

水匠アピール文書（決勝進出用）

▼水匠本体

①評価関数

◆アーキテクチャ

NNUE-HalfKP512x2-8-64を使用した。

◆教師局面

- ・ tanuki-nnue-pytorch-2024-07-30.1

<https://huggingface.co/datasets/nodchip/tanuki-nnue-pytorch-2024-07-30.1>

- ・ floodgateの負けた側のレートがR3600以上の棋譜データ

- ・ 水匠教師データ(1手100万ノード1億局面・1手200万ノード1.5億局面)

https://drive.google.com/file/d/1VyP4MX_AuQhvy8sesymgPVf9sUnQoGPI/view?usp=drive_link

https://drive.google.com/file/d/1R9kl3xDKeoljyFPD0RS6K-1wwcko75fr/view?usp=drive_link

について、静止探索をさせ、局面をシャッフルし、重複局面を削除したものを使用。

◆知識蒸留

上記教師局面における評価値をDL水匠モデル（やねうら王Sponsorsにて公開中）の勝率と、Ryfamateモデル（非公開）の勝率の平均を評価値化したもの（ponanza係数 = 600）を学習に使用した。

https://github.com/tayayan/cshogi_util/blob/main/psvscore_to_dlvalue.py

◆学習

NNUE-pytorchを使用

<https://github.com/nodchip/nnue-pytorch>

最適化アルゴリズムとして、SGD、nesterov momentumを使用。

◆追試可能か

Ryfamateモデルが非公開であるため、その部分のみ追試は困難であるが、その他の点は追試可能である。

②探索部

やねうら王開発版v8.60から、最新のStockfishの変更をマージし、探索パラメータ調整をしたものを使用。

③定跡

連続対局定跡アルゴリズムを使用

<https://github.com/tayayan/HiraganaSuisho/blob/main/makebook2.py>

なお、後手番定跡は、初期定跡データにfloodgateにてR4200以上のソフトが負けている棋譜データのうち、先手番が勝利したデータを指定して作成した。

④結果

前回大会（WCSC34）の水匠と比べて、200以上レーティングが上昇した。レーティング上昇に最も寄与しているのは知識蒸留の部分である。

▼局面言語化AI

①開発動機

近年将棋の楽しみ方が多様化し、将棋AIの棋力も上昇し続けているが、将棋初心者に向けた支援は依然不十分である。具体的には、(1) 人間による支援はプロ棋士と指導員を合わせた約1200名に留まり、支援者の分布も首都圏に偏在しており地方では支援を受けにくい。(2) AIによる支援も評価値と指し手の提示に限られており、初心者が将棋を理解する助けにはなりにくい。

上記の問題の解決策として、「自動化されたシステムによって将棋初心者に向けて局面の解説を生成することができれば、支援者不足を補いつつ、将棋の難解さを緩和できる」と考えた。

②開発過程、③開発結果

初心者を支援するため、以下の2つの手法で局面を解説する文章を自動生成した。

手法A：RAGによる序盤解説

- ・将棋における戦法と囲いを定義し、初心者が将棋を理解するために必要な局面ごとの知識データ(SFEN、タグ、説明)を作成し、蓄積した。
- ・ユーザーから与えられた局面をキーとしてデータベースを検索した後、該当データをLLM (ChatGPT-4o)に入力し、自然言語による解説文を生成した。

▶約170の戦法と、40の囲いに関する説明を出力可能になった。

局面を理解するために必要な将棋の知識を、初心者にも理解可能な平易な文章にして出力可能な点が特徴。

手法B：棋力差をつけた2つの将棋AI (DL水匠ベース) による中終盤解説

- ・段位者および級位者の棋譜を学習させた2種類の将棋AI(いずれもDL水匠)を用意し、それぞれのPolicy (次の一手の確率分布) を用いて両AIによる対局をシミュレートした。
- ・対局をシミュレートした結果、級位者AIが指して形勢を悪化させ、段位者AIが優勢を築く手順を生成できた場合、文章テンプレートに当てはめて日本語の解説文を出力した。

▶定跡書のような手順とその説明を出力可能になった。

将棋AIの難解な出力を、初心者にも理解可能な平易な文章にして出力可能な点が特徴。

④再現性(追試)の可否

検索システムやLLM、機械学習による指し手の指摘などは既存技術の組み合わせであるため、追試可能である。ただし、データベースについては独自に作成する必要がある。

⑤現状の技術的課題と解決方針

本プロジェクトを通し、LLMによる将棋解説の最大の課題は、以下の3点「(1) LLMが将棋の仕組みを理解していない」「(2) 局面DBのデータ数が足りない」「(3) 類似局面検索の精度が足りない」に大別できる。

(1) については、LLM自体を追加学習などで改良する必要がある。そのため、**棋書や解説等のデータ**を利用し、**LLMを追加的に学習させることが有効である**と考える。(2) についても、棋書や解説等のデータからDBのデータを作成する事ができれば、問題を大幅に解消できるだろう。また、(2)、(3) について、**Web上等で公開した後、利用データを集めてMLOpsの仕組みを用いて改善サイクルを回すことでも解決できる。**