

囲碁棋譜における好手の判別

中西 惇^{†1} 中村 貞吾^{†2}

従来の研究において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した。その結果、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。本稿では好手の判別に用いる局面評価、および、パターンによる着手予測の改良手法を提案する。改良手法として、ノードの訪問回数に基づく局面評価、候補着手数の考慮、パターンの n -gram を用いた着手予測の 3 点を挙げそれぞれについて分析を行う。

Estimating Quality of Go Moves using Game Records

ATSUSHI NAKANISHI^{†1} and TEIGO NAKAMURA^{†2}

In our earlier research we presented a method to estimate quality of Go moves using positional evaluation and move prediction based on patterns. As a result, we showed that move prediction based on patterns was an effective method to estimate quality of Go moves.

In this paper, we present an improved method for positional evaluation and move prediction. We utilize the number of visits to the child nodes and the number of legal moves to evaluate the nodes and n -gram patterns of positions for move prediction.

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¹⁾²⁾、棋譜解説を目的とした研究³⁾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。従来の研究において我々は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⁴⁾。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。

本研究では好手の判別手法で用いるモンテカルロ碁の局面評価、および、パターンによる着手予測についての改良を行い、観戦記を用いて分析する。

2. モンテカルロ碁

モンテカルロ碁は局面評価にモンテカルロ法を使用し、ゲーム木の探索には UCT 探索を使用する。モンテカルロ法とはシミュレーションや数値計算を乱数を使って行う手法のことである。囲碁におけるシミュレーションは、評価する局面から乱数を使って終局まで打ち終える事ことであり、それをプレイアウトと言う。各合法手ごとにこのプレイアウトを複数回を行い、その勝敗値からその局面の勝率を近似する。勝敗値とはプレイアウトの結果を値に直したものであり、勝ちならば 1 負けならば 0 である。勝率は 1 式により計算される。

$$\text{平均勝率} = \frac{\sum \text{勝敗値}}{\text{プレイアウト数}} \quad (1)$$

UCT 探索とは UCB1 アルゴリズムによる K 腕バンディット問題を木構造に拡張したものである。UCT 探索は木探索部とプレイアウト部から構成される。

木探索部では、2 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

^{†1} 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
nakanishi@dumbo.ai.kyutech.ac.jp
^{†2} 九州工業大学大学院 情報工学研究院 知能情報工学研究系
Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology
teigo@dumbo.ai.kyutech.ac.jp

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。

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

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。

3. 従来手法

従来の研究で行ったモンテカルロ碁による局面評価、および、パターンによる着手予測について説明し、実験結果を示す。

3.1 モンテカルロ碁による局面評価

モンテカルロ碁を利用し一手毎に全候補着手に対し UCB 値による順位付けを行う。

3.2 パターンによる着手予測

この節ではパターンによる着手予測手法について説明する。

3.2.1 石の配置パターン

Stern らの研究⁵⁾ 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 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 hashing⁶⁾ を用いる。

3.2.2 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

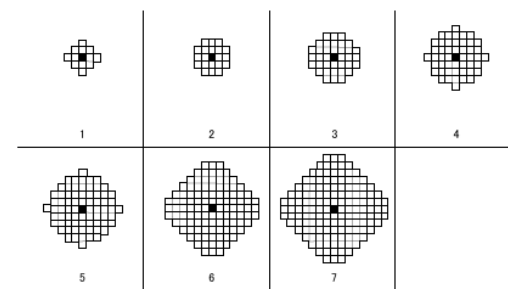


図 1 パターンのテンプレート

（■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。）

が大き過ぎるように思われるため、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⁷⁾ 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）

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

3.2.3 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

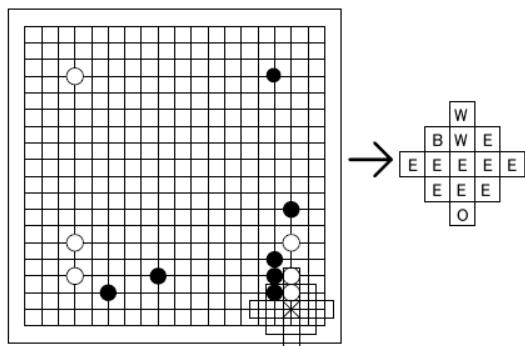


図2 パターンの抽出の例

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。

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⁸⁾。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。

3.3 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

対局囲碁プログラムはFuego 0.4.1¹⁰⁾を用いた。1手毎に全候補着手に対しUCB値による順位付けを行った。また、1手毎に3.2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順位付けを行った。観戦記内に着手の良し悪しに関する記述がある着手をそれぞれ「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。実際の着手のUCB値順位、および、着手予測のスコア順位を用い、「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た。

「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4において、「良い手」の約75%が着手予測のスコア順位が50位より上位であることがわかる。

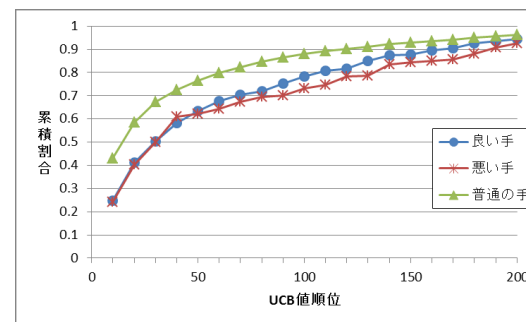


図3 「良い手」「悪い手」「普通の手」と局面評価との関係性

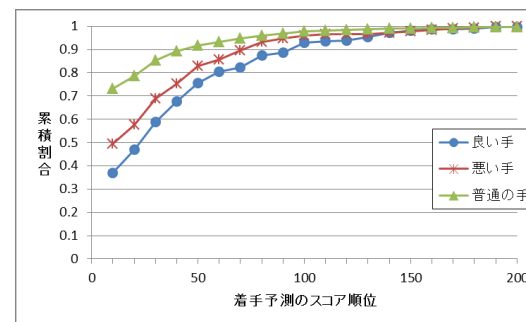


図4 「良い手」「悪い手」「普通の手」と着手予測結果との関係性

4. 本研究の手法

従来手法の課題点、および、改良点について述べる。

4.1 訪問回数に基づく局面評価

fuego では UCB 値をもとに探索を行っていくが、実際の着手の際には訪問回数が最も多いノードを最善手として着手する。そこで局面評価を UCB 値ではなく、ノードの訪問回数によって行う。

4.2 候補着手数 の考慮

従来手法では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を調べる際、候補着手数を一切考慮していなかった。例えば 50 手目の着手（候補着手数約 312 着手）と 150 手目の着手（候補着手数約 212 着手）がともに UCB 順位が 50 位であったとする。このとき「312 着手中の 50 位」と「212 着手中の 50 位」とでは、同じ 50 位でも意味合いが変わってくると思われる。そこで実際の着手の順位を用いて観戦記内の着手評価との関係性を調べる際、順位をそのまま用いるのではなく式 3 で計算される候補着手数を考慮した順位を用いる。

$$\text{候補着手数を考慮した順位} = \frac{\text{順位}}{\text{候補着手数}} \quad (3)$$

4.3 パターンの n -gram を用いた着手予測

従来手法で用いた着手予測を改良し、パターンの n -gram を用いた着手予測を用いる。この節では中村の研究³⁾で提案されたパターンの n -gram を用いた着手予測について説明する。

4.3.1 着手情報

着手された石自体の役割を次の 3 つの側面から眺めて特徴づける。

- (1) 着点の盤面上の絶対位置
囲碁では、1 線, 2 線, 3 線, ... など、盤端からの距離によって着手の位置が特徴づけられることが多い。そこで、座標 (x, y) の着点に対して、 $\min\{|x-10|, |y-10|\}$ の値を付与する。
- (2) 直前の相手方の着手と現在の着点との位置関係 (相対位置)
直前の相手方の着手の座標を (px, py) とするとき、 $(\min\{|x-px|, |y-py|\}, \max\{|x-px|, |y-py|\})$ のペアの値を付与する。
- (3) 着点の周囲の状況

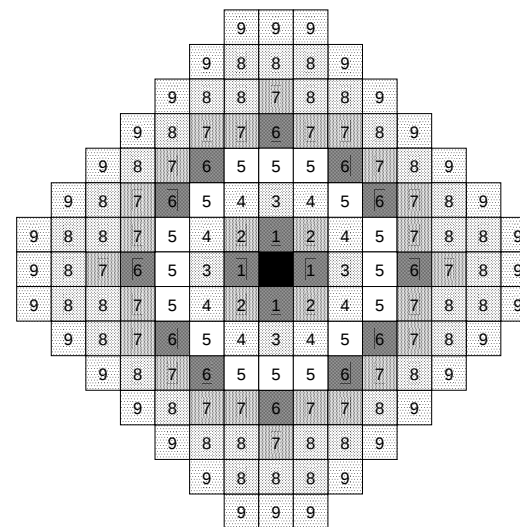


図 5 使用した 9 種類のテンプレート

Stern らのテンプレート⁵⁾をもとにして、図 5 に示す 9 種類の形状のテンプレートを用意した。そして、各テンプレートの範囲内の配石状況を Zobrist ハッシュを用いて符号化する。

4.3.2 n -gram モデル

棋譜中の各着手に対して前節で述べた符号化を行ない、得られた着手系列を $s_{1,n} = c_1 c_2 \dots c_n$ とする。この記号列に対して、 n -gram 確率は記号列の相対頻度を用いて次の式で与えることができる。

$$P(c_n | s_{1,n-1}) = \frac{f(s_{1,n})}{f(s_{1,n-1})} \quad ; f(x) \text{ は } x \text{ の出現頻度}$$

一般に n が大きくなると、データスパースネスの問題が起きるため、確率値を補正するスムージングを行なう必要があり、次式の線形補完を用いている。

$$P(c_n | s_{1,n-1}) = \sum_{i=1}^{n-1} \lambda_i P(c_n | s_{n-i,n-1})$$

4.3.3 着手予測

着手予測は、テンプレートにより獲得したパターンを用いたスコアリングに n -gram 確率を併用する形でなう。各パターンのスコアは、荒木ら⁷⁾ が用いているパターンが実際に使用された相対頻度によるスコアと直前の着点からの距離に対して単調減少する重みを乗じて算出しておく。着点 m を中心とするパターン p のスコアを $SC(p, m)$ と書く。予測対象の局面 (N 手目) に対して、その局面に至る着手符号列^{*1}を $s_{1,N-1}$ とするとき、次の評価値 $E(m)$ が最大となる着点 m を予想着手とする。

$$E(m) = \prod_i P_i(m|s_{1,N-1}) \times \sum_p SC(p, m)$$

5. 実験と考察

観戦記内に着手の良し悪しに関する記述がある着手をそれぞれ「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。4.1, 4.2, 4.3 で説明した 3 つの手法を用い「良い手」「悪い手」「普通の手」と局面評価との関係性、および「良い手」「悪い手」「普通の手」と着手予測結果との関係性を調べる。

5.1 設定

従来手法と同様の条件で実験を行った。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⁹⁾ 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 0.4.1¹⁰⁾ を用いた。局面評価値取得の思考時間は 1 手最大 30 秒とした。

5.2 実験結果

図 6 から図 9 の見方は図 3、図 4 と同様である。

5.2.1 訪問回数にもとづく局面評価

1 手毎に全候補着手に対しノードの訪問回数による順位付けを行った。実際の着手の訪問回数順位を用いて、観戦記内の着手評価と局面評価との関係性を調べた。「良い手」「悪い手」

「普通の手」と訪問回数順位との関係性を図 6 に示す。図 3 と図 6 とを比較すると、図 6 では「良い手」の方が「悪い手」より訪問回数順位が低くなりやすいことがわかる。良手ほど局面評価の順位が高くなることが理想であるため、良い結果とは言えない。

5.2.2 候補着手数数の考慮

1 手毎に全候補着手に対し UCB 値による順位付けを行った。また、1 手毎に 3.2 で説明した着手予測を用い、全候補着手に対し着手予測のスコアを計算し順位付けを行った。実際の着手の UCB 値順位、および、着手予測のスコア順位から、候補着手数を考慮した順位を計算し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を調べた。「良い手」「悪い手」「普通の手」と候補着手数を考慮した UCB 値順位との関係性を図 7 に、「良い手」「悪い手」「普通の手」と候補着手数を考慮した着手予測のスコア順位との関係性を図 8 に示す。図 3 と図 7、図 4 と図 8 とではともに大きな変化は見られなかった。

5.2.3 パターンの n -gram を用いた着手予測

1 手毎に 4.3 で説明した着手予測を用い、全候補着手に対し着手予測のスコアを計算し順位付けを行った。実際の着手の着手予測のスコア順位から、観戦記内の着手評価とパターンの n -gram を用いた着手予測との関係性を調べた。「良い手」「悪い手」「普通の手」とパターンの n -gram を用いた着手予測のスコア順位との関係性を図 9 に示す。図 4 と図 9 を比較すると、図 9 の方が「良い手」と「悪い手」との差が大きくなっていることがわかる。よってパターンの n -gram を用いた着手予測が従来の着手予測と比べ、より好手の判別に有効であると考えられる。

6. おわりに

囲碁棋譜における好手の判別のため、モンテカルロ碁の局面評価とパターンによる着手予測の改良手法を提案した。改良手法として、訪問回数に基づく局面評価、候補着手数数の考慮、パターンの n -gram を用いた着手予測の 3 点を挙げ、それぞれについて観戦記を用いた分析を行った。パターンの n -gram を用いた着手予測が従来の着手予測と比べ、好手の判別に有効であると考えられる。今後の課題として、今回挙げた 3 点の改良手法を組み合わせせて分析を行うこと、改良手法を用いた好手の判別を行うことが挙げられる。

謝辞

本研究は、科研費 (課題番号: 21500144) の助成を受けた。

*1 4.3.1 で述べた各々の観点毎に符号列を構成する。観点を i で表わし、その符号列に対する n -gram 確率を P_i と書くことにする。

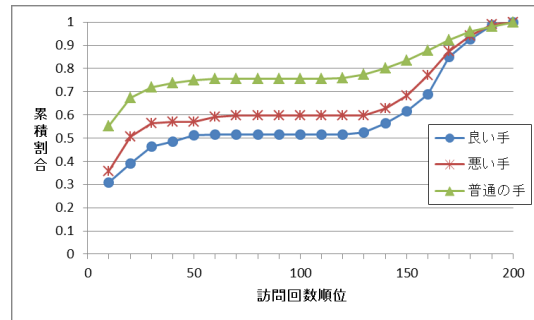


図 6 「良い手」「悪い手」「普通の手」と訪問回数にもとづく局面評価との関係性

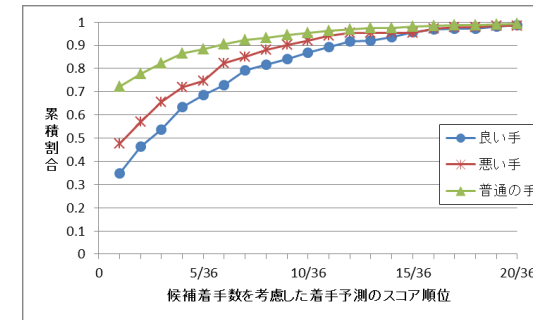


図 8 「良い手」「悪い手」「普通の手」と候補着手数を考慮した着手予測結果との関係性

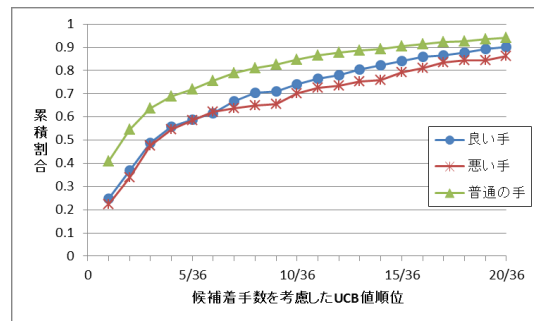


図 7 「良い手」「悪い手」「普通の手」と候補着手数を考慮した UCB 値順位との関係性

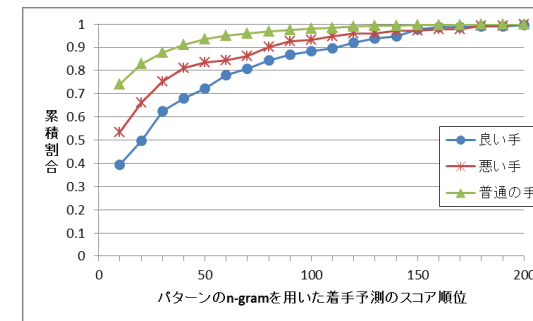


図 9 「良い手」「悪い手」「普通の手」とパターンの n -gram を用いた着手予測結果との関係性

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 回エンターテインメントと認知科学シンポジウム, pp.29-32, (2010).
- 4) 中西惇, 中村貞吾: “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”, 第 16 回ゲームプログラミングワークショップ, (2011) .

- 5) Stern, D., Herbrich, R. and Graepel, T.: “Bayesian Pattern Ranking for Move Prediction in the Game of Go”, International Conference on Machine Learning (ICML-2006) (2006).
- 6) A. Zobrist : “A new hashing method with applications for game playing.”, ICCA Journal, 1990.
- 7) 荒木伸夫, 他: “Move Prediction in Go with the Maximum Entropy Method.”, Computational Intelligence and Games, 2007.
- 8) 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) .
- 9) 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
- 10) Fuego, <http://fuego.sourceforge.net/>, 2010.