

LLMによる将棋 AI の指し手の解釈

橋本 大輝^{1,a)} 谷合 廣紀^{1,b)} 門本 淳一郎^{1,c)} 入江 英嗣^{1,d)}

概要: 近年、将棋 AI はトップ棋士を凌駕する性能を獲得したが、その思考プロセスはブラックボックスであり、学習者にとって AI の示す最善手の根拠を理解することは困難である。本研究では、この問題を解決するため、大規模言語モデル (LLM) を用いて将棋 AI の指し手を自然言語で解釈し、特に初心者にとって有益な解説文を生成する手法を提案する。提案する手法は、高棋力 AI と低棋力 AI の対局シミュレーションを通じて、初心者が陥りがちな悪手を特定し、その手が具体的にどのようなプロセスを経て不利につながるのかを顕在化させ、その過程で得られる盤面の静的・動的特徴を言語化して LLM に入力することで、定量的な情報 (評価値) を初心者にも理解しやすい解説文へと変換させるというフローからなる。

1. はじめに

将棋は日本の伝統的なボードゲームであり、複雑な戦略と深い思考が求められる。近年、将棋 AI は、人間のトッププレイヤーを凌駕する性能を獲得するに至っている。2015 年、情報処理学会は「コンピュータ将棋の実力は 2015 年の時点でトッププロ棋士に追い付いている」と宣言した [1]。2017 年、Silver ら [2] は強化学習を用いた AlphaZero が、ドメイン知識なしに既存の世界チャンピオンプログラムを打破した事を示した。また、同年行われた第二回電王戦では、佐藤天彦名人 (当時) が将棋 AI 「Ponanza」と対戦し、0 勝 2 敗の結果に終わった [3]。ここで、ゲーム AI は目的関数に基づいて最適結果 (将棋 AI の場合は最善手) を導出するシステムであって、人間のように思考により結果を導くのではなく、膨大な計算によってそれを導く。将棋 AI の指し手に人間の思考プロセスのような「意図」はないことに注意が必要である。

先行研究において、ニューラルネットワークを用いる現代の将棋 AI はブラックボックス的な性質を持ち、その判断根拠や意図を人間が理解可能な形式で提示することは困難であることが指摘されている [4], [5]。評価値によって最善手と悪手の区別は可能であるものの、なぜその手が良いのかという戦略的な背景までは伝わらない。さらに熊田ら [6] は、既存の将棋 AI には初心者が対局中に感じる実践的な疑

問を解消できないという教育的課題があるとしている。このように、特に初級・中級者にとって、AI の指し手を独力で理解し学習に役立てることに限界がある。

このため、将棋 AI の指し手を解釈し、その背景にある戦略を明らかにすることは、将棋の学習効果を高める上で極めて重要である。近年、自然言語処理分野で飛躍的な進展を遂げた大規模言語モデル (LLM) は、高度な推論能力と自然なテキスト生成能力を有しており、将棋 AI の指し手の解釈というタスクにおいても有望な応用先と考えられる。

将棋 AI が出力する評価値や読み筋は、あくまで数学的な計算結果の羅列に過ぎず、そこに含まれる「意図」は明示されない。一方で、人間が将棋の局面を認識し意思決定を行うプロセスは、「王の堅さ」や「攻めの速度」といった言語化可能な定性的概念に基づいて行われる。したがって、AI の高度な計算能力を人間の知見として還元するためには、AI の定量的な出力を、人間が理解可能な定性的な表現へと変換するプロセスが不可欠である。

以上の観点から、本研究において「将棋 AI の指し手の解釈」とは、AI の指し手やそれに至るまでの読み筋などの計算結果を、人間が戦略として認識できる自然言語にマッピングすること、と定義する。本研究の目的は、これを実現し、初心者であっても将棋 AI の判断を理解できるシステムを構築することにある。

2. 関連研究

2.1 将棋 AI の仕組み

将棋 AI が局面を評価する際に用いる特徴量が、人間によって設計されたものであれば、AI の指し手を人間が理解することは一見容易に思われる。例えば、駒の価値や位置、

¹ 東京大学大学院 情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo

a) hashimoto@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

b) taniai@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

c) kadomoto@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

d) irie@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

支配しているマスの数などが特徴量として用いられる場合、AIの指し手がこれらの特徴量に基づいて評価されるため、それに応じた解説文の生成ルールを人間が設計して、解説文を生成する手法が考えられる。しかしながら、将棋AIは局面評価だけでなく、膨大なノード数の探索と組み合わせることによって指し手が決定されるため、それらをすべて考慮した解説文の生成は困難を極める。

現在のトップレベルの将棋AIは大きく、NNUE系、DL系に分類される。NNUE系の評価関数は小規模な全結合型NNが一般的には用いられ、そのパラメタは機械学習によって獲得される。そのため人間によって設計された評価関数と比べると、解釈の難しいブラックボックス的な性質を持つ。NNUE系との対比を持たせるなら、「DL系は評価関数にPVNというResNetのような画像処理NNが一般的には用いられ、NNUE系と比べてさらに大規模なパラメタを持つため、その内部構造は極めて複雑であり、人間が理解することはほぼ不可能である。このため、将棋AIの指し手を人間が理解することは困難であり、解説文の生成ルールを人間がプログラムするのも難しい課題となる。

2.2 将棋AIの判断根拠の視覚化

将棋AIのブラックボックス性を解消する試みとして、判断根拠の視覚化が研究されている。中屋敷ら[4]は顕著性抽出手法を用い、AIが注目するマスをヒートマップで可視化した。また、大田・中沢[5]はAttention Branch Network (ABN)を応用し、DL系将棋AI (dlshogi)において駒の利きの重要度を可視化している。これらはAIが「どこ」を見ているかを示す補助ツールとして有用だが、「なぜ」そのマスが重要なのかという論理的な理由を言語化することはできない。

2.3 言語モデルによる解説生成

亀甲ら[7], [8], [9], [10]は、プロ棋士のコメント付き棋譜を学習データとし、対数線形モデルや「解説木」を用いた解説文生成を提案している。これにより序盤の定跡解説や、ある程度の手順の推定は可能となった。しかし、中盤以降の複雑な読み筋を含む解説や、現局面以外の文脈（数手先の狙いなど）を正確に言語化することには課題が残っていた。また、当時の技術では流暢な自然言語生成自体が困難であった。

近年では熊田ら[6]がLLMを活用した解説生成を試みており、外部知識やAIの対局結果を利用するアプローチが提案されている。

2.4 DL系AIと個人の着手推定

Silverら[2]のAlphaZero以降、DL系将棋AIが主流となり、局面の方策 (Policy) と価値 (Value) を同時に出力可能となった。学習者に適した解説を行うためには、AIが理

論上の最善手だけでなく、学習者のレベルに合わせた「人間らしい指し手」を理解・模倣できることが重要である。山内・鶴岡[11]は、特定の棋士の棋譜を学習させることで、個人の指し手傾向を模倣した着手推定モデルを提案している。これを応用することで、特定の初心者の癖を反映したモデル構築が可能である。

また、人間らしい指し手のモデル化に関する代表的な研究として、McIlroy-Youngらはチェスにおいて、超人的な強さではなく人間の行動 (指し手) との一致率を最大化することを目的としたAI「Maia」を提案している[12]。Maiaは、対象とするレート帯の棋譜のみを学習させることで、そのレベルの人間が選びそうな手を予測することに成功した。しかし、Maiaはレート帯ごとに個別のモデルを学習・用意する必要があり、汎用性に課題があった。

この課題に対し、TangらはMaiaをより発展させた統合モデル「Maia-2」を提案している[13]。Maia-2では「スキルを考慮した注意機構 (Skill-aware Attention Mechanism)」を導入することで、単一のモデルでありながら、初心者から上級者まで幅広いレベルの指し手を高精度に予測することを可能にした。

3. 提案手法

3.1 手法の概要

LLMは将棋のルールや定跡に関する言語的な知識は有しているものの、LLMは盤面を厳密なデータ構造ではなく単なるトークン列として処理するため、対局の進行に伴う正確な状態追跡 (State Tracking) が困難である。LLMの出力はあくまで学習データに基づく確率的な単語予測に留まり、ルールを厳密に適用する機能を持たず、また将棋AIのような探索アルゴリズムによる戦略的裏付けを持たない。

したがって、単に局面図をプロンプトに入力するだけでは、整合性の取れた高度な解説生成は困難であると考えられる。人が局面を思考し着手するまでには、盤面の候補手を選定し、その後の展開を読み候補手同士の優劣を判断するという段階がある。本研究では、その流れを踏まえて解説文生成を行うことが自然と考え、以下に示すような、(1) 対局シミュレーションによる悪手とそれによる不利が明らかになる局面に至るまでの手順の特定、(2) 局面特徴の言語化、(3) 統合解説モデルによる解説文生成、の3段階からなるフローを提案する。

3.2 候補手生成と対局シミュレーション

解説の説得力を高めるためには、「なぜ他の手ではいけないのか (悪手の咎め方)」を提示することが有効である。そこで、本手法では以下のプロセスで情報の補完を行う。

- **候補手の生成**: 解説対象の局面において、高棋力の「強いAI」に最善手 M_{best} (と強いAIが判断した手) を、初心者の思考を模した「弱いAI」に次善手や疑問手を

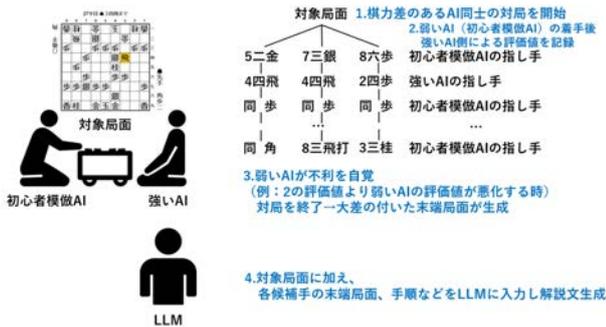


図 1: 不利認識プロセスのシミュレーション

含む候補手 M_1, M_2, \dots を生成させる。本研究で提案する「弱い AI (初心者モデル)」の実装において、単に探索深さを制限するだけでは不自然な指し手になる場合があるが、2.4 節で述べたように、スキルレベルを条件付けた生成モデルのアプローチを応用することで、より「人間らしい悪手」や「ありがちなミス」を再現できる可能性がある。本手法では、弱い AI として、maia2-shogi[14] のモデルを使用する。

- **悪手性の定量化**: 各候補手 M_i を指した局面 S_i における評価値 E_{S_i} と、元の局面の評価値 E_S の差分 $\Delta E = E_S - E_{S_i}$ を算出し、その手がどれほど形勢を損ねたかを定量化する。
- **不利認識プロセスのシミュレーション**: ΔE が大きい (悪手である) 場合、その手がいかにして不利な局面へ至るかをシミュレートする。ここでは「強い AI (咎める側)」対「弱い AI (指した側)」の自己対局を行い、弱い AI が評価値の急落 (形勢不利) を認識するまで棋譜 P_i を生成する。

これにより、単なる数値の変動ではなく、悪手が明らかに劣勢な局面へとつながるプロセスを取得する。不利認識プロセスのシミュレーションおよび解説生成の概要を図 1 に示す。同図において、対象局面から弱い AI (初心者模倣 AI) が生成した「7三銀」や「8六歩」といった個々の指し手が候補手 M_i に相当する (図中 2)。各候補手 M_i が指された直後の局面 S_i から開始され、強い AI による咎めと弱い AI の応手を繰り返して「弱い AI が不利を自覚する」まで進めた一連の手順 (図中 3) が、シミュレーション棋譜 P_i となる。単なる評価値 E_{S_i} (図中 2 で記録される値) の差分だけでなく、この棋譜 P_i を取得することで、悪手が実際にどのような手順で劣勢につながるのかというコンテキストを抽出する。最終的に、これらの対象局面、候補手 M_i 、シミュレーション棋譜 P_i などの情報をプロンプトとして構成し、LLM に入力することで解説文を生成する (図中 4)。

3.3 局面特徴の言語化と抽出

LLM は空間的な盤面情報の処理を苦手とするため、局面図そのものではなくシミュレーションで得られた情報を

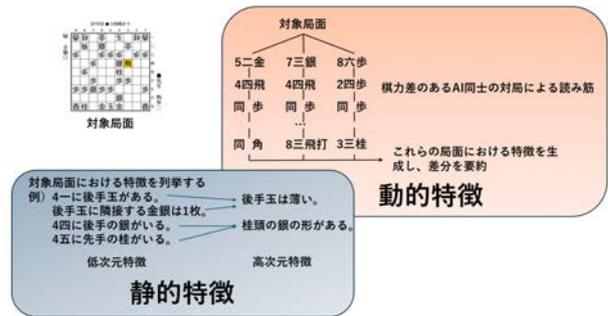


図 2: 局面特徴の生成



(a) 着手前 (S_{pre})

(b) 着手後 (S_{post})

図 3: 局面特徴の抽出例: ▲6五歩による動的特徴 (角道開通) の変化

「言語的な特徴量」に変換して入力する。変換はまず低次元特徴を生成し、その後低次元特徴から高次元特徴を発見するという順序で機械的に行われる。局面特徴生成の参考図を図 2 に示す。

局面特徴生成の具体例を図 3 に示す。図 3a は着手前の局面 S_{pre} 、図 3b は着手 (▲6五歩) 後の局面 S_{post} を表している。これらの情報から以下の特徴を抽出する。

- **静的特徴**: 過去や未来の局面を一切含まない現在の局面に関する事実を、低次元特徴と高次元特徴によって記述する。低次元特徴は、駒の配置、利き、持ち駒などの基本情報を示す。具体的には、図 3a の局面から「先手角: 7七」「先手歩: 6六」などの情報が抽出されリストとして表現される。高次元特徴は、ルールベースまたは盤面認識モデルによって抽出された局面上に現れている囲い、戦法、手筋などの特徴を示す。具体的には、「先手囲い: 銀冠 信頼度 0.9」「先手角 右上方向可動性: 0」などのリストとして表現される。
- **動的特徴**: AI の「読み」を言語化する。シミュレーション前後の局面における静的特徴のリストを比較し、その「差分 (Diff)」を抽出する。例えば、図 3a と図 3b の差分として、「先手角 右上方向可動性変化: 3」などが抽出される。

3.4 将棋解説文生成 LLM の構成

抽出された多数の特徴テキストを入力とし、解説文を出

【指示プロンプト】

将棋の局面の局面特徴を与えます。この局面における最善手と、それ以外の手を指した場合なぜ形勢を損ねるのかを説明してください。

【入力データ形式】

- 対象局面の静的特徴: [箇条書き (例: 1 一に香がある, 先手は美濃囲い)]
- 対象局面の評価値: [数値 (例: -300)]
- AI の示した最善手と読み筋 (評価値付き): [棋譜と評価値]
- 前後の局面の差分からなる動的特徴: [箇条書き (例: 先手にはと金が生まれた)]
- AI の示した最善手と読み筋 (評価値付き): [棋譜と評価値]
- 前後の局面の差分からなる動的特徴: [箇条書き (例: 後手は角得した)]
- ...

【参考資料 (Many-shot Prompting)】

参考資料として、評価値付き棋譜と、各局面における盤面特徴、及び解説文の例を以下に示します。

対局 1: [コメント付き棋譜と一手ごとの評価値推移]

各局面の特徴: [静的特徴とその局面を AI にかけて生まれた読み筋後の局面との差分から生まれる動的特徴]

対局 2: [コメント付き棋譜と一手ごとの評価値推移]

各局面の特徴: [静的特徴とその局面を AI にかけて生まれた読み筋後の局面との差分から生まれる動的特徴]

図 4: 解説生成のためのプロンプト構成案

力するモデルを構築する。上述の情報を統合したプロンプトを構築し、GPT-5 等の高性能 LLM に入力する。また、解説文として将棋用語の用例が適切になるように、プロンプトの中に教師データを挿入する。教師データは、順位戦・名人戦^{*1}のコメント付き棋譜を用いる。コメント付き棋譜とは、棋譜に加えて、指し手の解説文が付加されている棋譜である。順位戦・名人戦の棋譜から上述の局面特徴生成を行い、それと実際の解説文のペアを作り、参考例とする。本研究で用いるプロンプトの構成例を図 4 に示す。

4. 現状の開発状況

現在、上述の手法の実現に向け、特徴生成エンジンの改良を行っている。具体的には、SFEN 形式の局面データから数千個規模の言語特徴を自動生成するバックエンドシステムを開発中である。また、Web アプリケーションとしての実装を進めており、ユーザーが自身の対局棋譜をアップロードし、AI による詳細な解説を受けられるシステムの構築を目指している。

^{*1} 名人戦棋譜速報: <https://www.meijinsen.jp/>

現時点では、局面特徴ではなく単なる対象局面の局面図と、対局シミュレーションによって生成した候補手とそれを指した場合の進行例のみから解説文を生成するシステムを実験的に構築しており、「この局面では、角交換が行われた後に、先手の駒が非常に活発に動いており、後手の駒が圧迫されています。特に、8 筋の飛車の存在が大きく、後手の玉が攻められるリスクが高まっています。」というような解説文を生成することに成功している。課題として、自陣にいる自分の駒を相手の駒と認識するなど、局面図の認識を誤る例が確認されている。これは、局面図をそのまま LLM に入力しても、LLM はそれを正しく認識できないことを示唆しており、本手法のように局面図を与えず局面特徴のみを LLM に与えるアプローチは有用であると考えている。

5. おわりに

本研究では、将棋 AI の思考プロセスを解釈可能にするため、対局シミュレーションと局面特徴の言語化を組み合わせた解説生成手法を提案した。今後は、プロ棋士の解説付き棋譜を用いた教師データの拡充と、解説生成モデルの精度向上を進める。

本研究を通じて、将棋 AI を単なる強力な対戦相手から、学習者にとって優れた教育ツールへと進化させ、人間と AI の新たな協調関係を構築することを目指す。

参考文献

- [1] 情報処理学会: コンピュータ将棋プロジェクトの終了宣言 (2015 年 10 月 11 日) (online), <https://www.ipsj.or.jp/50anv/shogi/20151011.html> (2025-12-21).
- [2] Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Lai, M., Guez, A., Lanctot, M., Sifre, L., Kumaran, D., Graepel, T., Lillicrap, T., Simonyan, K. and Hassabis, D.: Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm, arXiv:1712.01815 (2017).
- [3] 日本将棋連盟: 第 2 期電王戦二番勝負, PONANZA の 2 連勝で幕を下ろす (online), <https://www.shogi.or.jp/news/2017/05/2ponanza2.html> (2025-12-21).
- [4] 中屋敷太一, 金子知適: 将棋用ニューラルネットワークへの顕著性抽出手法の適用, ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集, pp. 1-8 (2018).
- [5] 大田駿介, 中沢実: グラフ表現による将棋 AI の指し手の判断根拠の可視化手法, ゲームプログラミングワークショップ 2024 論文集, pp. 9-16 (2024).
- [6] 熊田ゴウ, たややん, shimojolno, アイシア = ソリッド: キーワードは「わかりやすさ」大規模言語モデルを用いた将棋初心者支援システムの提案, https://www.apply.computer-shogi.org/wcsc35/appeal/Suisho/Suisho_Promote.pdf, (2025-12-19).
- [7] 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).
- [8] 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, ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集, pp. 209-214 (2014).

- [9] 亀甲博貴, 森信介, 鶴岡慶雅: 実現確率に基づく解説すべき指し手の推定, ゲームプログラミングワークショップ 2016 論文集, pp. 28–35 (2016).
- [10] 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, Vol. 58, No. 12, pp. 2070–2079 (2017).
- [11] 山内智晴, 鶴岡慶雅: 将棋における個人に適応した着手推定モデルの構築, ゲームプログラミングワークショップ 2016 論文集, pp. 112–118 (2016).
- [12] McIlroy-Young, R. , Sen, S. , Kleinberg, J. and Anderson, A. : Aligning Superhuman AI with Human Behavior: Chess as a Model System, *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '20)*, pp. 1677–1687 (2020).
- [13] Tang, Z. , et al. : Maia-2: A Unified Model for Human-AI Alignment in Chess, arXiv:2409. 20553 (2024).
- [14] 谷合廣紀 (nyoki-mtl): maia2-shogi, <https://github.com/nyoki-mtl/maia2-shogi> (2025-12-21).