3C-6

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*

佐藤 真史† 山口 浩太郎† 穴田 浩一‡ 堤 正義†
†早稲田大学 ‡早稲田大学高等学院

1 序論

現在，コンピュータ碁では，モンテカルロ法 [1] と UCT[2] を用いた探索が多く用いられている．その以外にも機械学習を用いた様々な方法が考案されているが，そのほとんどは研究者があらかじめ考えた特徴量を “どの程度使うか” を学習させている．これらは確かに一定の成果を上げ年々強くなっているが，その一方で何故強いのか，何故その値が適切な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 [3] 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，同時に１つの評価関数から簡単な操作により類似した，それでいて相異なる関数を容易に生成する方法も与える．

本発表では，この性質を用いて囲碁に用いられる評価である「逃げるべきか」及び「どのように回避すべきか」を実際に定式化する．

2 関連研究

2.1 B-W Graph Model

佐藤 [3] 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，ブ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 $\vec{p}(k)$ 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．

この “B-W Graph Model” による表現は全て，根を持つツリーの形状をしており，次の３種類のノード

- 末端のノード $(\vec{b}, \vec{w})$
- 子を１つ持つノード $(F, F_0$，否定などの単項演算)
- 子を２つ持つノード $(\wedge, \vee$ などの二項演算)

で構成される．本稿では，これらがある局面における何らかの基準に基づき各点に 0 または 1 の評価を与えることから，評価関数の意味で “関数” と呼ぶことにする．

この “関数” は，ツリーの深度を限定することによって複雑度を制限でき，また適当なノードをつなげることで，評価関数をランダムに生成することが出来る．

本提案では与えられた目的を達成する着手を “正着” と呼び，局面に対し正着を与える関数と，特徴量として働く関数を自動的に構築するために上モデルを用いる．

2.2 Suport Vector Machine

Support Vector Machine は，Vapnik[4] で提案された n 次元実空間上のサンプル (教師データと呼ぶ) を超平面により２つに分類する方法である．その特徴は，最も近い教師データまでの距離（マージン）が最大であるような唯一つの超平面を得られる点にある．

本提案では局面から実数への写像である特徴量を “関数” で表し，n 個の特徴量により n 次元実空間上の１点に写した教師データを “与えられた関数が局面を正着に写すか” を基準として分類する．そのため，下で説明する解関数の数だけ超平面を生成する．

3 提案する抽出方法

本提案では，n 個の特徴量と m 個の評価関数を用いて局面を n 次元実空間上に写し，その空間上に m 個の超平面による分類を生成する．どの分類に属するかは，どの評価関数を用いれば正着が得られるかを意味する．

3.1 解関数

ある局面に施したときその局面の正着と一致する関数をその局面の解関数とする．解関数は複数存在し，ある局面で解関数であっても他の局面でそうとは限らない．

---

* A Mathematical Model and a Learning System for the Game of Go
Masafumi Sato† Koutarou Yamaguchi† Koichi Anada‡ Masayoshi Tsutsumi†
† Waseda University
‡ Waseda University Senior High School

3.2 特徴量関数

特徴量とは教師データを識別するための指標であり，一つの特徴量は n 次元実空間の一つの軸に対応する．すなわち次元数 n は使用する特徴量の数と一致する．

教師データを正しく分類できるためには，違う分類に属する２つの教師データが必ず違う点に写される必要がある．本手法では，一つの特徴量を一つの関数で表すとして，「演算の結果が０ベクトルである」とき１，でないとき０とする．これにより教師データに基づき自動的に特徴量を変更追加できる．この関数を，特徴量関数と呼ぶことにする．

3.3 学習モデルの説明

本学習方法は次の６つの操作で行われる．

1:教師データ生成 ランダムな着手により学習対象となる局面を生成，正着として回避する着手をツリーサーチにより探索する．

2:解関数生成 関数をランダム生成し，１で得られた各教師データに対する解関数を収集する．

3:解関数選別 ２で収集した解関数の中から,全教師データの解関数を持つ最小の組み合わせを探し，これを今回用いる解関数とする．

4:特徴量関数生成 ３で選んだ関数の中で，解関数が相異なる２つの教師データに対し異なった値をとる特徴量が存在するよう特徴量関数を追加する．

5:特徴量関数選別 ４で得た特徴量関数の中から，４の条件を満たす最小の組み合わせを探す．

6:特徴量関数選別 ５を１に適用することによる入力ベクトルと３を１に適用することによる出力ベクトルから，SVM による局面に対する “どの関数が解関数になっているか” という学習を行う．

4 結果と考察

あと一手で石が取られる状態をアタリと言い，その判定は，$\vec{h}\backslash\vec{b}$ という関数が０ベクトルであるかどうかで行うことが出来る．今回の実験では，アタリ状態の局面において，アタリ状態でない局面にする着手を正着とすることでアタリに対する回避方法の学習を行った．また，解関数，特徴量関数どちらもその深度を４以下とし，解関数の選別の際は，最小の組み合わせであると同時になるべく多くの局面の解関数となっているものを優先した．得られた両関数の特徴として，解関数は,

- アタっている白の隣接する空点 (少なくとも一手は逃げ切れる)
- アタっている黒の隣接する空点 (相手の石を取ることで回避する)
- 上記２種類の両方
- 打たない．(回避不能である)

といった種類のものがあり，特徴量関数は

- 孤立した (周囲に空点のない) 空点
- 白の逃げる手 (ルールにより打てない場合がある)
- 密集している黒付近のアタっている白
- 周囲に白のない空点

の有無といったものが得られた．

解関数に関しては，適切なものが作られたといえる．一方，特徴量に関しては，半数以上がアタっている白の存在を利用しているが，関係がないと思われる情報を用いているものもあった．また学習した結果によるテストでは，高等な技術のいる局面 (ウッテガエシ) にのみ正しく答えられないことが確認できた．

5 まとめ

難易度の高い局面へは関数の深度を上げることで，データの偏りによる偶然出来た法則性の除去はサンプルを増やすことで対応可能と考えられる．

それらを踏まえたうえで，今回の実験では正しく学習できたといえ，今後は，より完全に学習させることで，正着の定式化を行う．

参考文献

[1] Coulom, R.: Efficient Selectivity and Backup Operators in Monte-Carlo Tree Search, *5th International Conference on Computer and Games* (2006).

[2] S. Gelly, Y. Wang, R. M. and Teytaud, O.: Modification of UCT with patterns in Monte-Carlo Go, *Technical Report, INRIA*, No. 6062 (2006).

[3] 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 (2008).

[4] Vapnik, V. N.: *Statistical Learning Theory*, Wiley (1998).