

# 局面評価とパターンによる着手予測を用いた囲碁の好手の判別

中西 惇<sup>†1</sup> 中村 貞吾<sup>‡2</sup>

本稿では棋譜解説を目的とした局面評価とパターンによる着手予測を用いた囲碁の好手の判別手法を提案する。着手の良し悪しの判断にモンテカルロ碁の局面評価を利用する。局面評価値 (UCB 値) が大きいほど良い手であると考えられる。しかし、最善手であったとしても、当然の手であれば解説すべき好手とは言えない。そこで当然の手と解説すべき好手とを区別するため、パターンによる着手予測を利用する。当然の手であれば予測は当たりやすく、着手予測のスコアが大きくなると考えられる。UCB 値順位が高く、パターンによる着手予測のスコア順位が低い着手を好手として判別する。実験の結果、パターンによる着手予測が好手の判別に有効であることが分かり、好手の判別手法の評価は概ね良好であった。

## Estimating Quality of Go Moves Using Positional Evaluation and Move Prediction Based on Patterns

ATSUSHI NAKANISHI<sup>†1</sup> and TEIGO NAKAMURA<sup>‡2</sup>

In this paper we present a method to estimate quality of Go moves using positional evaluation and move prediction based on patterns. We use positional evaluation value (UCT bounds) in Monte Carlo Go to estimate which moves are good. The higher UCT bounds, the better the move. But the best move is not always commented, if the move is an ordinary move. So we use move prediction based on patterns to distinguish a good move to be commented and an ordinary move. If a move is ordinary, it is easy to guess the move and move prediction value is high. So if a move has a high rank according to UCT bounds and a low rank according to move prediction value, we can regard the move as a good move to be commented. As a result, we showed that move prediction based on patterns was an effective method to estimate quality of Go moves.

### 1. はじめに

囲碁観戦記 (棋譜解説記事) には着手の良し悪しや形勢、対局者の情報などの様々な情報が記述されている。これまでも観戦記を用いた研究や<sup>1)2)</sup>、棋譜解説を目的とした研究<sup>3)</sup> が行われてきた。囲碁の棋譜解説を考えた場合、どの着手を解説すべきか、またそれがどのような手なのかを理解する必要がある。コンピュータ囲碁は近年、モンテカルロ碁の実力が向上してきており、モンテカルロ碁の局面評価を棋譜解説に利用することが考えられる。しかし、モンテカルロ碁は勝率に基づく局面評価であるため、有利な局面では安全な手が打たれたり、不利な局面ではより不利になる手が打たれるなど、これだけではどの着手を解説すべきかを

判断することが難しい。そこで、モンテカルロ碁の局面評価に加え、どの着手を解説すべきかを判断するためにパターンによる着手予測を利用し、好手の判別をすることができれば、それらを棋譜解説に利用できる。

本研究では、モンテカルロ碁の局面評価に加えてパターンによる着手予測を用いて、棋譜解説を目的とした好手の判別を試みる。

### 2. 局面評価

局面評価にはモンテカルロ碁と呼ばれる対局囲碁プログラムを用いる。

#### 2.1 モンテカルロ碁

モンテカルロ碁は UCT 探索が用いられている。UCT 探索は木探索部と乱数を使ってシミュレーションを行うプレイアウト部から構成される。

木探索部では、1 式によって計算される UCB 値を最大とする子ノードを選択していく。葉ノードに到達すると、プレイアウトを行い終局まで打ち終え、その結果をもとに UCB 値を更新していく。葉ノードでの

<sup>†1</sup> 九州工業大学大学院 情報工学府

Graduate School of Computer Science and Systems Engineering,  
Kyushu Institute of Technology  
nakanisi@dumbo.ai.kyutech.ac.jp

<sup>‡2</sup> 九州工業大学大学院 情報工学府 知能情報工学研究所

Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology  
teigo@dumbo.ai.kyutech.ac.jp

プレイアウト回数が一定値を超えると、そのノードを展開する。

$$X_i + \sqrt{\frac{2\log(n)}{n_i}} \quad (1)$$

$X_i$  はノード  $i$  を選択した場合の平均勝率、 $n$  は親ノードを訪れた回数、 $n_i$  はノード  $i$  を訪れた回数を示す。

### 2.2 モンテカルロ口碁による局面評価

一手毎に全候補着手に対し UCB 値によるランク付けを行う。UCB 値順位を着手の良し悪しの判断に利用する。

## 3. パターンによる着手予測

この章ではパターンによる着手予測手法について説明する。

### 3.1 石の配置パターン

Stern らの研究<sup>4)</sup> で用いられた 8 種類の形状のテンプレートのうち、図 1 の 7 種類のテンプレートを用いて石の配置パターンの抽出を行う。

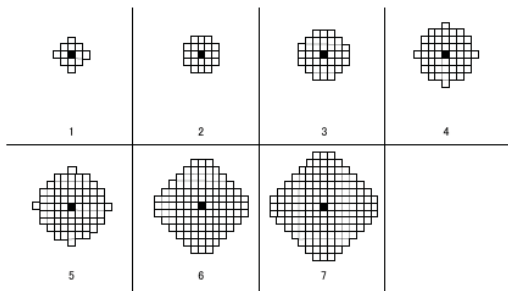


図 1 パターンのテンプレート

■は各テンプレートの中央を表す。パターン抽出の際は、この中央が次の着手候補になるようにする。

図 2 のように、パターンの各点は「黒」、「白」、「空点」、「盤外」の 4 通りの値をとる。なお、回転対称、線対称、色反転、およびそれらを組み合わせた対称関係にあるパターンは、同一のパターンとして扱う。石の配置パターンの記憶と比較には、パターンそのものではなく、それらのハッシュ値を使う。これにより、比較にかかる時間と、記録に要する容量が節約できる。ハッシュ値の計算には 64bit の Zobrist hashing<sup>5)</sup> を用いる。

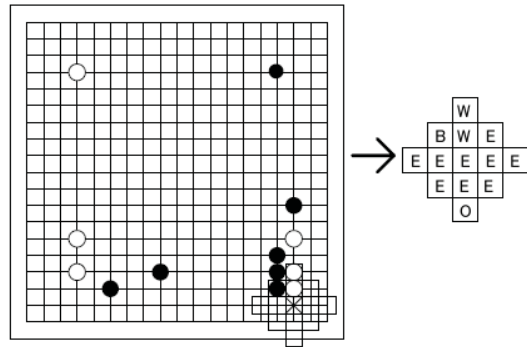


図 2 パターンの抽出の例

この図は、テンプレート 1 による、棋譜からの石の配置パターン抽出の例を示している。それぞれ 'B' は黒 (Black), 'W' は白 (White), 'E' は空点 (Empty), 'O' は盤外 (out of board) を表す。

### 3.2 石の配置パターンの獲得とスコアリング

まず、20000 局のプロ棋譜から石の配置パターン辞書を作り、それらの石の配置パターンのスコア付けをし、学習を行う。

石の配置パターンの辞書作成は、訓練データの棋譜から各テンプレートに対して、その中央が次のプロの着手点となるように石の配置パターンを取り出すことによって行われる。しかし、二万局の平均 250 手の棋譜に対して 8 種類の異なるテンプレートにより石の配置パターンの抽出を行うと、最高四千万種類の単純パターンが抽出されることになる。この数値が大き過ぎるようになるため、2 回以上出現したパターンだけが辞書に含まれるようにする。

次に石の配置パターンのスコアを機械学習する。荒木らの研究<sup>6)</sup> で用いられている相対頻度によるスコア付けによって、石の配置パターンのスコアを学習する。アルゴリズムは以下に示す通りである。

- (1) 辞書中の各パターンに対し、二つの変数  $p$ ,  $n$  を用意する。
- (2) 訓練データの棋譜中の、一手ごとの局面に対して
  - (a) 盤面上の全合法手についてその合法手を中央とする、盤の現在の状態とマッチする最大のパターンを抽出する。
  - (b) 抽出された各パターンに対し、それが実際のプロの手ならば、 $p$  をインクリメントし、そうでないならば、 $n$  をインクリメントする。

- (3) 各パターンのスコアを、以下のように計算する。  
(ラプラススムージングを用いている)

$$\text{パターンのスコア} = \frac{p+1}{p+n+2}$$

### 3.3 着手予測

ある局面の着手予測を行う時は、1手毎に全合法手それぞれに対して、合法手に一致する全てのパターンにスコア付けを行う。各合法手の中で最大のスコアを、その合法手と直前の実際のプロの手との距離で割り、これを着手予測のスコアとする<sup>7)</sup>。ここで距離でスコアを割っているのは、囲碁においては直前の手の近くに次の手が置かれることが多いため、着手履歴と現在の着手候補とが近いものを優先するためである。

着手予測のスコアが大きい着手ほど、打たれやすい着手であり、当然の手であれば、着手予測のスコアが大きくなると考えられる。

## 4. 好手の判別手法

この章では好手の判別手法について述べる。

### 4.1 好手の性質

本研究では棋譜解説のための好手の判別を目的としている。そのため、ある着手が最善手だったとしてもそれが当然の手であれば解説すべき好手とは言えず、良い手の中から当然の手と解説すべき好手とを区別する必要がある。まず好手であることから、UCB 値順位が高い手と考えられる。しかしこれだけでは当前の手と解説すべき手とを区別することが出来ない。そこで当然の手と区別するために、パターンによる着手予測のスコア順位が低い手が好手であると考えられる。

### 4.2 好手の判別

以上の性質から好手は、

- UCB 値順位が高い
- パターンによる着手予測のスコア順位が低い

の2条件を共に満たす手とし判別する。

## 5. 評価実験と考察

### 5.1 設定

35局のプロの対局(第30期名人戦挑戦者決定リーグ)の棋譜を用いて実験を行った。また、観戦記には着手の良し悪しが記述されており、上記の35局の観戦記<sup>8)</sup>を評価に用いた。観戦記には終盤に着手の良し悪しに関する記述がほとんど見られなかったので、150手以内の着手を対象とし、観戦記内の良し悪しに関する記述がある着手の数は、良い手は213個、悪い手は

174個であった。

局面評価のための対局囲碁プログラムは Fuego 0.4.1<sup>9)</sup>を用いた。局面評価値取得の思考時間は1手最大30秒とし、1手毎に全候補着手に対しUCB値によるランク付けを行った。また、1手毎に第3章で説明した着手予測システムを用い、全候補着手に対し着手予測のスコアを計算しランク付けを行った。

## 5.2 観戦記内の着手評価と局面評価および着手予測との関係性

### 5.2.1 実験方法

観戦記の着手の良し悪しに関する記述をそれぞれ「良い手」「悪い手」とし、その記述がない着手を「普通の手」とする。「良い手」「悪い手」「普通の手」とUCB値順位との関係性、および、「良い手」「悪い手」「普通の手」と着手予測のスコア順位との関係性を調べる。

### 5.2.2 実験結果

「良い手」「悪い手」「普通の手」とUCB値順位との関係性を図3に、「良い手」「悪い手」「普通の手」と着手予測のスコア順位との関係性を図4に示す。図3、および、図4は横軸に10位毎の順位をとり、その順位より上位の割合を縦軸にとっている。例えば、図3において、「普通の手」の約80%がUCB値順位が60位より上位であったことがわかる。

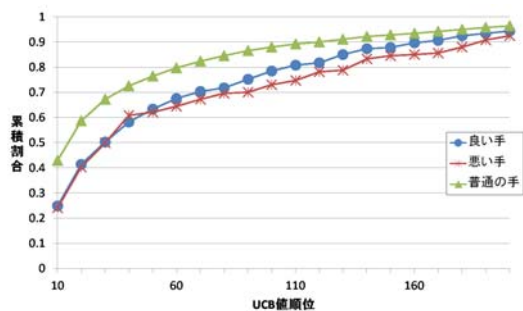


図3 「良い手」「悪い手」「普通の手」と局面評価との関係性

### 5.2.3 考察

図3より、「良い手」が「普通の手」よりUCB値順位が低くなる傾向にあることが分かる。これは、プロの打つ手は基本的に良い手ばかりであり「普通の手」のUCB値順位が高くなるためと考えられる。また、「良い手」は特に深い読みが入った手であると考えられ、打った時点では良い手と分からず、すぐにモンテカルロ碁の局面評価に表れなかったことも原因の1つと考えられる。

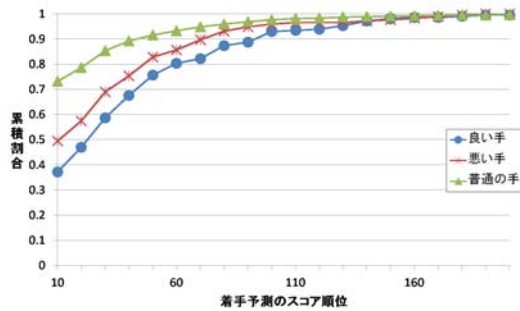


図4 「良い手」「悪い手」「普通の手」と着手予測結果との関係性

図4より、「良い手」と「普通の手」との差が大きく、「良い手」は着手予測のスコア順位が低くなる傾向にあることが分かる。パターンを用いた着手予測のスコア順位が、普通の手と解説すべき好手とを判別するのに有効であると考えられる。

### 5.3 好手の判別手法の評価

#### 5.3.1 実験方法

UCB 値順位が高く (30 位より上位), 着手予測のスコア順位が低い (80 位より下位), 77 個の着手をを好手として判別し, それらを評価対象とする. 評価には観戦記内に着手の良し悪しに関する記述があればその記述を用いて, 評価対象着手がどのような手であることを調べる. また, 良し悪しに関する記述がない着手はアマ高段者による着手評価を用いて, 評価対象着手がどのような手であることを調べる. 観戦記内に着手の良し悪しに関する記述がない着手についても評価を行うのは, 観戦記は紙面が限られており, またプロの打つ手はほとんどが良い手であるため, 観戦記に書ききれなかった好手があると考えられるからである.

#### 5.3.2 実験結果

評価対象となる 77 個の着手の評価は以下のようになった. 観戦記内に着手の良し悪しに関する記述がなかった 64 個の着手を, アマ高段者に評価してもらった.

表1 観戦記内の記述による着手評価

良い手	悪い手	普通の手
10 個	3 個	64 個

表2 アマ高段者による着手評価

良	当然	悪	その他
32 個	16 個	0 個	16 個

### 5.3.3 考察

好手の判別手法の評価結果より, 好手として判別した着手の中に, 悪い手がほとんどなかったことから, 好手の一部を判別する手法としては概ね良好な結果であったと言える.

## 6. おわりに

モンテカルロ碁の局面評価とパターンによる着手予測を用いて, 棋譜解説を目的とした好手の判別手法を提案した. パターンを用いた着手予測が, 好手を判別するのに有効であることがわかった. 今回用いた好手の判別手法の評価は, 概ね良好であった.

今後の課題として判別精度の向上, および, 不利な局面での逆転を目指す手や, 有利な局面での安全勝ちを目指した手など, 形勢による打ち回しの違いを考慮した判別をすることが挙げられる.

## 謝辞

本研究は, 科研費 (課題番号: 21500144) の助成を受けた.

## 参考文献

- 1) 中村貞吾: “囲碁の観戦記からの知識獲得”, ゲーム情報学研究会 2004 GI-12-9, pp.63-69, (2004).
- 2) 外山勝規: “係り受け関係を用いた観戦記事からの着手評価情報抽出”, 九州工業大学卒業論文, (2003).
- 3) 中村貞吾: “棋譜解説を目的とした囲碁棋譜からの着手情報の抽出”, 第 4 回エンターテイメントと認知科学シンポジウム, pp.29-32, (2010).
- 4) D. Stern, et al: “Bayesian Pattern Ranking for Move Prediction in the Game of GO, Draft”, 2005.
- 5) A. Zobrist: “A new hashing method with applications for game playing.”, ICCA Journal, 1990.
- 6) 荒木伸夫, 他: “Move Prediction in Go with the Maximum Entropy Method.”, Computational Intelligence and Games, 2007.
- 7) 畑山孝文: “石の配置パターンと着手履歴を考慮した囲碁の着手予測”, 九州工業大学卒業論文, (2007).
- 8) 第 30 期囲碁名人戦挑戦者決定リーグ観戦記, <http://www.asahi.com/igo/meijin30/league.html>, 2005
- 9) Fuego, <http://fuego.sourceforge.net/>, 2010.