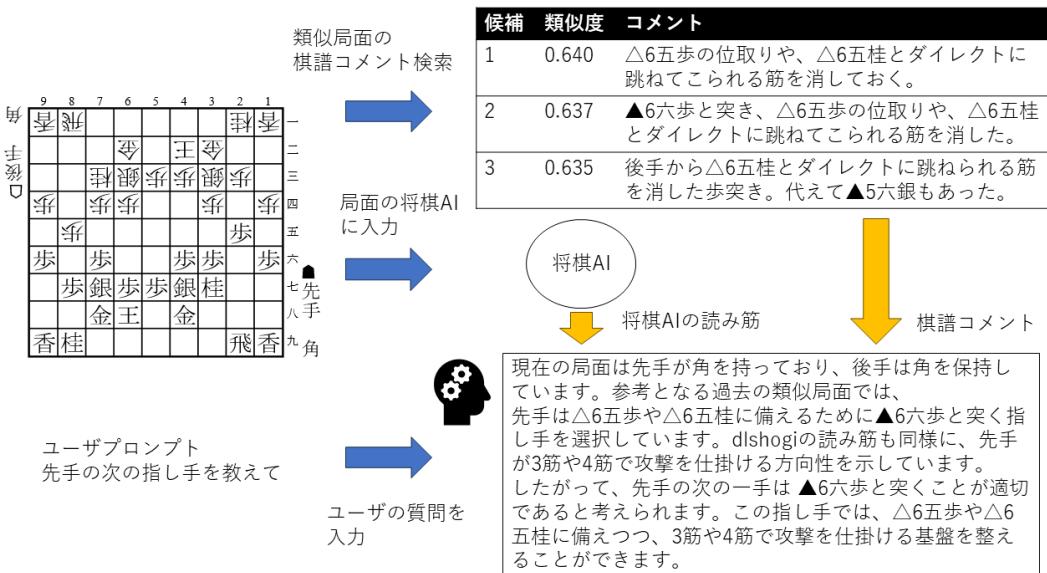


図 1 提案手法の概要

た約 65 万局面、約 116 万文をデータセットとして用いた。1 つの局面に複数文の棋譜コメントが記載されているものは文単位に分割し、1 局面に 1 文の棋譜コメントが対応するようにデータセットを作成した。

3.2 Shogi-CLIP

Shogi-CLIP は、局面エンコーダとテキストエンコーダからなるモデルである。局面エンコーダに dlshogi^{*2} の入力層と中間層、テキストエンコーダに日本語事前学習済の BERT を用いた。dlshogi は文献 [8] で公開されている教師データを用いて学習したモデルを用いた。Shogi-CLIP の学習には、3.1 節で述べたデータセットの 8 割を訓練データとして使用し、2 割をテストデータとして利用した。

局面エンコーダの出力は、dlshogi モデルの中間層から得られる特徴ベクトル $192 \times 9 \times 9$ 次元を 1024 次元に変換し L2 正規化したベクトルである。テキストエンコーダの出力は、BERT の CLS トークンに対応する埋め込みベクトル 768 次元を 1024 次元に変換し、L2 正規化したベクトルである。これらのベクトルからコサイン類似度を計算し、局面と棋譜コメントがペアである組み合わせのコサイン類似度を最大化し、ペアでない組み合わせのコサイン類似度を最小化するように学習を行った。

局面に関連した棋譜コメントを検索するために、収集した棋譜に記載された棋譜コメントの埋め込みベクトルを生成する。この埋め込みベクトルは、学習済の Shogi-CLIP のテキストエンコーダにより生成し、ベクトルデータベースとして保存する。

3.3 大規模言語モデルを用いた解説文生成

ユーザプロンプトと入力局面から大規模言語モデルによる解説文を生成する。大規模言語モデルには、ELYZA-japanese-Llama-3-8b を用いた。ユーザプロンプトには、ユーザからの質問と Shogi-CLIP から出力された類似局面の棋譜コメント、入力局面からの dlshogi の読み筋、入力局面の局面図が含まれる。入力局面の局面図は BOD 形式で入力する。BOD 形式は、Kifu for Windows^{*3}等で使用されるテキストデータで局面を表記する局面フォーマットである。将棋局面は Shogi-CLIP の局面エンコーダに入力する。局面エンコーダから出力された埋め込みベクトルと、ベクトルデータベース内の棋譜コメントの埋め込みベクトルとのコサイン類似度を計算することで、局面との類似度が高い棋譜コメントを検索する。検索し得られた棋譜コメントを参照し、dlshogi の読み筋を今後の展開予測として入力することでユーザからの質問に応じた将棋解説文を生成する。

4. 実験

4.1 局面に対応した棋譜コメント検索

Shogi-CLIP を用いて、図 2 との類似度が高い棋譜コメントの検索を行った。検索された棋譜コメントを表 1 に示す。図 2 は後手が三間飛車に構えた局面であり、表 1 から検索された棋譜コメント全てに後手の三間飛車というキーワードが含まれていることから、局面と棋譜コメントとの関連を Shogi-CLIP は捉えていると考えられる。

Shogi-CLIP による局面に対応した棋譜コメントの検索について Recall@k を用いて評価した。Recall@k は情報検索の評価指標で、モデルが提示した上位 k 件のデータ中に

^{*2} <https://github.com/TadaoYamaoka/DeepLearningShogi>

^{*3} <https://kakinoki.o.oo7.jp/Kifuw7.htm>



図 2 後手三間飛車の局面

表 1 Shogi-CLIP による類似コメント候補

候補	類似度	コメント
1	0.619	戦型は後手の三間飛車に先手の居飛車。まずは玉を囲っていく。
2	0.608	戦型は後手の三間飛車、対する先手の先手は▲7八玉と、玉を3筋から遠ざける。
3	0.598	戦型は対抗形。後手の三間飛車に対し、先手は居飛車に構えて棋風どおりの展開になっている。

表 2 各モデルにおける Recall@k の比較

モデル	Recall@1	Recall@5	Recall@10
Shogi-CLIP	0.0587	0.1394	0.1910
mxbai-embed-large	0.0351	0.1026	0.1246

後手は「三間飛車」という戦型を採用しています。
これは飛車を3筋に配置し、攻撃の幅を広げる形です。
まずは玉を囲い、安全な立場を確保したうえで、
攻め込むタイミングを見計らう作戦です。

図 3 生成された解説文

どれだけ正解データが含まれているかを評価する指標である。評価データには Shogi-CLIP のテストデータを用いた。評価結果を表 2 に示す。比較のため、テキスト埋め込みモデルである mxbai-embed-large[5] による棋譜コメント検索の評価も行った。

表 2 から、Shogi-CLIP の方がコメント検索精度が高いことが分かる。Shogi-CLIP は将棋 AI による特徴ベクトルを用いているのに対し、mxbai-embed-large では、局面文字列の埋め込みベクトルからコメント検索を行ったため、Shogi-CLIP の方がより局面に合致したコメントを検索できていると考えられる。

4.2 将棋解説文生成

図 2 の局面において、提案手法を用いた解説文生成を行った。ユーザプロンプトに“後手の作戦は何ですか？”を入力すると、図 3 に示す解説文が生成された。

生成文は“後手は「三間飛車」という戦型を採用しています。”と戦型を正しく説明しており、Shogi-CLIP で検索された棋譜コメントのキーワードを活用している。

表 3 ROUGE-L による各手法の評価結果

手法	F1	Precision	Recall
提案手法	0.1564	0.1162	0.3867
比較手法	0.1558	0.1192	0.3564
ELYZA-japanese-Llama-3-8b	0.0352	0.0474	0.0384

4.3 生成された解説文の定量的評価

生成された解説文について、3.1 節で述べたデータ・セットのテストデータを用いて定量的評価を行った。テストデータに含まれる局面について、実際に付与された棋譜コメントとどの程度一致しているのかについて ROUGE-L を用いて評価を行った。ROUGE-L は、生成文と参照文との最長共通部分列によって評価する指標である [9]。提案手法により生成された解説文と、比較のため dlshogi の読み筋から生成された解説文、ベースラインとして ELYZA-japanese-Llama-3-8b に局面図を入力して得られた解説文を用いて評価を行った。ユーザからの質問は、“この局面について解説してください”に統一して解説文生成を行った。

得られた結果を表 3 に示す。 ELYZA-japanese-Llama-3-8b に局面図を入力して得られた生成文と比較すると、提案手法は実際に付与された棋譜コメントとの共通部分が多いことが分かる。提案手法と比較手法を比較すると、ROUGE-L のスコアに大きく差は見られなかった。これは、比較手法では入力した読み筋がそのまま出力され、テストデータ中の棋譜コメント中の符号と一致する表記が多く出力されたためであると考えられる。

4.4 生成された解説文のアンケートによる主観評価

ROUGE-L を用いた定量的評価では、提案手法によって生成された解説文が分かりやすい説明ができるか、局面の状況を正確に説明できているかについて評価することができなかった。そのため、アンケートを用いた人手評価によって生成された解説文について評価を行う。

アンケートでは、データセットに含まれない 2025 年 6 月に指された順位戦から 9 つの局面を抽出し解説文を生成し評価を行った。多様な局面について評価を行うため、相居飛車、相振り飛車、対抗系と呼ばれる戦型となった棋譜の序盤、中盤、終盤の局面について 1 つずつ選択し、計 9 つの生成された解説文についてアンケートを用いた人手評価を行った。提案手法により生成された解説文と、比較のため dlshogi の読み筋とユーザプロンプトから生成された解説文について評価を行った。ユーザプロンプトは提案手法と比較手法のどちらも“この局面について解説してください”とした。評価者には解説文が生成された局面図と生成された解説文を提示し質問に回答してもらった。

評価者は金沢工業大学団碁・将棋部の部員 8 名に協力してもらった。実施したアンケートでは最初に回答者の棋力について有段者、級位者、初心者から選択し回答しても

表 4 評価アンケートの内容

Q1	生成された解説文は分かりやすい説明がされていますか。
Q2	生成された解説文は局面を正確に説明できていますか。
Q3	生成された解説文は日本語として自然ですか。
Q4	生成された解説文は局面を理解するために役立つと思いますか。

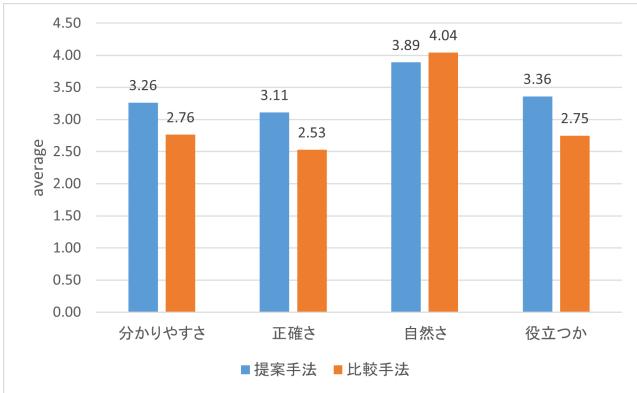


図 4 回答者全体のアンケート結果

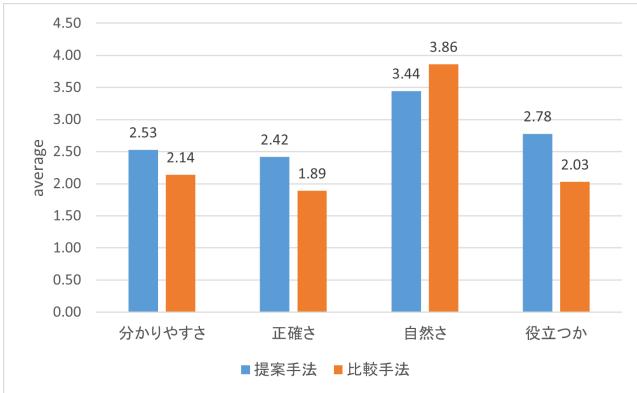


図 5 有段者のアンケート結果

らった。生成された解説文について質問した内容を表 4 に示す。表 4 に示した 4 つの質問を生成された解説文に対してそれぞれ行い、1 が最も低く、5 が最も高い 5 段階の評価で回答してもらった。また、生成された解説文について自由記述による回答もしてもらった。

アンケートの回答者 8 名の棋力は有段者 4 名、級位者 4 名であった。各質問について回答者全体の平均の結果を図 4 に示す。有段者の回答の結果を図 5 に示す。級位者の回答の結果を図 6 に示す。

図 4 の結果から提案手法の方が比較手法より分かりやすさ、正確さ、役立つかの項目において評価が高くなかった。しかし、生成された解説文の自然さという点では提案手法は比較手法よりも評価が低い結果となった。

これは、中盤や終盤の局面では、入力局面との類似度が低い局面の棋譜コメントを参照してしまったため、dlshogi の読み筋を参照した際の符号と整合性が保たれず、局面に沿った符号を用いて説明を行うことができなかつたためであると考えられる。比較手法の場合は、dlshogi の読み筋

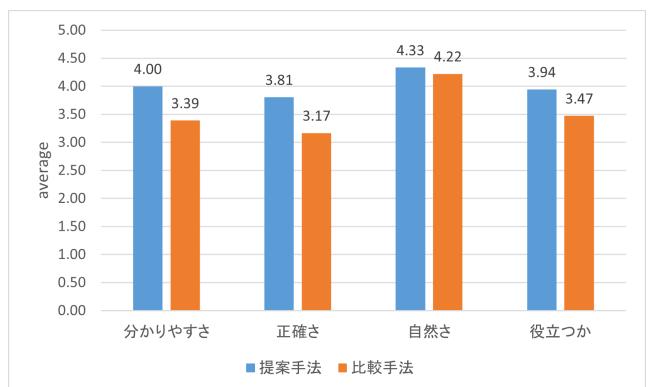


図 6 級位者のアンケート結果

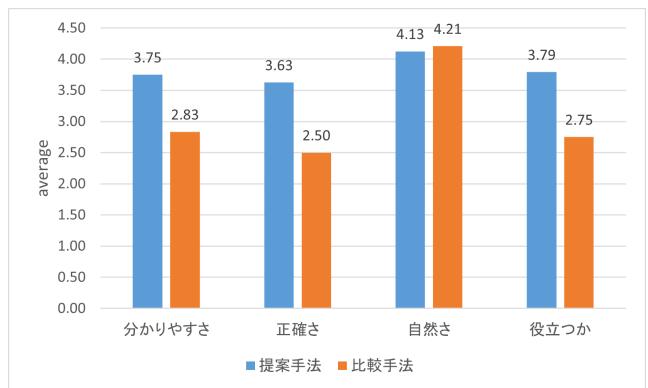


図 7 序盤の局面におけるアンケート結果

を参照しているため局面に沿った符号での説明が行えたため、自然な説明が比較的行えたと考えられる。

図 5、図 6 の結果から提案手法について、各質問で得られた評価は有段者の方が級位者よりも低い結果となった。これは、主語が先手であるが、解説文の内容が後手の指し手について説明を行ってしまうことや将棋用語の使い方が不自然であったためであると考えられる。また、中盤、終盤の局面における解説では、長い文章になると文章全体での文脈の整合性や入力局面との整合性を保つことが難しくなった点を有段者の方がより感じたためであると考えられる。

次に、アンケートで提示した序盤、中盤、終盤の局面について得られた回答者全体の結果について述べる。序盤の局面について得られた結果を図 7 に示す。中盤の局面について得られた結果を図 8 に示す。終盤の局面について得られた結果を図 9 に示す。

図 7 の結果から、序盤の局面においては提案手法が比較手法よりも分かりやすさ、正確さ、局面の理解に役立つかの項目で高い評価を得た。これは、Shogi-CLIP による類似局面の棋譜コメントを検索することで、入力局面に応じた戦型や囲い等の将棋用語を適切に用いて説明することができたためであると考えられる。序盤の局面では定跡通りに進行するが多く、戦型ごとに類似局面が多く存在し Shogi-CLIP による検索対象となる棋譜コメントが多く存

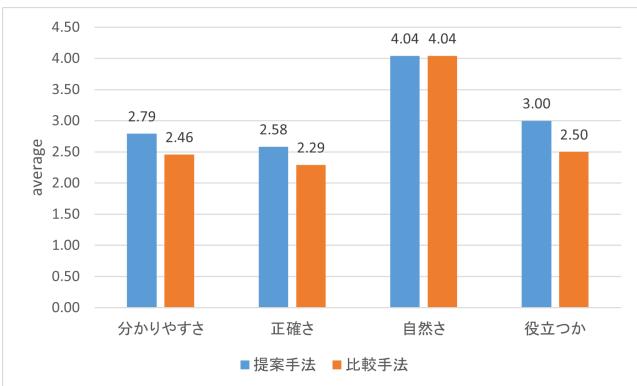


図 8 中盤の局面におけるアンケート結果

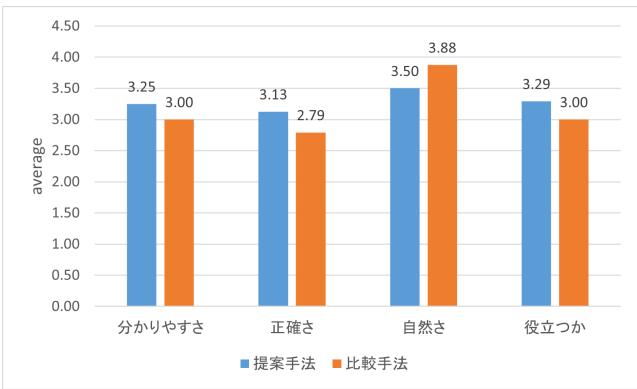


図 9 終盤の局面におけるアンケート結果

在することで、序盤の入力局面に沿った棋譜コメントを検索できたと考えられる。

図 8 の結果から、中盤の局面においては提案手法は比較手法と全ての質問において同等の評価を得た。序盤における提案手法の結果と比較すると低い評価となった。これは、序盤の局面と比較すると中盤の局面は入力局面に類似した局面が少なくなり、入力局面に沿った棋譜コメントを検索することが難しくなったためであると考えられる。入力局面に沿った棋譜コメントを参照することが難しくなったことで、提案手法により生成される解説文の駒の配置や指し手の説明に入力局面との矛盾が生じ、評価が低くなつたと考えられる。

図 9 の結果から、終盤の局面においては提案手法は比較手法と全ての質問において同等の評価を得た。序盤における提案手法の結果と比較すると低い評価となったが、中盤における結果と比較すると、分かりやすさ、正確さの項目で高い評価を得た。これは、詰みのような勝敗に関する棋譜コメントや形勢に関する棋譜コメントを検索することができたためであると考えられる。

アンケートで提示した序盤、中盤、終盤の局面について提案手法により生成された解説文を図 10、図 11、図 12 に具体例として示す。また、回答者の自由記述の内容についても併せて説明する。

図 10 に示す解説文について、後手が穴熊囲いもしくは



この局面は、後手が穴熊を目指す際の典型的な形態である四間飛車穴熊に移行するかどうかの瀬戸際です。過去の類似局面では、△ 9 二香と急いで穴熊を目指すことが多く見られますが、今回は違う作戦を考えているのか、先手も手を止めています。dlshogi の読み筋を参考にすると、後手が穴熊に組むと、先手は△ 7 二銀や△ 5 四銀などの手で対抗し、将棋は激しくなることが予想されます。

図 10 対抗系の序盤、第 84 期順位戦 B 級 2 組 1 回戦、丸山九段對藤井猛九段の対局より引用。下は生成された解説文。

別の囲いを選択することができる局面であると文章前半で説明しているが、後半では、△ 7 二銀という穴熊囲いにはならない展開を説明していることに違和感を感じたと有段者から回答があった。具体的な指し手と文章の意味が一致したものを作成することに課題がある。また、“先手は△ 7 二銀や△ 5 四銀などの手”という表現について“先手は”ではなく“後手”はであると誤りを指摘する回答もあった。

図 11 に示す解説文については、中盤の局面であるが有段者、級位者からの評価は比較的高かった。後手が 1 筋を攻めているという局面の特徴を説明することができていたためであると考えられる。しかし、“後手の玉は 4 二の位置”の部分が級位者、有段者から 4 二ではなく 6 二であると指摘を受けたように、正確な駒の配置の説明には課題が見られた。

図 12 に示す解説文について、“▲ 6 二歩成も自然な一手”の部分について図 12 の局面では有段者、級位者から ▲ 6 二歩成を行うことができない点が正確ではないと回答をもらった。級位者からそれ以外の説明は分かりやすかったと回答をもらったが、有段者からは具体的にどのように詰みを狙うのかが解説できていないとより高い水準での説明を求められた。“詰みを狙う”や“先手が優位に立っている”と形勢について説明できた部分が分かりやすさにつながつたと考えられる。しかし、正確な指し手の表現に課題が見られた。

提案手法により序盤の局面について生成された解説文は、中盤、終盤の局面について生成された解説文よりも評価は高かった。また、級位者よりも有段者の方が、提案手法により生成された解説文について評価は低かった。これは、入力局面と解説文中の表記の矛盾点や将棋用語の使い方の間違いを認識しやすいためであると考えられる。中盤、終



現在の局面は先手が矢倉に組み上げた状態で、後手の玉は4二の位置にあります。先手の▲2八玉と入る善悪は微妙ですが、端に近づく意味があり、後手の1筋攻めがモロに響いてくる局面です。先手は他の駒をどんどん前に進めていき、端にいろいろな駒が利いてくるようになる予定で、▲6六角～▲7七桂などの手が考えられます。

図 11 相振り飛車の中盤、第 84 期順位戦 C 級 2 組 1 回戦、森本四段対田中六段の対局より引用。下は生成された解説文。



この局面は先手が攻めている場面です。先手の桂馬と歩五枚を生かして攻勢に出ています。具体的には▲6四桂打や▲7三歩成で詰みを狙うことができます。▲6二歩成も自然な一手ですが、厳しい指し手となっています。先手が優位に立っている局面と言えますが、後手もまだ粘り強く戦える可能性があります。

図 12 相居飛車の終盤、第 84 期順位戦 A 級 1 回戦、中村八段対永瀬九段の対局より引用。下は生成された解説文。

盤の局面についてより正確な解説文を生成することが課題である。

5. おわりに

局面と棋譜コメントの類似度を予測する Shogi-CLIP と大規模言語モデルを用いた将棋解説文生成の手法を提案した。提案手法で生成された解説文は、級位者からは分かりやすさ、役立つかという点で高い評価を得られた一方で、有段者にとっては正確さや分かりやすさという項目で低い評価となった。将棋の理解が高い有段者から見ると正確な解説が行えていないことが課題である。また、アンケートによる評価では、同一の解説文に対して公平に評価を行うため、ユーザからの質問内容を固定した。その結果、生成された解説文に対して多様な質問を行うような評価は実施

できなかった。

今後の課題として、生成された解説文の正確性や将棋用語を自然に用いるなど、精度向上が挙げられる。中盤や終盤の局面になると入力局面に類似した局面が少なくなり、入力局面に関連した棋譜コメントを参照させることが難しかった。そのため局面全体ではなく、局面の部分図とそれに関連した棋譜コメントをペアにし、より柔軟な検索が行えるようにデータベースを構築することが精度向上のために考えられる。また、予め棋譜コメントのデータベースを先手の手番のデータベース、後手の手番のデータベースのように分類することや戦型ごとに分けて分類したデータベースを構築するなど、入力局面に合致しない局面のコメントを検索する機会を少なくするための手法が必要であると考えられる。

参考文献

- [1] Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., et al.: Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks, *Proc. the 34th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, pp.9459–9474 (2020).
- [2] Radford, A., Kim, J.W., Hallacy, C., et al.: Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision, *Proc. the 38th International Conference on Machine Learning*, pp.8748–8763, PMLR(2021).
- [3] 亀甲 博貴, 三輪 誠, 鶴岡 慶雅, 森 信介, 近山 隆: 對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).
- [4] 山内悠輔, 河原大輔: 手順のテキスト化による将棋解説文生成, 言語処理学会 第 30 回年次大会発表論文集, pp.3197-3102(2024).
- [5] Mixedbread: Open Source Strikes Bread - New Fluffy Embedding Model(online), 入手先 <https://www.mixedbread.com/blog/mxbai-embed-large-v1> (2025.06.26)
- [6] H. Zang, Z. Yu, and X. Wan: Automated Chess Commentator Powered by Neural Chess Engine, in Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics(2019), pp. 5952–5961. doi: 10.18653/v1/P19-1597.
- [7] Kim, J., Goh, J., and Hwang, I., et al.: Bridging the gap between expert and language models: Concept-guided chess commentary generation and evaluation. url:<https://arxiv.org/abs/2410.20811>, 2024, arXiv:2410.20811.
- [8] 山岡忠夫, 加納邦彦: 強い将棋ソフトの創りかた Python で実装するディープラーニング将棋 AI, 株式会社マイナビ出版 (2021)
- [9] Chin-Yew Lin: ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries, *Proc. Text Summarization Branches Out*, pp. 74-81, Association for Computational Linguistics(2004).

付 錄

A.1 収集した棋譜データ

データセットとして用いるために収集した棋譜を表 A-1

に示す。また、収集した棋譜コメントから不要な棋譜コメントを削除するために使用したキーワードを表 A-2 に示す。

表 A-2 不要なコメントを削除するためのキーワード一覧

千葉・谷	連盟	会館	ホテル	レストラン
旅館	温泉	スタジオ	記念館	庭園
式場	対局場	食事	メニュー	注文
昼食	夕食	おやつ	軽食	デザート
スイーツ	うどん	そば	弁当	寿司
ラーメン	カレー	定食	牛丼	天ぷら
焼肉	ステーキ	ハンバーグ	サンディッチ	ケーキ
アイス	ジュース	コーヒー	紅茶	ビザ
パスタ	オムライス	カツ丼	鰻	うな重
餃子	唐揚げ	刺身	グラタン	ティー
プリン	チョコレート	開始	終了	休憩
感想戦	再開	立食	記録係	ABEMA
ニコ生	中継	テレビ	出身	生まれ
党	棋士番号	水世	芙蓉	水無瀬
錦旗	○	●	女流	アマチュア
YouTube	=	著者書	モバイル	kifublog
本戦	予選	観光	タイトル保持者	羽織
昇服	着物	記事	http	回
名人	第	段	級	本局
BS	自動棋譜更新	消費時間	コメント	来訪
【	受賞	時	◆	本日
対局数	感想戦取材	】	敗	期
分	時刻	レスポンシブ	気温	奨励会
局後の感想	スマートフォン	棋戦	優勝	勝
成績	入室	※	タブレット	将棋会館
腕組み	対戦	席	天気	■
AbemaTV	Twitter	HP	菓子	live_id
料金	執筆	大盤解説	channel	会員
会社	リンク先	カメラ		

表 A-1 利用した棋戦

棋戦名	期間	使用した件数	使用した棋譜
竜王戦	第 25 期から 第 34 期	172	七番勝負と決勝トーナメント
順位戦・名人戦	第 62 期から 第 83 期	12,820	
叡王戦	第 6 期から第 10 期	27	第 6 期準決勝、挑戦者決定戦、五番勝負
王位戦	第 53 期から 第 66 期	160	挑戦者決定戦と七番勝負、挑戦者決定リーグ最終局
王座戦	第 60 期から 第 72 期	69	五番勝負と挑戦者決定戦
棋王戦	第 37 期から 第 50 期	69	挑戦者決定二番勝負と五番勝負
棋聖戦	第 83 期から 第 96 期	62	挑戦者決定戦と五番勝負
朝日杯将棋オープン	第 6 期から第 18 期	554	
新人王戦	第 43 期から 第 55 期	33	決勝三番勝負
加古川清流戦	第 2 期から第 14 期	33	決勝三番勝負
将棋日本シリーズ	2023 年と 2024 年	23	
白玲戦・女流順位戦	第 1 期から第 4 期	106	
清麗戦	第 1 期から第 6 期	200	第 1 期から第 3 期の予選と本戦、挑戦者決定戦と五番勝負
マイナビ女子オープン	第 14 期から 第 18 期	232	
女流王座戦	第 2 期から第 15 期	779	第 15 期は一次予選まで
女流名人戦	第 38 期から 第 51 期	50	五番勝負
女流王位戦	第 23 期から 第 36 期	63	挑戦者決定戦と五番勝負
倉敷藤花戦	第 20 期から 第 32 期	37	挑戦者決定戦と三番勝負