

0.はじめまして

初出場である。まずはエラー無く完走したい。

1.開発動機

作者の専攻は合成生物学である。作者の夢は、生体分子で作ったニューラルネットワークを生物に組み込み、将棋の手を考えさせることである。他方、昨年度は AlphaFold がノーベル化学賞を受賞したことで界限でも大きな話題を呼んだ。AlphaFold を開発した Google DeepMind は AlphaGo, AlphaZero などのボードゲーム AI で知られるディープラーニング企業であり、「ボードゲーム AI の開発ノウハウを生物学へ応用」させた 1 つの成功例であると言える。作者もそれを目指し、ニューラルネットワーク/DNN モデルへの理解を深めることを目的に開発を始めた。

2.使用ライブラリ

yaneurao/YaneuraOu：探索部に使用

nodchip/nnue-Pytorch：評価関数作成に使用

kobanium/aobazero：知識蒸留に使用

3.学習手法

AobaZero を用いて作成した教師から nnue-Pytorch を用いて GPU で学習させている。

技術的な工夫としては、出来上がったモデルの精度評価方法の独自化、自動・手動を組み合わせた定跡生成、使用ハードウェアに最適化したネットワークアーキテクチャの選定などが挙げられる。

4.設計思想

コンセプトとして「自分の得意なパターンに持っていく」ことができるモデルを目指している。自分の得意パターンに引き込むことは、人間・AI 問わず、将棋において勝率を上げる有効な方法であると作者は信じている。機械学習の分野では「あるタイプの問題に特化したモデルは、汎化性能の高いモデルに比べて、その問題領域では高い性能を発揮できる」という、ノーフリーランチ定理と呼ばれる性質が知られているが、限られた教師量/計算資源/表現力の中である問題に対する性能を最大化するには、問題の性質に最適化する、あるいは、問題そのものをモデルの性質に寄せるといような戦略が有効であると考えられる。殊に NNUE モデルは、元々が推論速度を重視して軽量の構造になっているために、モデルが持つ表現力のポテンシャルが限られており、将棋のゲーム木全体をカバーする汎化能力を持たせることが難しいと思われる。そのため、実際には、教師生成の段階で、実現確率が低い戦型の教師局面を削除するといったことが行われる。NNUE 系のモデル同士の対局が、特定の戦型（角換わり）に大きく偏るのは、このような、少々 biased な学習を行っているためであるとも考えられる（出来上がったモデルの性能評価、取捨選択も自己対局で行うことが多

い)。そのため、NNUE モデル同士の対局で勝率を上げるためには、特定の問題領域（戦型など）に強いモデルを作り、その問題領域に相手を引きずり込むのが有効になると考える。拙作では、この設計思想に基づき、学習されたモデルの性能評価。取捨選択を特定の戦型の局面からの自己対局結果を利用し、さらに定跡部分でその戦型に誘導する、という作戦を採用している。

3.定跡作成手法

特化させる戦型は、概ね作者の棋風に合わせている（これによって作者にとって最良の教師を作成し作者自身を強化学習させようという密かな野望を持っているのは内緒である）。ある程度作戦が定まってからの部分は自動生成を行っている。最序盤の戦型選択や、合流手順の検討などは、人間の方が上手だったりするのは興味深い。

5.謝辞

将棋 AI に関する様々なライブラリや資料を公開してくださっている開発者の皆さん、WCSC に参加する動機を与えてくださった、独創的なアピール文書を書いている開発者の皆さん(きふわらべさんなど)、プログラミングに興味を持たせていただいた研究室の先輩方と先生方に、厚く感謝申し上げます。