

囲碁の自動棋譜解説のための解説候補着手の識別

Selection of Suitable Go Terms for Commentary Generation

小田 直輝[†]

Naoki Oda

中村 貞吾[†]

Teigo Nakamura

1. はじめに

チェスや将棋の AI が人間のトッププレイヤーを凌ぐ強さまで到達し、さらに囲碁においても、AI が人間のチャンピオンを超えるに至った。強い囲碁 AI を作るという目標が達成され、次なる目標は、人間プレイヤーと AI との共存共栄である。人間のプレイヤーとともに切磋琢磨する対戦相手や上達のための手ほどきをしてくれる先生など、強さ以外の楽しませることや指導することに重きを置いた AI が求められる。将棋においては、コンピュータ将棋の局面評価と探索における読み筋をリアルタイムに提供して解説する研究 [1] や局面状態と指し手表現との対応づけに基づいて解説文を生成する研究 [2] などがあり、囲碁においても同様に棋譜の自動解説や学習支援を行なうシステムの開発が望まれる。

2. 解説候補着手の識別

囲碁の棋譜解説を行なう際に、どの着手について解説すべきであるか、またその着手の良し悪しを理解しておく必要がある。着手の良し悪しについて、勝率を下げる手というのは、自分の形勢を不利にする手であるので悪手と考えられる。一方で勝率を下げない手は、形勢を崩さないような手であるので好手と考えられる。好手の中には、強い人から見て普通は選びそうな手とそうではない手を含むと考えられる。普通選びそうな手というのは、その手が当たり前に打たれる好手と考えられるため、特段解説を加える必要性は少ないと考えられる。そのため、好手について解説すべき好手がどうかを判断する必要がある。本研究では、好手について解説すべき好手と当たり前に打たれる好手の判別を試みる。

3. 提案手法

3.1. ポリシーネットワーク

ポリシーネットワークは、局面を入力とし、入力局面における各候補手の選ばれる確率を求め、1 番選ばれやすい手の確率を出力する畳み込みニューラルネットワークである。AlphaGo [3] におけるポリシーネットワークは人間の強い囲碁プレイヤーが行った対局の棋譜を用いて

教師あり学習を行なっている。一方で AlphaGoZero [4] では自己対戦による強化学習により実現している。

3.2. バリューストネットワーク

バリューストネットワークは、局面を入力とし、今の手番からみた勝率を予測する畳み込みニューラルネットワークである。

3.3. 好手の判別

解説すべき好手を判別するには、まず好手かどうかの判別が必要である。好手は、形勢を崩さないような手であるので勝率をあまり落とさない手と考えられる。一方で悪手は形勢を崩すような手であるので勝率を大きく下げる手と考えられる。そこで、囲碁 AI の PhoenixGo [5] のバリューストネットワークを用いて各手番における勝率を計算し、一手前の勝率と比べ一定以上下がっていない手は形勢を崩さないような手つまり好手と考え、判別を行なう。好手と判断された手が実際の棋譜解説記事に登場する着手として記述されているかどうかについて調査を行い、その結果を表 1 に示す。用いるデータとして、朝日囲碁名人戦第 39 期の 7 番勝負から 6 棋譜を使用した。

表 1: PhoenixGo を用いた好手の調査

	A	B	C	D	E	F
総着手数	212	200	169	217	176	215
解説記事中の好手の総数	61	53	55	45	68	50
好手として判定された数	198	171	143	212	139	199
precision	27.8	28.1	32.9	20.8	40.3	21.6
recall	90.2	90.6	89.1	97.8	82.4	86
F-score	42.5	42.9	48	34.2	54.1	34.5

用いたどの棋譜についても再現率が 80% を超えているが適合率は 20% から 40% と低いことから、バリューストネットワークを用いて得られた好手の中には解説すべき好手と解説する必要のない好手が含まれていると考えられる。

3.4. 解説すべき好手の判別

解説すべき好手かどうかを判別するためには、ある着手が勝率を下げない手であるかどうかに加えて、そ

[†]九州工業大学, Kyushu Institute of Technology

の手が、その時の局面において、普通は打つだろうと考えられる手かどうかを知る必要がある。普通は打つだろうと考えられる手というのは、その手がその局面において選ばれやすい手であると考えられる。そこで、好手について、その手が打たれた局面における、各着手の打たれる確率をポリシーネットワークを用いて求める。打たれる確率がある閾値以上の手をその局面で普通は打つだろうと考えられる手と考え、普通は打つだろうと考えられる手かどうかを判別する。それにより、好手の中で、普通は打たないような手を解説が必要な好手として判別することができる。

4. 実験

4.1. 実験方法

棋譜中の各手番における勝率を求めるために、AlphaGo Zero の方式に基づく囲碁 AI である PhoenixGo[5] を用いる。ポリシーネットワークについては、AlphaGo[3] の方式では人間が実際に行った対局の棋譜を元に学習を行なっているため、AlphaGoZero[4] の方式に比べてより人間に近い次の一手予測となっていると考えられる。そこで、AlphaGo の方式によるポリシーネットワークと AlphaGoZero の方式によるポリシーネットワークのそれぞれを用いた場合での比較実験を行なう。実験には、AlphaGo の方式に基づく囲碁 AI である DeltaGo[6] のポリシーネットワークと AlphaGoZero の方式に基づく PhoenixGo のポリシーネットワークを用いた。一手前の勝率と比べ 10% 以上下がっていない手を好手とし、選ばれる確率が選ばれる確率の平均 $m-0.3$ 以上の手を選びやすい手とした。

4.2. 実験結果

DeltaGo のポリシーネットワークを用いた場合の結果を表 2 に、PhoenixGo のポリシーネットワークを用いた場合の結果を表 3 に示す。表 1 と表 2、表 3 を比較すると、どちらのポリシーネットワークを用いた場合でも、適合率はバリューネットワークのみを用いた場合に比べ、ポリシーネットワークを用いた方が上回った。勝率の変化と比較すると、終盤近くまで勝率の変化が激しい対局に比べ、形勢がはっきり対局の方が改善率がいい傾向にあった。A, D, E の棋譜では DeltaGo を用いた方が F 値が高く、B, C, F の棋譜では PhoenixGo の方が F 値が高かった。そこで、それぞれの棋譜における勝率の変化を見比べた結果、終盤近くまで勝率の変化が激しい対局については、PhoenixGo の方が良く、形勢がはっきりしている対局については DeltaGo の方が良い傾向にあった。

表 2: DeltaGo のポリシーネットワークを用いた場合の結果

	A	B	C	D	E	F
解説記事中の好手の総数	61	53	55	45	68	50
解説すべき好手として判定された数	67	61	51	77	58	74
precision	47.8	29.5	35.3	29.9	53.4	35.1
recall	52.5	34	36.4	51.1	45.6	52
F-score	50	31.6	35.8	37.7	49.2	42

表 3: PhoenixGo のポリシーネットワークを用いた場合の結果

	A	B	C	D	E	F
解説記事中の好手の総数	61	53	55	45	68	50
解説すべき好手として判定された数	60	45	48	67	55	54
precision	43.3	42.2	47.9	29.9	54.5	48.1
recall	42.6	35.8	43.6	44.4	44.1	52
F-score	43	38.8	45.7	35.7	48.8	50

5. まとめ

本論文では、囲碁 AI による局面評価と着手予測を用いて解説すべき着手を判別する枠組みを提案した。また、AlphaGo の方式に基づくポリシーネットワークと AlphaGoZero の方式に基づくポリシーネットワークのそれぞれを用いた場合での比較実験を行った。その結果、ポリシーネットワークを用いることで適合率が向上することが分かった。しかし、解説記事中の好手の中には流行りの進行が含まれているため、より正確な調査を行なう必要があると考えられる。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 15K00506 の助成を受けた。

参考文献

- [1] 金子：“コンピュータ将棋を用いた棋譜の自動解説と評価”，情報処理学会論文誌，Vol.53, No.11, pp.2525–2532, (2012).
- [2] 亀甲他：“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”，第 19 回ゲームプログラミングワークショップ，GPW2014, pp.202–209, (2014).
- [3] David Silver, et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature, Vol.529, pp.484–489, (2016).
- [4] David Silver, et al.: Mastering the game of Go without human knowledge, Nature, Vol. 550, pp354–359 (2017).
- [5] Qinsong Zeng, et al.:Phoenixgo, <https://github.com/Tencent/PhoenixGo>, 2018.
- [6] 大槻：DeltaGo, <http://home.q00.itscom.net/otsuki/delta.html>, 2016.