

B-W Graph Model による棋譜からの着手の機械学習と対局者の思考過程, 着眼点の解析*

佐藤 真史* 堤 正義*

*早稲田大学

1 序論

現在, コンピュータ基では, モンテカルロ法とUCTを用いた探索が多く用いられている. それ以外にも機械学習を用いた様々な方法が考案されており, これらは確かに一定の成果を上げ年々強くなっている. しかし, 通常の機械学習は研究者があらかじめ用いる特徴量を選択した上で“どの程度使うか”を数値的に学習させるものであり, 選んだ特徴量の価値は分かっても, 何故その値が適切なのか, また他により特徴は存在するのかという解析的な側面に対しては有用な手法とはいえない.

私たちは, 佐藤ら [1] において, “B-W Graph Model” というものを提案した. これは囲碁の静的評価関数に画一的な表記方法を与えるものであり, これにより評価関数の係数部を変化させるのではなく, 関数の構造自体を変化させる汎用性の高い機械学習が行え, 同時にその関数の構成要素から何に着目した演算かを調べることも出来る. 佐藤ら [2] では, これを用いて当たっている石を助ける着手を学習させることで, 着手の分類, 解析に成功している.

本発表では, プロ棋士の対局棋譜を用いて, 着手を表す写像を生成することによる, 着手の意図の解析及び, 分類を試みる.

2 B-W Graph Model

佐藤ら [1] では, 局面を $B, W, F, F0$ という2つの0-1ベクトルと2つの0-1行列で表す方法及び様々な評価関数を, プール代数を基としたベクトル, 行列演算及び数え上げ演算 $\bar{p}(k)$ を組み合わせることによる, 局面から0-1ベクトルで表される盤上の交点の集合への写像と

して表現する方法を提案し, ルールの定式化を行った.

“B-W Graph Model” による表現は, グラフに基づく交点集合と辺による演算, 及び集合演算からなっていて, 本稿では, 交点集合としては

$B0$ 黒石と空点からなる集合

$B1$ 白石と空点からなる集合

に加え,

bl 黒石からなる集合

wh 白石からなる集合

em 空点からなる集合

$Rgl0$ 黒が打てる空点からなる集合

$Rgl1$ 白が打てる空点からなる集合

Hit 周囲に一つしか空点を持たない交点からなる集合

を使用し, 演算としては和 $\cup$, 積 $\cap$, 差 $-$, 補集合 $\bar{X}$ に加え,

$F(X)$ X を含む連から一步以内の交点

$tF(X)$ X の交点から一步以内の連

$F0(X)$ X の交点から一步以内の交点

$A0(X)$ X 及び X を息とする黒石

$A1(X)$ X 及び X を息とする白石

$D0(X)$ X に黒石を打つことで取られる白石

$D1(X)$ X に白石を打つことで取られる黒石

$P_n(X)$ n 個以下 (0 含む) の X に隣接する交点

$Q_n(X)$ n 個以上の X に隣接する交点

を用いる. 尚 X は任意の交点集合を表す. 例えば, 「アタっている (周囲に一つしか空点を持たない) 黒石の息」であるならば, $em \& F(Hit \& bl)$ や $em \& F(D1(em))$ といった形で表すことが出来る. このように交点集合とそれに対する演算を組み合わせ得られる, 局面から交点集合への写像を“戦術写像”と呼ぶ. 本稿での写像はすべてこの戦術写像である.

* Learning and analysing moves of the game of Go with score sheet by B-W Graph Model

Masafumi Sato* Masayoshi Tsutsumi*

* Waseda University

本実験では、教師データとして実際の棋譜を用い、各局面で実際に打たれた着手を“正着”と呼ぶことにする。そして各局面とその正着をつなぐ戦術写像（正着写像と呼ぶ）を見つけ出し、それらを調べることで着手の意図、理由などを解析する。

3 提案する抽出方法

3.1 戦術写像のランダム生成

着手を解析するためには、まず局面と正着をつなぐ写像を構築する必要がある。方法としてはまず、前述した要素をランダムにつなぎ合わせて戦術写像を構築する。その際、無制限に大きな（多くの演算を用いる）写像にならないように次のような制限をかける。

1. 深度として、 d を定める。
2. 前述の要素から等確率でランダムに一つ選ぶ。
(P_n, Q_n の n に関しては、 P は 0~4, Q に関しては 1~5 とし、それぞれ一つと考える。) これを O^1 とする。
3. O^1 が演算であった場合、必要な数だけ O_j^2 としてランダムに選び出す。
4. 同様に O^i に関して必要なだけ O_j^{i+1} を用意する。
5. O^d を用意する際は、 $B0$ から Hit までの交点集合から選ぶ。

これにより、深度 d を変えることで構築する戦術写像の規模の上限を決めることが出来る。今回は、深度を $d=5$ として行った。

3.2 正着写像

前述の方法で得られた戦術写像をある局面に施したとき、その結果がその局面の正着と一致するならばその戦術写像をその局面の正着写像と呼ぶ。正着写像は複数存在し、当然ある局面で正着写像であっても他の局面でそうであるとは限らない。

一方で、一つの写像が複数の局面の正着写像となっている場合、それらの局面、着手は同種のものである可能性が高い。故に、より多くの局面に対し正着写像となっているものを得ることで、局面、着手の分類が可能となる。

4 結果と考察

今回、学習データとして、「第31期名人戦第2局 黒張栩名人 対 白高尾紳路本因坊 白中押し勝ち」から黒白あわせて全210局面をそのままの形で（先後

による黒と白を反転させずに）用いた。

結果として全210局面のうち65個に正着写像を得ることが出来、大別すると以下のようになった。

アタリ石が一步以内にあるもの	16
それ以外の局面で正着写像となっていないもの	12
他の石に隣接しない位置	5
それ以外	32

最も多く見られたのが、石を取るまたはアタリ状態の石を助ける着手であり、理由としては *Hit* を組み込んであるからと考えられる。また、正着写像が他の局面の正着写像となっていない局面は、他の局面との比較が出来ないため解析は困難だが、直近の石から広い方に出る着手が多く見られた。石に接しない着手は、正着写像の構築が難しいと思われたが、5つ見つかり、共通して両ノゾキになるような位置であった。

それ以外のものとしてはツギ、ブツカリのような周囲に多くの石がある形であることも確認できた。

5 まとめ

今回は、一つの写像で正着写像となっているもののみに着目したが、複数の（深度5の）写像を組み合わせることで他の局面の正着写像を構築することも可能であり、その場合の着手の分類、解析方法も現在研究中である。

深度を制限することで、計算に時間のかかる複雑な写像を避け、出来るだけ簡単な写像で表現する方法が模索できる。しかし、深度は原因と結果、理由となる石と実際に着手する位置の距離そのものであり、制限すればそれだけ近くしか見ないようになり、布石のような大局を見ての着手は再現しにくいことになる。

今後は、戦術写像の組み合わせ方とともに、複雑な戦術写像を以下に構築、利用していくかが課題となる。

参考文献

- [1] 佐藤真史, 堤正義, 穴田浩一: 囲碁における数学的構造の解析, 日本応用数理学会 2011 年度年会, 同志社大学今出川キャンパス, 日本応用数理学会, pp. 343-344 (2011).
- [2] 佐藤真史, 山口浩太郎, 穴田浩一, 堤正義: 機械学習を用いた囲碁のある局面における抽出すべき特徴の自動選定について, 情報処理学会第74回全国大会, 名古屋工業大学御器所キャンパス, 情報処理学会, pp. 2-11-2-12 (2012).