

囲碁における大局観を実現する広域パターンマッチング

本田 拓朗^{†1} Simon Viennot^{†1} 池田 心^{†1}

モンテカルロ木探索 (MCTS) を用いたコンピュータ囲碁においては、棋譜を用いた機械学習によって行動評価関数を調整することで、木探索部で探索する枝の絞り込みやプレイアウト部での着手確率の調整を行い、棋力を向上させる研究が広く行われている。学習に用いる重要な要素として、着目点の周囲の配石パターンがあり、棋譜中に頻繁に現れるものを抽出し、重み付けすることによって着手の評価に用いられる。着手を正確に評価するためには盤上のより広い範囲をカバーする大きなパターンが必要であるが、大きなパターンは棋譜中に出現する回数が少ないため、十分に学習するためには非常に多くの棋譜が必要になる。この問題に対し、本稿では、盤面を縮小することによって「広い範囲をざっと見る」新たなパターンマッチングを提案し、実験によりその有効性を示す。

Broad Pattern Matching for the Opening Moves in Go

TAKURO HONDA,^{†1} SIMON VIENNOT^{†1} and KOKOLO IKEDA^{†1}

In Monte-Carlo computer go, machine learning of patterns from existing game records is a well-known method to compute an evaluation function, which can then be used to prune the search tree, or a probabilistic model to improve the quality of the random playouts. The learning process is mainly done by computing the frequencies of patterns in the game records, and then deducing the corresponding weights of each pattern in the probabilistic model used for choosing the next move. To obtain a more precise evaluation function, broad patterns that cover a wide area of the board are needed, but when the size of the patterns increases, the frequencies in the game records decrease, making the learning process impossible without a huge number of game records. In order to attack this problem, we propose a new pattern matching method that only retain the main picture of the board by reducing the board size. The reduction process is done by dividing the board into areas, and evaluating the influence of the stones in each area.

1. はじめに

コンピュータ囲碁では、プロや高段者の棋譜から様々な「特徴」を抽出し、棋譜中の着手を再現するようにそれらを重み付けする教師あり機械学習がよく用いられており、Bradley-Terry モデルによる手法¹⁾ やシグモイド損失関数による勾配法²⁾ などの手法が提案されている。これらはモンテカルロ木探索 (MCTS) の探索木の枝刈り、手の並び替え、UCB 値の補正、プレイアウトと呼ばれる終局までのシミュレーションの改良などに用いられている。

特徴としては、着手位置の盤端からの距離、直前の相手の着手との距離、アタリやノビなどの囲碁独自の概念などが主に利用される。着手点の周囲の配石パターンも特徴としてしばしば利用され、着手が望ましい 3×3 のパターンを手作業で列挙する³⁾、棋譜中に頻繁に出現するものを抽出して機械学習で重み付けする¹⁾ などの手法が提案されている。パターンを特徴と

して利用する際、より正確に着手を評価するためには、着手点の周囲をより広い範囲で把握する必要があるため、マッチングする範囲を大きくする必要がある。すると、個々のパターンの出現回数が少なくなるため、パターンの良し悪しを正確に評価するのに非常に多くの棋譜が必要になる。

この問題を解決するために、パターンの周囲 8 方向についてそれぞれどちらの色の勢力圏かという特徴を利用する手法⁴⁾ や、着目点を中心としない複数のパターンを組み合わせる手法⁵⁾ が提案されているが、一致率の汎化性能はそれぞれ 0.013, 0.03, 低下してしまっている。そこで本研究では、これらに代わる広い範囲のパターンマッチングを行う手法として、「盤面を縮小することにより、広い範囲をざっとマッチングする」パターンマッチングを提案する。

2. 大局観

日本棋院から出版されている用語辞典⁶⁾ では大局観は「全体を把握して進行状態、形勢などを判断し、方針、作戦を立てる能力」と説明されている。人

^{†1} 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology

によってはこれと多少異なる意味に捉えていることもあるだろうが、概ね盤面の広範囲あるいは全体を把握して点では共通すると考えられる。

本研究では、より広い範囲をカバーするパターンマッチングを実現することを目的とするが、上記の説明のように盤面全体をカバーして形勢を判断することはしない。このような処理は時間的なコストが非常に高く付き、時間内に行えるプレイアウトの回数が減ることにより着手評価の精度が低下するためである。また、方針や作戦の立案も一般的な MCTS の枠組みから外れるため行わない。あくまで MCTS の枠組みで利用可能な広範囲のパターンマッチングの実現と、パターンのサイズを広くすることによって起きる問題の解決を目指す。

3. 従来のパターンマッチング

本章では、まず特徴がどのように棋譜から抽出・重み付けされ、着手の決定に利用されているかを述べる。次に着手点の周囲の配石パターンがどのように特徴として利用されるか、およびパターンを利用する際に起きる問題について述べる。本研究は MCTS ベースのプログラム nomitan²⁾ を用いて行っており、今後特に断らない限りは nomitan で実装されている、あるいは本研究のために nomitan に実装したアルゴリズムについて述べる。

3.1 特徴の利用

MCTS を用いた囲碁プログラムを強くするには、何らかの方法でプレイアウトでの着手選択確率調整や UCT での探索する枝の絞込みを行うと高い効果がある。その主な方法としては、着手の良さを評価する行動評価関数を用いた、プレイアウトや探索中に現れた局面の全ての合法手がどの程度打ちたい手であるかの点数付けが挙げられる。

図 1 に特徴がどのように利用されるかの概念図を示す。図において▲が特徴量を抽出する対象の合法手であり、■は相手が直前に打った着手である。距離の定義は後述する。各合法手からは「アテ」「ツギ」「直前手からの距離」「周囲のダメ数の変化」「パターン」などの特徴が抽出される。学習時は教師信号（棋譜中の着手）から抽出された特徴の重みが大きくなるように各特徴の重み付けを行い、利用時は合法手から抽出された特徴の重みを合算することで着手の良し悪しを決定する。

3.2 パターンマッチングのアルゴリズム

nomitan では Stern ら⁷⁾ と同様、棋譜からパターンを抽出する際、複数のサイズのパターンを抽出しておく、

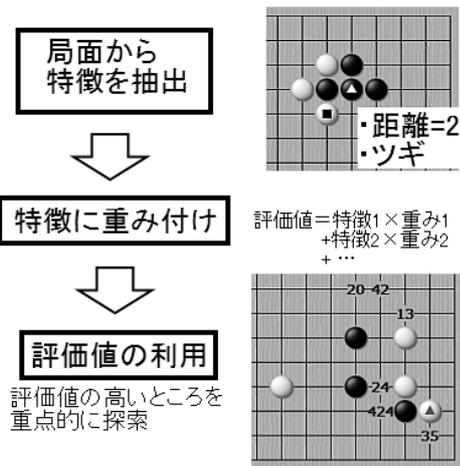


図 1 特徴の利用

利用時はマッチした中で最大サイズのパターンを用いている。学習では、一定回数上登場しないパターンは学習には利用されないため、頻繁に登場するパターンは大きなサイズでマッチングされ、あまり登場しないパターンは小さなサイズでマッチングされる。nomitan では図 2 のように着目点から (x, y) だけ離れた点の距離を $d(x, y) = x + y + \max(x, y) \leq n$ と定義し、距離が $d(x, y) \leq n$ である交点からなるパターンを利用しており、本稿ではこれを Rn と表記する。

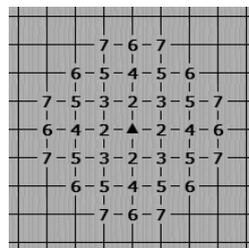


図 2 距離

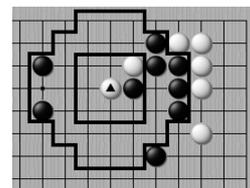


図 3 パターンのサイズ

パターンマッチングにおいてパターンのサイズは重要な要素である。サイズが小さすぎる場合、視野の狭い手を打ってしまうことにつながる。例えば図 3 のように、狭い範囲で見ると好手に思えるが、より広い範囲で見ると相手の勢力圏の中に打つため実際は悪手だという事例は多い。そのため、正確な着手のためにはサイズを大きくする必要がある。一方、サイズが大き場合は様々な問題も発生する。まず、大きなパターンほど棋譜中に出現する頻度が低下するため、評価値を正確に決めるには学習に大量の棋譜が必要になる。また、マッチした中で最大サイズのパターンを用いる

ようにするためには、学習の際に最大サイズ以下の全てのパターンを抽出する必要があるため、大量の棋譜を学習に用いるとパターンがメモリに収まり切らないことも考えられる。

4. 広域パターンマッチング

前章の問題を解決するために、本研究では「広い範囲をざっとマッチングする」パターンマッチングを提案する。本手法では、盤面を後述のアルゴリズムで縮小し、その盤上でパターンマッチングを行う。これにより、小さいサイズのパターンマッチングでも元の盤面の広い範囲をカバーでき、時間的コストも抑えられる。また、もとの盤上で形が似通っているパターンは縮小した盤上では同一のパターンになることが期待できるため、より少ない棋譜を用いた学習でも十分なサンプル数が期待できる。

4.1 盤面の縮小

図4のような盤面を例に盤面縮小のアルゴリズムを説明する。

(1) 勢力分布の計算

盤上の全ての交点について、それぞれが周囲にある石から受ける影響力を計算する。交点 p から距離 a 以内にある n 個の石を s_1, s_2, \dots, s_n とし、 p とそれぞれの石の距離を d_1, d_2, \dots, d_n とするとき、 p が s_1, s_2, \dots, s_n から受ける影響力を求める関数 f を以下のように定義する。

$$f(p) = \sum_{i=1}^n \frac{g(s_i)}{\max(d_i, 1)}$$

$$g(s) = \begin{cases} 1 & (s \text{ is black}) \\ -1 & (s \text{ is white}) \end{cases}$$

$a=5$ として図4から求めた勢力分布を図5に示す。また、勢力の数値が潰れて見えなくなっているので、右下隅を拡大したものを図6に示す。黒の勢力圏は正の値に、白の勢力圏は負の値になり、勢力が強いほどその絶対値が大きくなる。

(2) 勢力分布の縮小

勢力分布を図5のように線で区切り、それぞれのマス目の平均を求めることで 7×7 の勢力分布へ縮小する。縮小後の勢力分布の交点の値 q は、マス内の m 個の交点を r_1, r_2, \dots, r_m とし、以下の式で求められる。図5を縮小した結果を図7のような 7×7 の盤面ができる。

$$q = \frac{\sum_{i=1}^m f(r_i)}{m}$$

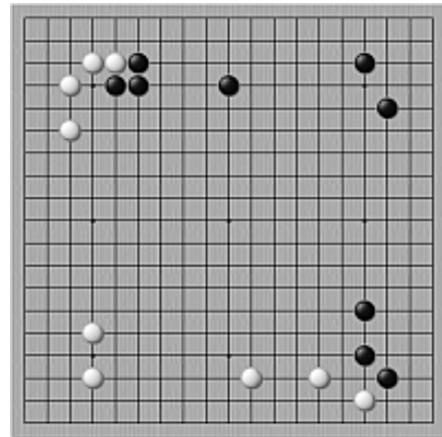


図4 盤面の例

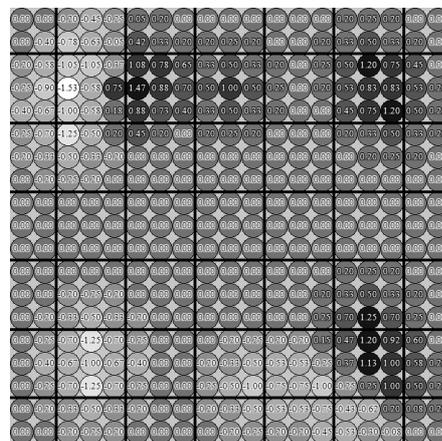


図5 勢力分布とその分割

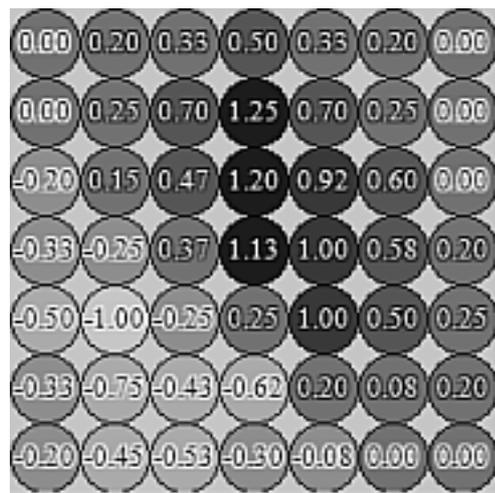


図6 図5の右下隅の拡大図

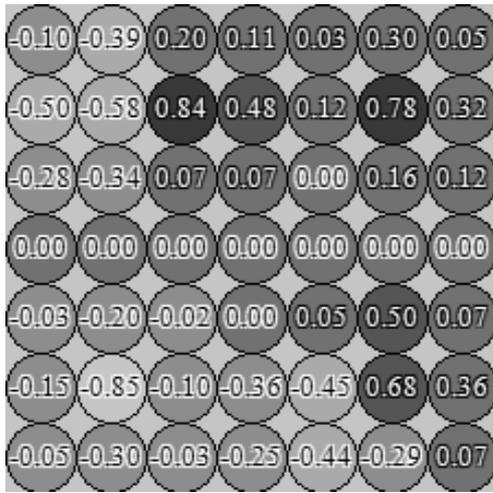


図7 盤面の縮小

前項のように勢力分布を求めてからマス目に区切っているのは、縮小後の交点の値に出来るだけ広い範囲の盤面の状態を反映させたいからである。例えば元の盤面をそのまま用いて、単に { 黒石 = 1, 白石 = -1, 空点 = 0 } などとして平均を取ると、縮小後の交点には最大で 3×3 の範囲にある石しか影響しない。

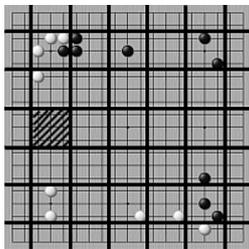


図8 石の数

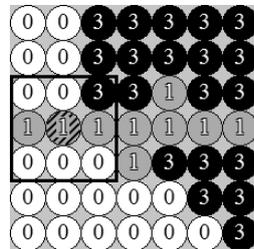


図9 4 値化した盤面

(3) 縮小された勢力分布 4 値化

縮小された盤上の各交点を表 1 によって { 黒の勢力圏, どちらの勢力圏でもない, 両者の勢力が拮抗している, 白の勢力圏 } の 4 値に分類する。ここで、石数とはもとの盤面 (図 4) を図 5 と同じように区切り (図 8), 縮小された盤上の交点に対応するマスにある石の数である。4 値化された盤面は図 9 のようになる。

4.2 パターンマッチング

もとの盤上のマス内の着手可能な交点に対し、縮小された盤上のパターンを特徴として利用する。盤上のそれぞれの交点には、それを含むマスに対応する縮小した盤上の交点を中心とする 3×3 マスのパターン

表 1 4 値化

もとの値	石数	値	意味
-b 未満	-	0	白
-b 以上 b 未満	c 未満	1	未開
	c 以上	2	拮抗
b 以上	-	3	黒

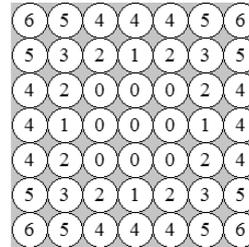


図10 盤上の位置の区別

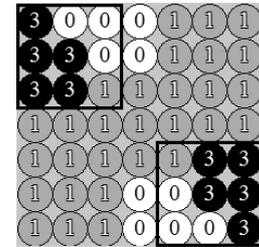


図11 対称な形のパターン

が対応する。例えば図 8 で網掛けになっているマスに含まれる交点に対応するのは、図 9 で網掛けになっている交点であり、それを中心とする 3×3 マス、すなわち口で囲まれた部分のパターンが特徴として利用される。

囲碁においては同じ配石パターンでもそれが盤の隅に現れた場合、辺に現れた場合、中央に現れた場合で着手の価値が異なることがままある。そこで図 10 のように、盤のどのあたりにあるかを表す値も特徴として利用することで、同じ配石でも位置によって別のパターンであると扱えるようにする。

一方、図 11 の左上隅と右下隅のように、本質的に同一で回転させれば完全に一致するようなパターンは同一のものとして扱う。これによって、パターンのサンプル数を増やし、より正確にパターンの良し悪しを評価できるようになる。

5. 評価実験

囲碁では序盤ほど大きなサイズのパターンがマッチしやすい傾向がある⁸⁾。そのため、より大きなパターンマッチングを実現する本手法も序盤～中盤に効果があると考えられる。そこで、棋譜の 50 手目までについて本手法と従来のパターンマッチングを組み合わせ、木探索に用いる行動評価関数の機械学習を行い、従来のパターンマッチングのみを用いた場合と汎化性能を比較した。従来のパターンマッチングでは R7 の配石に対してマッチングを行った。パターン以外の特徴としては、着手によるダメの変化と、直前の着手との距離を用いている。学習のモデルには Bradley-Terry モデルを、最適化には勾配法を用いている。棋譜は、学習用に 29 万枚、テスト用に 1 万枚の計 30 万枚を

用いた。

本手法のアルゴリズムには前章で示したように、影響力の範囲 a 、4 値化のしきい値 b 、石数のしきい値 c という 3 つのパラメータがある。この実験では $a = 5, b = 0.01, c = 7$ という値を設定して行った。これらの値は本章でこれから述べるのと同様の実験を、学習用に 9 万枚、テスト用に 1 万枚の計 10 万枚の棋譜を用いて、 a, b, c の値を様々に変えて行なって得たものである。 b の値は非常に小さく、0 にしても良いように思われるが、実際 0 にして実験をしてみると性能は大きく低下した。

学習した係数の評価は以下に示す一致率、平均ランク、20 位以内率、平均対数尤度の 4 つで行った。

(1) 一致率

教師信号（棋譜中の着手）が最も高く評価された割合を一致率と呼ぶ。高いほど良い。

(2) 平均ランク

教師信号が何番目に良い手だと評価されたかの平均を平均ランクと呼ぶ。順位なので数字が若いほど良い。

(3) 20 位以内率

教師信号が 20 番目以内に良い手だと評価された確率を 20 位以内率と呼ぶ。高いほど良い。

(4) 平均対数尤度

教師信号の選択確率の対数を取り全棋譜について平均を取ったものを平均対数尤度 (Mean Log Evidence) と呼び、他論文¹⁷⁾でも評価に用いられている。もし教師信号の確率が 100% であれば 0 となるので、0 に近いほど良いといえる。

以上 3 つの指標を用いて汎化性能を比較した結果を表 2 に示す。いずれの指標においても、広域パターンマッチングを通常のパターンマッチングと組み合わせたものの方が、通常のパターンマッチングのみを用いたものより、良い性能を発揮したことが分かった。

表 2 広域パターンマッチングの汎化性能

	通常のみ	通常+広域
一致率	0.383	0.396
平均順位	9.753	8.618
20 位以内率	0.876	0.895
平均対数尤度	-2.617	-2.488

6. まとめと今後の予定

本稿では、囲碁で大きなサイズのパターンマッチングを行う既存手法の問題点を指摘し、その解決策として、「盤面を縮小することで広い範囲をざっとマッピン

グする」パターンマッチングを提案し、一致率などの汎化性能が向上することを確認した。

今後は、提案手法を用いない *nomitan* との自己対戦での棋力の測定、より良いパラメータの探索、およびアルゴリズムの改良を行なっていく予定である。石の勢力範囲を求める処理では、単に距離に比例して影響力を計算するのではなく、相手の石の向こう側には影響が及ばないようにしたり、必要以上に凝り固まっている石の集団の影響力を小さくしたりするなどによってより正確な勢力分布を求められるようにする。

参考文献

- 1) Rémi Coulom. Computing Elo Ratings of Move Patterns in the Game of Go. *ICGA Journal*, 30(4):198–208, 2007.
- 2) 松井利樹, 野口陽来, 土井祐紀, and 橋本 剛. 囲碁における勾配法を用いた確率関数の学習. In *情報処理学会論文誌*, volume 51, pages 2031–2039, 2010.
- 3) Sylvain Gelly, Yizao Wang, Rémi Munos, and Olivier Teytaud. Modification of UCT with Patterns in Monte-Carlo Go. Technical Report 6062, INRIA, 2006.
- 4) 荒木伸夫, 吉田和弘, 鶴岡慶雅, and 辻井潤一. 囲碁における正確な着手予測のためのファジーパターンマッチング. In *The 20th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2006.
- 5) 土井 佑紀. 局所化と汎化を両立させる囲碁パターンマッチング. Master's thesis, 北陸先端科学技術大学院大学, 2011.
- 6) 日本棋院. 新・早わかり用語小事典—読んで調べる囲碁知職. 日本棋院, 1997.
- 7) David Stern, Ralf Herbrich, and Thore Graepel. Bayesian Pattern Ranking for Move Prediction in the Game of Go. In *Proc. of the International Conference of Machine Learning*, pages 873–880, 2006.
- 8) 長谷川敦史, 池田 心, 飯田弘之, and 橋本 隼一. プレイアウト局面の乱雑さを考慮した学習用棋譜作成. In *第 16 回ゲームプログラミングワークショップ 2011*, pages 33–40, 2011.