

ResNet を用いたペンタゴの局面の形勢判断

Evaluating Pentago positions using ResNet

玉井 慎悟†

Shingo Tamai

和氣 卓史†

Takafumi Wake

中井 滉基†

Koki Nakai

神保 秀司†

Shuji Jimbo

1. はじめに

現在、囲碁や将棋などの二人零和完全情報ゲームにおいて AI プログラムがそのゲームのプロに勝つという話題が上がっているが、そこではディープラーニングが重要な役割を演じていることが多くなっている。本研究では、同じく二人零和完全情報ゲームであるペンタゴの形勢判断能力をディープラーニングにより獲得する試みについて実験した結果を報告する。今回の実験では、正答率を高くすることに重点を置いている。ニューラルネットには、画像認識で定評のある ResNet を主に使い、データは Irving より提供されている初期局面から 18 手目までのペンタゴの完全解析データを主に使った。

2. ペンタゴの形勢判断

2.1 ペンタゴとは

ペンタゴとは 2005 年にスウェーデンの Mindtwister 社から発売された、二人零和完全情報ゲームに分類される 2 人対戦用ボードゲームである。ペンタゴは図 1 のように 6×6 マスの盤面が 3×3 マスの 4 つの小盤に分かれている。プレイヤーは自分の石（白もしくは黒）を置いた後 4 つの小盤の内の 1 つを 90 度回転させる。勝利条件は五目並べと同じく、先に縦、横、斜めのいずれかの列に自分の色の石を連続して 5 つ並べたプレイヤーの勝利となる。勝利判定は石を置いた時と小盤を回転させたときに行われる。プレイヤーがお互い自分の石を 5 つ並べられず石の置けるマスがなくなる、もしくはどちらかのプレイヤーが小盤を回転させたとき両方のプレイヤーの石が同時に 5 つそろってしまった場合引き分けとなる。

2.2 学習方法

ペンタゴはこれまでに Irving より 18 手目までの完全解析データが公開されている。ある盤面に対してその時点からお互いが最善手を打った場合どちらが勝利するかという情報をその盤面の勝敗情報と呼ぶ。ランダムに石を配置し、その盤面を完全解析データと照らし合わせることでその盤面の勝敗情報を得る。石が n 個置かれている盤面の集合をスライス n と呼び、スライス 0 からスラ

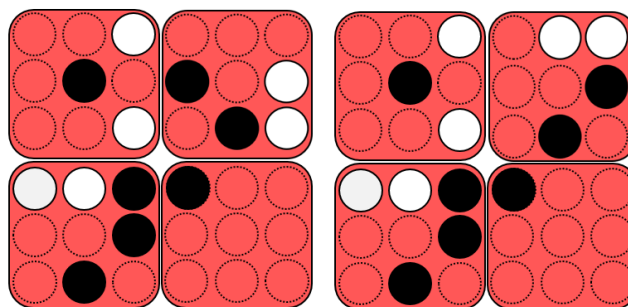


図 1: ペンタゴの盤面の例

図 3: 図 1 の右上の小盤を左に 90 度回転し黒の勝利となった盤面

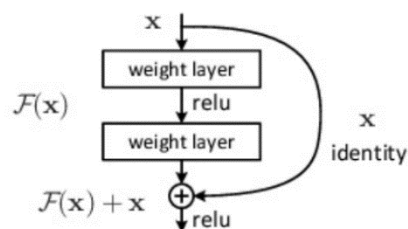


図 2: ResNet のショートカット構造

イス 18 までの勝敗情報が完全解析データに含まれている。これらのデータを学習データとして使い、ある局面が「黒勝ち」、「白勝ち」、「引き分け」の判断ができるようにする。

2.3 ResNet の構築

画像認識の分野において、全結合ネットワークや畳み込みネットワーク (CNN) は層を順に伝搬して行くニューラルネットワークとしてよく使われる。しかしながら、学習モデルの表現力を高めるために層を深くすると、微分された入力情報が層の数に関して指数オーダーで減少または増大してしまうことが問題である。対処法として、パラメータの初期値を工夫したり、バッチ正規化を行ったりする方法があるが、層があまりに深くなると入力情報が乱数や計算上の誤差に埋もれてしまい、伝達しない。これは勾配消失として知られている。Residual network (ResNet, 残差ネットワーク) はこの問題に対処するために、畳み込みネットワークに、いくつかの層をスキップして情報を伝達可能なニューラルネットワークで、深いモデルにおいて効率よく学習できる。2015 年

† 岡山大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Natural Science and Technology,
Okayama University

に Kamming He らによって提案され [1], 最強の囲碁 AI として知られる AlphaGo のモデルには残差ネットワークが利用された[2]. この構造に関して, 入力データを x , 出力データを y , 畳み込み関数を F としたとき図 3 にショートカット構造を見て取れる[1]. 式に表すと

$$y = F(X, W_i) + x$$

$F(x) + x$ の微分値は 1 に非常に近く勾配の減衰を保存することがわかる. 今回, ResNet は, 各フィルターのサイズを 3×3 に統一し, 残差ブロックの構造も単純な畳み込み層 2 層にした. そのフィルター数と残差ブロック数を変化させて実験した. 実際には, 残差ブロック以外に最初に 1 層畳み込み層を入れ, 最後に 2 層全結合層を入れている.

2.4 実験結果

学習データには Irving の完全解析データを用いている. 各スライスにおける勝敗情報の内訳は表 1 のようになっている. Res ブロックを 20 ブロック (総層数は 44 程度), 128 フィルタの ResNet でスライス 15 から 18 まで

表 1: 各スライス毎の勝敗情報の含有比率

スライス	引き分け	黒勝ち	白勝ち
15	0.128	0.207	0.666
16	0.059	0.865	0.076
17	0.096	0.203	0.701
18	0.050	0.861	0.089

表 2: スライス 18 の場合の学習過程の様子

サンプル数	損失	正解率
0-3000000	0.355043	0.848730
3000000-6000000	0.326815	0.860901
6000000-9000000	0.310710	0.867814
9000000-12000000	0.299535	0.872786
12000000-15000000	0.296095	0.874141
15000000-18000000	0.287273	0.878074
18000000-21000000	0.282644	0.880022
21000000-24000000	0.276382	0.882814
24000000-27000000	0.273208	0.884172
27000000-30000000	0.286370	0.884538
30000000-33000000	0.276839	0.886298
33000000-36000000	0.271068	0.887236
36000000-39000000	0.267462	0.888177
39000000-42000000	0.282274	0.887746

表 3: 学習結果のスライス毎の損失と正解率

スライス	損失	正解率
15	0.336216	0.855156
16	0.278843	0.881464
17	0.322296	0.862029
18	0.282274	0.887746

を学習した. 3 千万サンプルずつ 14 エポック, 合計 4 億 2 千万サンプル学習させ, 各エポック毎に訓練サンプルとは別の 3 千万サンプルを使って, 損失と正解率を計った. 3 千万個のサンプル局面には, 1 千万個ずつ黒勝ち, 白勝ち, 引き分けの局面が含まれており, それにより学習効率の向上を狙っている. 表 2 から学習が進むにつれ精度が向上していることが見て取れる. また表 3 からはゲームが終盤に近づくにつれ精度がわずかに上がっていることが見て取れる. 勝敗判定は各スライスにおいて 85%以上の精度を得ている. 現在の構造のまま, フィルター数を 256 に, 残差ブロック数を 40 に増やし, 訓練サンプル数を黒勝ち, 白勝ち, 引き分けが同数含まれるようにして 10 億程度に増やせば, スライス 18 と 16 で正解率 90%を超えると予想している.

3 まとめ

画像認識で定評のある ResNet を主に使い, Irving により提供されている初期局面から 18 手目までのペンタゴの完全解析データを利用して盤面の勝敗判定の学習を行った. 結果は 85%以上の精度を得ることが出来た. 特に, スライス 16 と 18 では精度が 88%を超えている. 今後は更なる制度の向上及び 19 手目以降の勝敗判定を行うことを目標としている.

謝辞

本研究は九州大学情報基盤研究開発センター研究用計算機システム的一般利用を利用した. また, 株式会社アースライズカンパニーの支援により実施された.

参考文献

- [1] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. arXiv preprint arXiv:1512.03385, 2015.
- [2] David Silver, Julian Schrittwieser, Karen Simonyan, Ioannis Antonoglou, Aja Huang, Arthur Guez, Thomas Hubert, Lucas Baker, Matthew Lai, Adrian Bolton, et al. Mastering the game of go without human knowledge. Nature, Vol. 550, No. 7676, pp. 354–359, 2017.