

分類器学習による囲碁の手への描写表現の自動付与

Identifying the Expression of the Move of Go by Classifier Learning

博士前期課程 1 年 201720869 森 菜都未

筑波大学大学院 システム情報工学研究科 知能機能システム専攻

Natsumi Mori

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

(指導教員: 宇津呂 武仁, 中内 靖, 矢野 博明)

The ancient Chinese board game, Go, with its simple rules yet highly complex strategies, requires players to encircle more territory than their opponent. However, owing to the rise in the capabilities of Go-playing software and a lack of Go instructors in Japan, there is a need for a software that actively assists human players in learning the high-level strategies required to win the game. This study focuses on generating a review for each consecutive player's move. This paper studies how to generate an expression for each move based on the distribution of the stones on the board. To this task of generating the expression for each move in a game of Go, we apply a classifier learning technique.

1. はじめに

近年, AlphaGo と呼ばれるコンピュータ囲碁プログラムがプロ棋士に初めてハンデ無しで勝利した [4]. これをきっかけに, いくつかの囲碁プログラムの強さは大きく躍進し, 家庭用のコンピュータでもプロ棋士と同等の力を体験することができるようになってきている. ただし, これらの囲碁ソフトのほとんどは, 強さのみを追求したものであり, エンターテインメントや教育の観点からみると, まだ不十分と言える部分が多い. 特に, 現時点では, 日本には囲碁を指導することができるプロ棋士やその力を持ったアマチュアはわずかしかいないため指導者不足が問題となっており, その盤面を見ただけでは理解できないような高度な技術を教えるソフトウェアの開発は重要な課題である.

これらより, 本研究では人間プレイヤーが囲碁の手を学ぶことを支援するソフトウェアの開発を目的とする. 特に本論文では, 囲碁における各手の解説を生成するタスクに着目した. 具体的には, 囲碁の解説には様々な「囲碁用語」と呼ばれる描写表現が含まれており, それらの描写表現を囲碁の盤上の石の配置から分類器学習を行うことにより生成する手法を提案する. ただし, これらの描写表現は単に形だけを表現しているものと, 戦略的な意味を含んだ表現の 2 種類存在し, 本論文では前者を「物理的描写表現」, 後者を「戦略的描写表現」と呼ぶこととする [5].

関連研究として池田らは分類器学習を用いて囲碁の盤上の石の配置から描写表現を生成する手法を提案している [2]. ただし, 池田らの研究は手の形を表現する物理的描写表現を生成することのみに留まり, 戦略的描写表現に関しては触れていない.

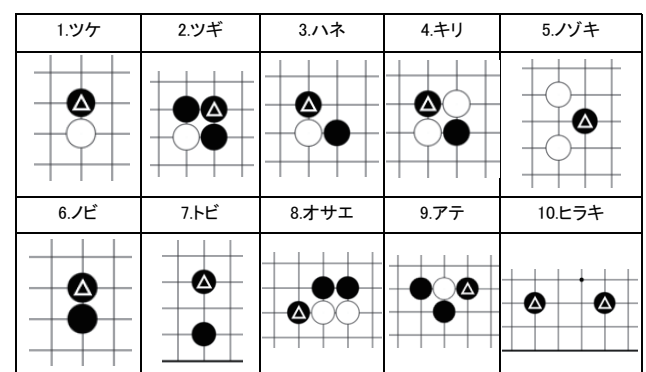
したがって, 池田らの研究と本研究との主な違いの一つは, 本研究は戦略的描写表現も考慮に入れながら全ての描写表現を生成する点である. さらに, 本研究では手の描写表現を生成するための分類器の素性に関して, 池

田らが提案している盤上の石の配置の位置関係に着目した素性に加え, 囲碁の手が時系列データであることを考慮した上で時間素性を提案し, その効果を示した. さらに池田らの研究では多値分類によって, 全体的な性能を考察していたのに対して, 本研究では各表現に対して二値分類を行い, 表現ごとの最良の結果を得るために必要な最適な素性の組み合わせを示した.

2. 囲碁の手の描写表現

2.1 物理的描写表現

物理的描写表現は, 通常, 盤上の石の静的な局所パターンを考慮して識別される. 3 節で示すように, 本研究では評価の対象に頻度上位 10 種の物理的描写表現を用いた. また, これらの物理的描写表現の典型的な例を図 1 に示す (三角が含まれた黒の石が当該描写表現の手).



当該描写表現の手(現時点での最終手)

図 1: 物理的描写表現の内の頻度上位 10 種の典型例

2.2 戦略的描写表現

前節で述べたように、物理的描写表現は盤上の石の静的な局所パターンを考慮して識別される。それに対して、戦略的描写表現の識別には意味内容を考慮する必要がある。局所パターンではなく、より広い視野を持つ必要がある場合が多い。ただし、これらの戦略的描写表現はゲーム中の大局的な流れを通じて出現する特徴的な状況を表すという特徴を持っている。そのため、ゲーム内の手の全体的な時系列情報は戦略的描写表現によって区分化が可能であると考えられる。

本研究ではこのゲーム内の手の時系列情報は戦略的描写表現によって区分化が可能であるという考えのもと、戦略的描写表現の識別を試みた。

3節で示すように、本研究では評価の対象に戦略的描写表現の内の頻度上位3種を使用した。使用した3つの戦略的描写表現の一般的な解釈の例を以下に示す。なお、これらは盤面の石の配置で描写表現が決まるのではなく、多様な石の配置を抽象化した概念によってその解釈が決まるため、前節の物理的描写表現のように図を用いて表現したとしても、それはごく一部の例にしか過ぎず、全体的な形を表現することは難しい。

受ける 相手の戦略に対して自分の石を守る意味を表す

カカリ 相手の石に対して攻撃（戦略）を開始する意味を表す

打ち込み 相手が占める領域に侵入する意味を表す

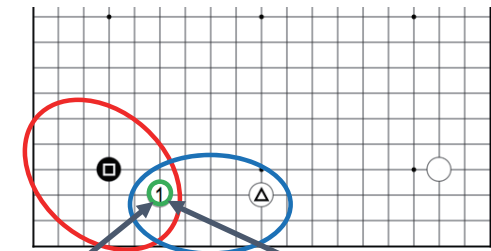
ここで、図2と図3に戦略的描写表現を識別する際に問題となるパターンを示す。図2では、白が矢印で指されている石を新たに置いた場面で、この手に描写表現を付ける場合を考える。この手は、白との位置関係だけを見れば、物理的描写表現のヒラキと捉えられる。しかし、この盤面では黒への攻撃（戦略）を開始する手と考える方が自然なため、物理的描写表現のヒラキとするのは相対的にみて不適切であり、戦略的描写表現のカカリを用いる方が適切である。同様に図3においても、黒との位置関係だけを見れば物理的描写表現のヒラキと捉えることができるが、相手が占める領域に侵入する意味であると考えられる方が自然な場面であるため、物理的描写表現のツケとするのは相対的にみて不適切で、戦略的描写表現の打ち込みを用いる方が適切である。

このように戦略的描写表現を識別する際には、物理的描写表現と比較して相対的にみてどちらが適切かを選択する必要がある。これらをどのように解決するかが重要な問題である。

このように戦略的描写表現を識別する際には、物理的描写表現と比較して相対的にみてどちらが適切かを選択する必要がある。これらをどのように解決するかが重要な問題である。

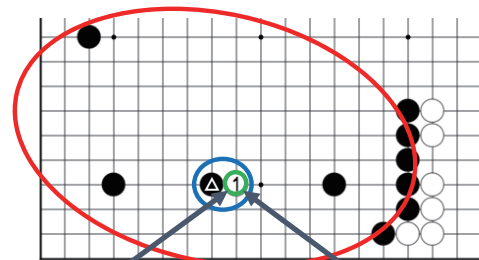
3. データセット

分類器の評価に使用したデータセットは、SGFファイルと呼ばれる手の座標と解説（テキストファイル）が対になったものから構築した。これらは5年間の新聞記事の内の利用可能な囲碁掲載欄から収集した。この収集データには60ゲーム分の19×19の大きさの盤上の石の配置を順番に記録したデータが含まれており、そのデータと解説を照らし合わせながら手作業で描写表現の抽出を行った。その結果、描写表現がついた手は総手数9,209



①の手は●に対しての手でカカリと考える場合(赤の領域) (相対的にみて適切な戦略的描写表現として表現された例)
①の手は△に対しての手でヒラキと考える場合(青の領域) (相対的にみて不適切な物理的描写表現として表現された例)

図2: 手に対する描写表現の曖昧性の例: カカリ または ヒラキ



①は黒に囲まれた全体に対しての手で打ち込みと考える場合(赤の領域) (相対的にみて適切な戦略的描写表現として表現された例)
①は△に対しての手でツケと考える場合(青の領域) (相対的にみて不適切な物理的描写表現として表現された例)

図3: 手に対する描写表現の曖昧性の例: 打ち込み または ツケ

手の内、1,207手であった。描写表現は238種類にも及んだが、10回以上出現した描写表現は34種類であった。

今回の評価には物理的描写表現の内の頻度上位10種と、戦略的描写表現の内の頻度上位3種を用いた。評価に用いた描写表現は表1に示されている描写表現13種類である。

4. 素性

本研究では、関連研究でも用いられていた盤面の石の配置から描写表現を識別するための位置素性と、それに加えて、盤面の石の配置だけでは識別が難しいと考えられる戦略的描写表現を識別するために、囲碁の手は時系列データであることを考慮した時間素性を新たに提案し検討した。

4.1 位置素性

本研究で用いた位置素性のほとんどは、物理的描写表現を識別することを目的とした関連研究によって得られた素性を用いている[2]。この位置素性とは、盤面の石の配置から得られる特徴を素性としたもので、その描写表現が付けられる瞬間の盤面の状態だけを見るものである。

4.1.1 FP_1 : 座標

盤面の左上を原点として、描写表現が付けられる現在の手の石が置かれた場所を $x(1\sim 19)$ 、 $y(1\sim 19)$ で表したものを FP_1 と呼ぶ。

4.1.2 FP_2 : 手数

ゲームの開始から現在の手の石が何手目に置かれたものを表したものを FP_2 と呼ぶ。

4.1.3 FP_3 : 最も近い端までの距離

図4で示すように、現在の手の石が盤の端からどれだけ離れているかを表したものを、これを FP_3 と呼ぶ。

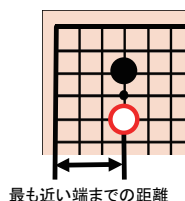
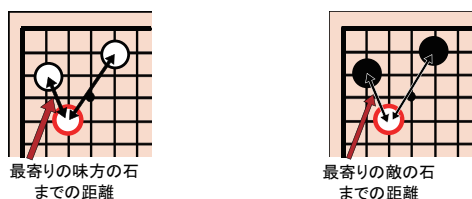


図4: 素性 FP_3 : 最も近い端までの距離

4.1.4 FP_4/FP_5 : 最寄りの味方の石/敵の石までの距離

図5で示すように、現在の手から最も近い味方の石/敵の石までの距離を表したものを、これを FP_4, FP_5 と呼ぶ。距離の測り方は、関連研究で用いられていた R 距離を用いた [1,2]。R 距離とは以下の式で表され、本研究では、この距離が6以内のものを見ることとし、それ以上の距離のものは一律で遠く離れているとみなした。

$$\text{distance}(\delta x, \delta y) = |\delta x| + |\delta y| + \max(|\delta x|, |\delta y|) \quad (1)$$

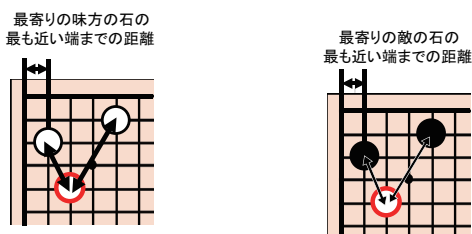


(a) 素性 FP_4 : 最寄りの味方の石までの距離 (b) 素性 FP_5 : 最寄りの敵の石までの距離

図5: 素性 FP_4 /素性 FP_5 : 最寄りの味方の石/敵の石までの距離

4.1.5 FP_6/FP_7 : 最寄りの味方の石/敵の石から最も近い端までの距離

図6で示すように、最も近い味方の石/敵の石が端からどれだけ離れているかを表したものを、これを FP_6, FP_7 と呼ぶ。最も近い味方の石/敵の石を探索する際には、 FP_5/FP_6 と同様に R 距離を用いており、R 距離が6以内に対象となる石が見つからない場合は、やはり一律に遠く離れているとみなした。



(a) 素性 FP_6 : 最寄りの味方の石から最も近い端までの距離 (b) 素性 FP_7 : 最寄りの敵の石から最も近い端までの距離

図6: 素性 FP_6 /素性 FP_7 : 最寄りの味方の石/敵の石から最も近い端までの距離

4.2 時間素性

関連研究では現在の手の盤面の状態だけを見ていたのに対して、本研究では新たに戦略的描写表現を識別するために時間素性を提案する [2]。時間素性とは囲碁の手は時系列データであることを考慮して、一つ前、二つ前の手から現在の手にどのように遷移しているかを見る素性である。

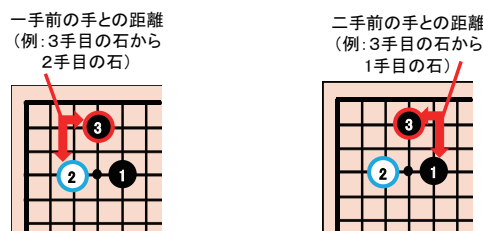
FT_1/FT_2 : 現在の手から1手前の手/2手前の手までの距離

図7で示すように、現在の手から1手前の手/2手前の手までの距離を測り、どれだけ離れているかを素性とした。これらを FT_1, FT_2 と呼ぶ。

戦略的描写表現を識別する際には、図2、および、図3で示すように、物理的描写表現と比較して、相対的に適切かどうかを判断する必要がある。しかし、これらは物理的描写表現と同様に盤面の状態だけで識別することは難しい。よって、本研究では囲碁の手が時系列データであることを考慮することによって、この問題の解決を図った。具体的には、囲碁は一つのゲーム中に戦略が幾つも出現するため細分化が可能である。そして本研究では、その戦略の区切りが戦略的描写表現であるという考えのもと、前回の手から新たな場所に展開した手を戦略の区切りとみて、戦略的描写表現の識別を試みた。

また、距離の測り方に関して、位置素性では盤面の状態を見るために関連研究と同様に R 距離を用いたが、時間素性に関しては、近い石の厳密な位置関係よりも、石がどれだけ離れているかというような、より広い範囲の情報を得ることを考えて以下の式を用いた [2]。

$$\text{distance}(\delta x, \delta y) = |\delta x| + |\delta y| \quad (2)$$



(a) FT_1 : 現在の手から1手前の手までの距離 (b) FT_2 : 現在の手から2手前の手までの距離

図7: FT_1/FT_2 : 現在の手から1手前の手/2手前の手までの距離

5. 評価

5.1 手順

描写表現を生成するための分類器の評価は、物理的描写表現頻度上位10種類と戦略的描写表現頻度上位頻度3種類の合わせて13種類の各表現について、それぞれの描写表現に含まれる全データを正例とし、それと同数の負例を、正例を除いた12種類の全データから無作為抽出し、二値分類の10分割交差検定を行った。また、分類器の実装にはPythonのモジュールの一つである scikit-learn toolkit の決定木を用いた [3]。さらに、決定木は過学習を抑えるために子ノードに存在するデータ数の最小値を1から7の間になるようにし、ツリーの深さを2から8の間に制限した。評価結果には、10分割交差検定

表 1: 評価結果 (%)

描写表現の種類	ID	二値分類	正例データ数	評価結果	最適な素性
物理的描写表現	1	ツケ/ツケ以外	60	95.0	FP_4, FP_6
	2	ツギ/ツギ以外	57	86.1	FP_4, FP_5, FP_6, FT_2
	3	ハネ/ハネ以外	42	89.5	FP_4
	4	キリ/キリ以外	37	84.2	FP_2, FP_4, FP_6
	5	ノソキ/ノソキ以外	30	81.7	FP_2, FP_6, FT_1, FT_2
	6	ノビ/ノビ以外	29	95.0	FP_6, FP_7
	7	トビ/トビ以外	25	91.7	FP_4
	8	オサエ/オサエ以外	25	82.5	FT_1
	9	アテ/アテ以外	21	83.3	FP_7, FT_2
	10	ヒラキ/ヒラキ以外	19	87.5	FP_6
合計/平均			345/34.5	87.6	—
戦略的描写表現	11	受ける/受ける以外	29	71.7	FP_1, FP_2
	12	カカリ/カカリ以外	25	95.8	FP_4
	13	打ち込み/打ち込み以外	23	94.2	FP_6
	合計/平均			77/25.7	87.2
合計/平均			422/32.5	87.5	—

を用いて、上記の2つのパラメータを最適化し、その最適化されたものを最終的な結果として採用した。

5.2 結果

表1では、各表現における最適な素性の組み合わせと、これらの最適な素性の組み合わせによって得られる二値分類における性能を示している。表1を見ると、ほとんどの描写表現に FP_4 (最寄りの味方の石までの距離)と FP_6 (最寄りの味方の石の最も近い端までの距離)が含まれており、逆に、 FP_1 (座標)や FP_3 (最も近い端までの距離)はあまり含まれていないことが分かる。この結果から、今回の13種類の描写表現に関しては、座標のような物理的な絶対位置を示す素性より、最寄りの味方の石までの距離のような相対的な位置関係を示す素性の方が有効であると言える。

また、見方を変えて、 FT_1 (一手前の手との距離)は相手の石との距離を見ていて、 FT_2 (二手前の手との距離)は自分の石との距離を見ていることを踏まえると、 FP_4/FP_5 (最寄りの味方の石/敵の石までの距離)、 FP_6/FP_7 (最寄りの味方の石/敵の石から最も近い端までの距離)、 FT_1/FT_2 の全ての組み合わせにおいて、自分の石との関係を見ている素性の方が多く出現している。

ただし、 FT_1 と FT_2 に関しては、最適な素性として現れた数の差はごく僅かであり、全体的に見てもデータセットの規模が小さいため、一般的に最適な素性として味方の石の方が有効であるとは言えない。また、決定木を作成する際に深さと最小値の設定により汎用的なルールになるような最適化は行っているが、やはりデータセットの規模が小さいため訓練に用いるデータ数が少なく、汎用的なルールになっているとは言えない。

今後は、データセットの規模を大きくし、上記の評価結果が他の多くの描写表現にも適用できるかどうかの確認を行う。また、新たな有効な素性やSVMやランダムフォレストのような他の分類器についても検討し、全体的な精度の向上を目指す。

6. おわりに

本研究では、囲碁における各手の解説を生成することに着目し、高度な戦略を学ぶ際に人間プレイヤーを支援するソフトウェアの開発を目的とした。特に、本研究では盤上の石のパターンに基づいて各手の描写表現を生成する課題に取り組んだ。今後はデータセットを拡張し、評価をより正確なものとした上で、SVMなどの他の分類手法についても試し、さらなる全体的な精度の向上を目指す。

参考文献

- [1] R. Coulom. Computing Elo ratings of move patterns in the game of Go. In *Proc. Computer Games Workshop*, 2007.
- [2] K. Ikeda, T. Shishido, and S. Viennot. Machine-learning of shape names for the game of Go. In *Proc. 14th ACG*, pp. 247–259, 2015.
- [3] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [4] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, Vol. 529, pp. 484–503, 2016.
- [5] A. Yoshikawa, T. Kojima, and Y. Saito. Relations between skill and the use of terms — an analysis of protocols of the game of Go —. In *Proc. 1st CG*, pp. 282–299, 1998.