

Ryfamate WCSC33 大会後アピール文

Komafont*

1 開発動機

数年間にわたり病気で入退院を繰り返したが、自力で外の世界を歩けるまでに回復した時には世の中は変わり、機械学習の世界も大きく進歩していた。そこで、機械学習の最近の動向を勉強し、画像認識や自然言語処理の分野で目覚ましい成果をあげる技術の他分野への応用を研究するため、本大会に参加した。

近年、Deep Learning (DL) の発展に伴い、大規模な計算資源を利用できるチームの優位性がより拡大していると思われるが、初参加の 2021 年に DL と NNUE *¹ の合議を 1 台の PC で実現したところ、「おうちパソコンのパワーを最大限活用する」というコンセプトに賛同してくださる方から多くの応援をいただいた。このことから、単に多くの計算資源を投下することで強くするのではなく、個人が利用できる計算資源の範囲でも、ネットワークアーキテクチャの工夫によって優位性を生み出せることを示すことを目標とした。

2 独自の工夫

2.1 ネットワークアーキテクチャ (RyfcNet)

現在、コンピュータ将棋に用いられる DL 系評価関数は ResNet である*²。ResNet は、NNUE と比べ、離れた位置にある駒の関係を認識するために多数の畳み込み層による演算が必要である上、駒の絶対座標の情報を局面の認識に生かすことが困難である。

Ryfamate は、これらの課題に対応するため、NNUE や Transformer 系の評価関数*³ を参考に、Ryfamate Cross Network (RyfcNet) を開発した。RyfcNet は、畳み込みを、任意の次元について入力空間と同じ長さを持つカーネルをそれ以外の次元の方向に移動させながら適用する変換と捉え、その次元を層ごとに適切に選択することによって、少ない演算回数で上記の課題を解決した。例えば、既存の ResNet は、中間層に用いる畳み込み層はすべて 3×3 の部分空間ごとに特徴量を得るものであるが、RyfcNet では 1×9 や 9×1 の部分空間ごとに特徴量を得る畳み込み層を一部で採用することによって、離れた位置にある駒の関係を少ない回数の畳み込みで認識することが可能である。また、この畳み込み層は、既存の ResNet で用いられる畳み込み層に比べ、処理が高速かつ絶対座標に依存する局面の認識が容易であるという特徴がある。詳細は、事前に公開したアピール文*⁴ に比較実験の結果とともに記載しており、追試可能である。また、要望が多ければサンプルコードを公開したいと考えている。

* 駒の書体 (Komafont) <https://twitter.com/komafont>

*¹ 那須悠. 高速に差分計算可能なニューラルネットワーク型将棋評価関数. 2018.

*² 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. マイナビ出版, 2021.

*³ Bichen Wu et al.. Visual transformers: Token-based image representation and processing for computer vision. 2020.

*⁴ https://www.apply.computer-shogi.org/wcsc33/appeal/Ryfamate/appeal_ryfamate_20230421.pdf

2.2 開発過程

新しいネットワークアーキテクチャを開発するためには、多くの試行錯誤を行う必要がある。しかし、本番用のモデルを1つ学習させるには、GPU 1台で数か月かかる上、アーキテクチャごとに適切なハイパーパラメータが異なることから、個人で多くの試行錯誤を行うことは難しい。このため、本開発においては、実験用の学習では小さいサイズのモデルに対して、Optimizer に Adam や LAMB を、Scheduler に Warmup+CosineAnnealing を用いることで、ハイパーパラメータの学習結果に対する感応度を抑えつつ、早く誤差を収束させている。Adam 系の Optimizer は、SGD と比べて、十分な時間をかけて学習した際の汎化性能が低いという問題が指摘されるが、epsilon の値を高くするといったパラメータ調整によって、この問題は緩和することが可能である。^{*5} これにより、相対的に短い時間でアーキテクチャの大まかな性能と性質を評価することができ、より大きいサイズのモデルで学習させるアーキテクチャの選定を行った。

なお、小さいモデルにおける比較実験の結果に比べ、大きいモデルでは既存の ResNet に対する優位性が拡大する傾向がある。本番では、20 ブロック 256 チャンネルの RyfcNet(Ryfc20b) を用いたが、学習途中のモデルで Ryfc20b 2.0s vs dr2-exhi 3.0s ^{*6}の対局を行ったところ、勝率は 64.75% ^{*7}であった。現在所有する計算資源のみで厳密な比較実験を行うことは現実的ではないが、事前の予想以上に強くなっており、ネットワークアーキテクチャの工夫が今回の大会で善戦した一因になっているのではないかと考える。

3 おわりに

Ryfamate は、DL と NNUE による合議制を採用したプログラムであるが、合議のもととなる探索部には dlshogi ^{*8} とやねうら王^{*9} を一部改良して用いている。教師局面の作成や計測には、dr2-exhi や水匠をはじめ、公開された多くの評価関数を用いているほか、加納氏、山岡氏、たやん氏によって公開された大量の教師局面も学習に用いている。

また、初出場の 2021 年には、大会当日の Zoom による交流で、tanuki- 開発者の nodchip 氏に NNUE の学習に関する多くの質問に答えていただき、白ビール 開発者のたま氏には Multi Ponder の開発経験から合議エンジンに関してアドバイスをいただいた。このほかにも、大会出場に関連して、多くの開発者からアドバイスやご協力をいただいている。

そして、本大会の開催にご尽力いただいた、主催者の皆様、スポンサーの皆様をはじめ、多くの関係者の方々に厚くお礼を申し上げたい。

^{*5} Dami Choi et al., On Empirical Comparisons of Optimizers for Deep Learning. 2019.

^{*6} dr2-exhi は、山岡氏によって 2021 年に公開された ResNet 15 ブロック 224 チャンネルのモデル。

^{*7} 158 勝 86 敗 26 分。勝率は、引き分けを除くベース。その他の条件は、事前に公開したアピール文と同様。

^{*8} <https://github.com/TadaoYamaoka/DeepLearningShogi>

^{*9} <https://github.com/yaneuraou/YaneuraOu>