

囲碁学習支援のための棋譜解析によるプレイヤーの棋力推定 Estimating Player's Go Skill by Analyzing Game Records for Go Learning Support System

濱田 浩輝 中村 貞吾

Hamada Koki Nakamura Teigo

九州工業大学 Kyushu Institute of Technology

1 はじめに

囲碁は、チェスや将棋に比べ盤面の評価が難しいとされるゲームであったが、モンテカルロ法と機械学習を用いた手法 [1] により、囲碁 AI はトッププロに勝利するまでの実力に到達した。そのため、囲碁研究の新たな目標として学習支援が注目されてきている。初心者の囲碁の上達方法としては、プロによる棋譜の解説記事を読んだり、強い人と対局をしてもらうことなどがあるが、そのどちらもかなりの棋力を有した人が必要であるため、コストがかかってしまう。そこで、それらの学習支援をコンピュータを用いて行う研究として、将棋においては、コンピュータ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 [2] がある。囲碁においても同様に棋譜の自動解説や学習支援を行うシステムの開発が望まれる。

2 棋譜からの棋力推定

囲碁の学習支援には、指導碁や感想戦などが挙げられるが、その中で適切な解説や指導を行うにはまず、学習者の棋力がある程度分かっている必要がある。学習支援を行う前に棋力が分かっているならば、例えば学習者の棋力が低ければ、相手が上級者であれば省いていたような説明を行ったり等、現在の学習者の棋力に合わせたレベルでの解説が可能である。本研究では、こうした学習支援を行う上で必要な棋力推定を行えるようにすることを目指す。

棋力推定の関連研究として、荒木氏の論文 [3] では、13 路盤棋譜データをもとに学習した CNN を用いて棋力の推定を行なっている。しかし、この手法では棋譜中の一連の手順全体を入力として扱っているため、非常に複雑なネットワークとなっており、19 路盤に拡張することが難しい。その他に山下氏の手法 [4] では、現在の局面と一手後の局面の評価値の差により、将棋名人の棋力を推定している。そこでこの手法のように、棋譜全体を入力として扱うのではなく、棋譜内の着手をもとに棋力の推定を行い、19 路盤の棋譜を扱えるようにする。

3 棋力の推定方法

プレイヤーの棋力を推定するために、棋譜内のプレイヤーの着手が上級者が打ちそうな着手からどれくらい外れているか (誤謬度) をもとに棋譜を評価していく。この基準となる上級者が打ちそうな手を得る方法としては、高段者の着手を学習した CNN を使用する。この CNN は任意の局面が入力されると、その局面の合法手に対しての次の一手の打たれやすさを確率で出力する。この出力された値を用いて着手の誤謬度を算出する。任意の局面で選択された着手の CNN の出力を x 、またその局面での最大の確率を max とすると、着手の誤謬度は以下の式により計算される。

$$\text{着手の誤謬度} = -\log \frac{x}{max} \quad (1)$$

各段 (級) 位毎に 500 局 (両対局者あわせて 1000 人分) ずつの棋譜を用いて得た誤謬度の平均の値を以下の図 1 に

示す。ここでは、実力の差による影響を考慮しなくていいようにするために、同級 (段) 同士の棋譜を用いて行う。

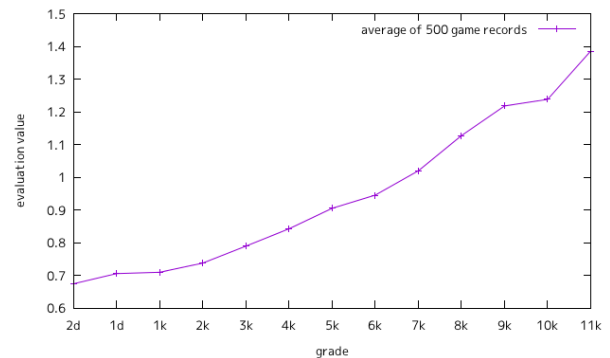


図 1: 各段 (級) 位毎の着手の評価の平均値

図 1 より、高段者から低級者にかけて、誤謬度は増加傾向にある。そこで、この傾向を用いてプレイヤーの棋力の推定を行う。

本研究で用いる CNN は、アルファ碁で使用されている SL ポリシーネットワークと同じ、48 チャネル、192 フィルタ、13 層の畳み込みニューラルネットワークを用いた囲碁 AI オープンソースである DeltaGo [5][6] を使用して、棋譜の解析を行う。

4 実験

棋力の推定結果を用いて、プレイヤーの棋譜を上級者、中級者、初級者の 3 クラスに分類を行う。棋譜の棋力の評価には、棋譜内のプレイヤーの着手数を n 手として

$$\text{棋譜の誤謬度} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \frac{x_i}{max_i} \quad (2)$$

により、棋譜内の着手の誤謬度の平均を用いて行う。同級 (段) 同士の棋譜を各段 (級) 毎に 500 局 (1000 人分) ずつ用いて、各クラス毎の誤謬度を算出した結果を以下の表 1 にまとめた。

表 1: 各クラス毎の誤謬度の平均と分散

	誤謬度の平均	誤謬度の分散
上級者 (2 段 ~ 2 級)	0.707	0.180
中級者 (3 級 ~ 7 級)	0.871	0.221
初級者 (8 級 ~ 11 級)	1.242	0.373

表 1 の値を用いて、クラスの分類には、分類したい棋譜の誤謬度を X 、クラス i の誤謬度の平均を μ_i 、その分散を σ_i として

$$\text{分類クラス} = \arg \min_{i \in \text{class}} \frac{|X - \mu_i|}{\sigma_i} \quad (3)$$

により決定する。

5 実験結果

5.1 プレイヤ毎の棋力推定

各段(級)位毎に100局ずつの棋譜を分類し、それを5セット(計1000人分)行った平均の一致率を以下に示す。

表 2: プレイヤ毎の棋力の推定の一致率

	上級者	中級者	初心者
2段~2級	75.2%	21.3%	3.5%
3級~7級	30.6%	42.7%	26.8%
8級~11級	3.0%	17.9%	79.2%

各クラスの一貫率は、上級者、初級者は高いが、基準値が中間に位置する中級者は上級者、初級者に誤分類されることが多かった。全体の一貫率は、63.9%程度ではあるが、上級者を初級者と分類することは少なく、また同様に初級者を上級者として分類することも少なかったため、大幅に棋力の推定し間違えることはなく、ある程度の分類はできていたと言える。

5.2 複数の棋譜を用いた棋力推定

棋力推定に用いる棋譜を増やせば、精度の向上が期待できると考えられるので、棋譜を5局分用いた場合の推定を試みる。推定には、各クラス毎に、以下の表3のプレイヤー数を用いて行った推定結果を表4にまとめた。

表 3: 5局分の棋譜をからの推定に用いるプレイヤー数

	プレイヤー数
2段~2級(上級者)	875
3級~6級(中級者)	757
8級~11級(初級者)	220

表 4: 5局分の棋譜をからの推定での一致率

	上級者	中級者	初心者
2段~2級	81.8%	17.9%	0.2%
3級~7級	17.9%	66.8%	15.1%
8級~11級	0.0%	13.6%	86.3%

表2の1局の棋譜からの推定結果と比べると、3クラスとも精度が上がっており、全体の一貫率は76.2%であった。特に1局の推定の場合では、難しかった中級者の分類が上がっており、複数の棋譜を用いれば、1局の棋譜だけでは曖昧であった棋力の差を正しく分類できていた。

5.3 実力が離れた相手との対局での推定

現在の手法では、同級(段)同士の棋譜に限定して棋力を推定していたので、実力の離れた相手との対局でも同様な成果が得られるのか検証を行う。推定には、上級者、中級者は実力が下の相手と、初級者は実力が上の相手との棋譜を使用し、どちらも実力差は7ランク以上離れた対局で行う。以下の表5の棋譜数で推定した結果を表6に示す。

表 5: 実力の離れた相手との対局で用いる棋譜数

	棋譜数
2段~2級(上級者)	328
3級~6級(中級者)	168
8級~11級(初級者)	158

表 6: 実力が離れた相手との対局での推定の一致率

	上級者	中級者	初心者
2段~2級	60.8%	24.6%	14.4%
3級~7級	17.9%	32.1%	37.5%
8級~11級	0.0%	10.1%	84.1%

全体の一貫率は59.1%となった。分類の精度としては表2の結果と比べて低く、相手の実力によって推定の結果が悪くなってしまうことが分かった。同級(段)同士の対局との比較するために、実力の離れた相手との対局で算出した棋譜の誤謬度の平均と分散を以下の表に示す。

表 7: 実力が離れた相手との対局での誤謬度の平均と分散

	誤謬度の平均	誤謬度の分散
上級者(2段~2級)	0.788	0.503
中級者(3級~7級)	0.960	0.677
初級者(8級~11級)	1.386	1.173

傾向としては、全体的に誤謬度は上がっていることが読み取れた。これはSLポリシーネットワークが上級者同士の対局をもとに学習を行っており、その結果、相手との実力差が大きい場合に生じる局面を適切に学習できていなかったためと考えられる。また、初級者だけ平均と分散が極端に大きくなっていることから、相手の方が実力が強いと、プレイヤーの誤謬度は大きく変化する傾向があることが分かった。

6 まとめと今後の計画

本研究では、学習支援を行う上で、必要な棋力推定を行えるようにするために、上級者が打ちそうな手を学習したCNNを用い、その出力から対局者が選択した着手がどれくらい外れているのかを評価の基準として、棋譜からの棋力の推定を行った。得られた棋力の推定結果により、上級者、中級者、初級者の3クラス分類を行ったところ全体の一貫率としては、63.9%程度であった。

今後の課題として、今回の実験では、主に同級(段)位同士の対局に限定して棋力の推定を行ってきたが、実際には実力の離れた相手との対局でも正確に推定を行える必要がある。現段階では検証データは少ないが、実力の差が離れた相手と戦うと全体的に評価が低く見積もられ、特に弱い人が強い人と戦うと評価値がかなり低くなる傾向が見られているので、それらを踏まえた推定をできるように評価の指標を検討する。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 15K00506 の助成を受けた。

参考文献

- [1] David Silver, et al., "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search", nature, vol.529, pp.484-489, 2016.
- [2] 金子知通: "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).
- [3] 荒木伸夫: "畳み込みニューラルネットワークを用いた囲碁における1局の棋譜からの棋力推定", 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.11, pp.2365-2373, (2016)
- [4] 山下宏: "将棋名人のレーティングと棋譜分析", ゲームプログラミングワークショップ2014 論文集, vol.2014, pp.9-16(2014).
- [5] 大槻知史, 最強囲碁 AI アルファ碁 碁解体新書, 翔泳社, 2017
- [6] DeltaGo: <http://home.q00.itscom.net/otsuki/delta.html/>