

## 囲碁における決定木を使った連の強度の学習

阿部 能明      小谷 善行  
東京農工大学  
{abe, kotani}@fairy.ei.tuat.ac.jp

### 概要

囲碁はゲーム木の平均分岐数が200を超えるため、全探索による着手決定は組合せ的に困難なため、何らかの局面の特徴によって候補手を絞ることが必要とされている。特に分岐数の多い序盤から中盤にかけては、さまざまな候補手の選定要素が考えらる。その中の一つに石の強度が挙げられるが、石の強度を明確に定義することは難しい。本稿では石の強度と着手との関係に着目する。特に石の強度をすでおかれた石から見た着手の距離と定義した。強度の測定対象にコスミ(斜めの並び)でつながる連(縦横に並んだ石)を使用し、強度を判断する材料にはパターンを一切使わず、石や周囲の情報を用いた。これらの情報を入力とし、石の強度を出力とする決定木を生成し、強度に依る候補手を生成し棋譜の着手と照らし合わせ評価を行った。

## Learning the Strength of Strings using Decision Tree in Go

ABE Nobuharu      KOTANI Yoshiyuki  
Tokyo University of Agriculture and Yechnology  
{abe, kotani}@fairy.ei.tuat.ac.jp

### Abstract

It is necessary in a game "GO" to choose candidates of moves for searching because the total number of possible moves of a position exceeds 200 on an average. One might use the strength of stones as a decisive factor of branches, but it is difficult to define this by hand explicitly. In this paper, we focus on the relation between the strength of stones and a selected move and define the strength of stones as the distance. To judge the strength of stones, we use only information from stones and their surroundings, different from previous researches which used patterns of stones placed on the board. In our experiment, we measure the strength of a set of stones, called "KOSUMI REN", connected diagonally. Our system generates a decision tree, which determines the strength of stones for each square, and selects optimal candidates from a view of the strength of stones. An evaluation of our method is shown using correspondences between our system's optimal candidates and actual moves made by professional GO players.

## 1. はじめに

囲碁では全探索によって着手を決定することは現実的には困難である。これは囲碁はゲーム木の平均分岐数が 200 を超えることによる。そのため盤面を評価し、よりよい局面になる手を生成することが課題となっている。コンピュータ囲碁ではパターンマッチングや学習など、さまざまなアプローチで局面を評価し候補手を絞ることを行っている[1]。候補手の選定要素の一つに石の強度が挙げられる。しかし、石の強度というものを明確に定義することは難しく、石の形毎に設定するといった方法もパターン数が膨大であることから現実的ではない。また強度には石の形だけではなく、周囲の環境もかかわってくるので、パターンマッチングでは判別しきれない部分がある。可能手抜き数 (PON) を使い弱石を判別し、これに基づく布石の研究[2]などが行われている。このような背景の中で本研究では石の情報を使って強度を判別し、具体的な強度を人手で設定するのではなく学習によって得ることを試みる。学習には決定木学習を用いる。情報について質問を繰り返し、結果を出力するという決定木は、この強度を表現するのに適していると考えられる。

本稿では着手と石の強度の関係に着目し、石の強度を着手からの距離と定義した。強度の対象にはコスミ連という連の集まりを設定し、強度を区別する材料にはコスミ連や周囲の情報を用いた。プロの棋譜から採取したデータを使用し、決定木学習を行いコスミ連の強度を測定した。それをもとに候補手を生成して評価実験を行った。

## 2. 石の強度

石の強度がどのように着手にかかわってくるかについて説明する。図 1 (a) では自分の強い石から相手の弱い石に向かって石を向けることで、相手を逃げさせ、それを追っていくことで自分の地を増やしている例である。また、勢力をどこまで広げられるかということについても、周囲の石の強さがかわってくる。図 1 (b) は自分の石が弱いので、近くにしか打てないが (c) は自分の石が強いので、遠くまで打つことができる。

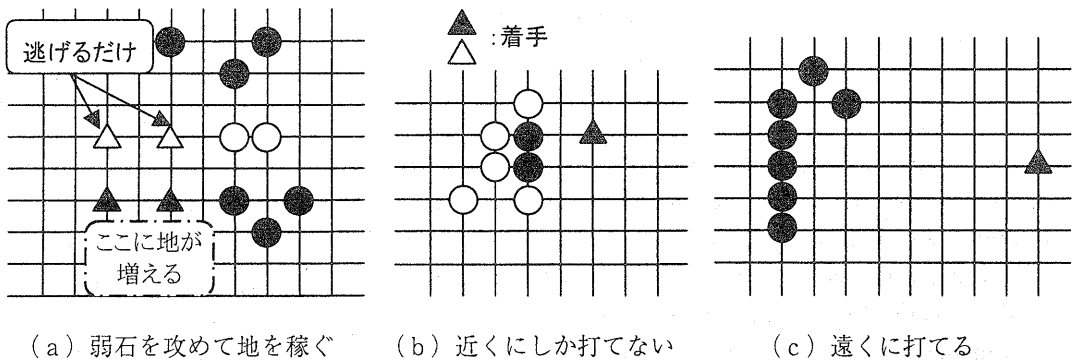


図1：石の強さと着手との関係例

これらの例から強い石の近くにはあまり打たれず、弱い石の近くにはよく打たれるということがいえる。そこで、本研究では石の強度は「着手の近づきがたさ」と定義する。強度を測定するときは着手の周囲を見回して、近くに石があればその石は弱く、逆に離れたところにある石は強いとする。このとき強弱の度合いに距離を利用する。

本研究では距離は基本的に縦横方向にしか見ない。これは囲碁において縦横の並びの方がは斜めの並

びよりも重要視されるからである。図 2 に使用する距離を挙げる。四方にしか見ていないが各方向 1 路ずつの幅を持たせている。これは調べるとき石と石の間を通り抜けてしまうのを防ぐためである。2 路以上ずれるとそれは斜めの並びになってくるので本研究では考慮しない。

強度と着手からの距離の具体的な関係を表 1 に示す。距離 1 とはすなわち他の石に接している状態を意味し、本研究では扱わない。この理由は、接しているときは攻め合いの可能性があり、一概に強度と関係があるとは言えないからである。また、距離が 6 より大きくなると着手とその石の関係性がいえなくなるので距離は 6 までしか見ない。強度は 5 段階に設定し数値が大きいほど強いことを表す。

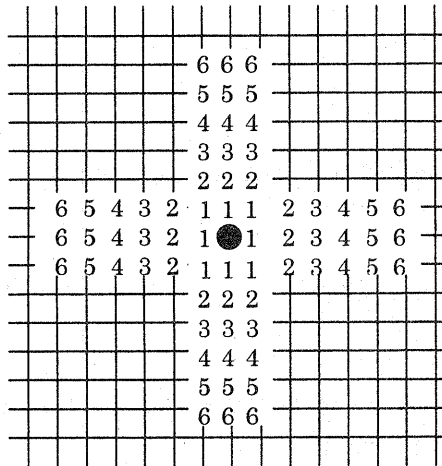


図2：扱う距離の範囲

表1：着手からの距離と石の強度

着手からの距離	1	2	3	4	5	6
石の強度	/	2	3	4	5	6

### 3. コスミ連

本研究で強度の測定対象として扱う石は単数から連（縦横に並ぶ石）の集まりまでであり、連の集まりは斜めでつながる連とする。斜めの石のつながりをコスミといい、コスミでつながる連なので以後これを「コスミ連」と呼ぶ。また、便宜上ただ一つの石・ただの連も総じてコスミ連と呼ぶことにする。コスミでつながる石には接点が二つできるが、その両方に相手の石がある場合はその連はつながっておらず、切れているとみなし異なるコスミ連とする。接点の片方だけに相手の石がある場合は、次に自分が打てば完全につながることから、切れてはいないとみなし、一つのコスミ連とする。このとき相手の石がない方の接点を断点という。図 3 でコスミ連の例を挙げている。(a) の黒石は一つのコスミ連、(b) は接点の片方に白石があるので、断点がある一つのコスミ連、(c) では接点の両方に白石があるので黒石は2つのコスミ連となる。

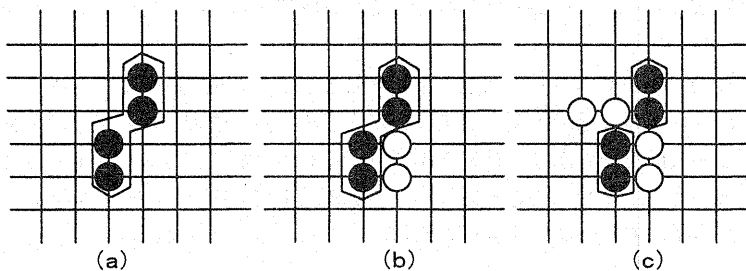


図3：コスミ連の例

コスミ連の死活については考慮に入れない。石の強度に生き死には関係ないと考えたからである。また、コスミ連は石数が 1 つであったり非常に多数のときもある。石数が少なすぎても多すぎても死活判定は不可能である点からも死活判定の必要性が薄れる。

#### 4. 決定木による学習

本研究ではコスミ連を区別するものとしてボタンは用いずに、コスミ連や周囲の情報を使用することにする。コスミ連の強度を区別するする際に必要な情報として、次のものを挙げる。

イ) 石の色：

色の区別は必要である。

ロ) 石の数：

強度を測る上で欠かせないものとみなす。

ハ) 縦幅、ニ) 横幅：

ここで言う縦横とは盤上を見下ろしたときの純粋な縦横である。石の数が同じでも、線状になっているのと四角形になっているのでは状況が違う。

ホ) 断点の数：

断点とはコスミでつながる個所に現れる接点の一方が、相手の石によってふさがれている時の他方の点を指す。切断の可能性などが関係してくる。

ヘ) ダメの数：

ダメとは石が接している空点の数のこと。ダメが 0 になるとその石は捕獲されたことを意味するので、数字が大きいほど捕獲の心配が少ないということが言える。

ト) まわりの空きの数：

まわりとは石から 4 路近傍で距離 2 までの点である。密集したところにあるか、閑散としたところにあるかを測る。

チ) まわりの自分の石の数、リ) まわりの相手の石の数：

まわりにいる敵・味方の数である。

ヌ) まわりの盤端の数：

盤端とはいつているがつまりは盤の外である。石がどれだけ端によっているかを見る。

ル) 最大高さ（盤端からの距離）、ヲ) 最低高さ、ワ) 中央高さ：

高さとは、盤端からの距離であり、19 路盤では最小は盤の端の 1 であり、最大は天元と呼ばれる盤の中央で 10 となる。有利な高さなどという定義はいまだに不明であるが、それでも漠然と考慮には入れて人は打っている。

カ) 手数：

手数とは進行状況も意味している。同じ石でも進行状況によって重要度が変わる可能性を考慮に入れた。

これらイ)～カ)の全組合せに対して人手で強度を設定するのは現実的ではないので、これらの情報を入力要素として出力にコスミ連の強度を返すように学習をする。学習には決定木学習を使用する。決定木は情報についての質問を繰り返し、結果を出力とするものであり、コスミ連や周囲の情報を扱う本研究に適しているといえる。また、決定木にはデータ数が増えてもそれほどサイズが大きくならないという利点もある。決定木の属性がイ)～カ)の情報で、クラスがコスミ連の強度すなわち着手からの距離となる。

決定木生成アルゴリズムには ID3 を使用する[3][4]。根ノードである全てのデータの集合  $C$  を入力として、次の操作を行うものである。

- 集合  $C$  中の全データが同一クラス→そのクラスノードをつくり、停止する。そうでなければ属性の選択基準により 1 つの属性  $A$  を選んで判別ノードを作る
- 属性  $A$  の属性値により  $C$  を部分集合  $C_1, C_2, \dots, C_n$  に分けてノードをつくり、属性値の枝を張る。
- それぞれのノード  $C_i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) について、a)、b)へ再帰的に適用する。

属性の選択基準には、ランダムさを計る基準の 1 つである情報量を用いる。クラス  $V_i$  の確率を  $p(V_i)$  としたとき、その情報量の期待値  $I$  は式 (1) で表される。確率  $p$  はそのクラスに属しているデータの割合で近似できる。

$$I(p(V_1), \dots, p(V_n)) = \sum_{i=1}^n -p(V_i) \log_2 p(V_i) \quad \dots\dots(1)$$

データ集合  $C$  の決定木の情報量の期待値を  $M(C)$  とし、次にテストすべき属性  $A$  が選ばれたとすると、 $A$  の値  $a_i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) はお互いに排他的であるので、属性  $A$  でテストした場合の情報量の期待値  $B(C, A)$  は、式 (2) で求まる。

$$B(C, A) = \sum_i (\text{属性 } A \text{ が値 } a_i \text{ をとる確率}) \times M(a_i) \quad \dots\dots(2)$$

そして、もっとも情報量を減少させる属性が好ましいので、 $M(C) - B(C, A)$  が最大になる属性  $A$  を選択すればよいということになる。

決定木生成に必要なデータ収集には棋譜を使用する。棋譜を 1 手ずつ読み、着手の四方を距離 6 ままで調べて、コスミ連があれば上記のイ) ~ カ) の情報と着手からの距離を獲得する。ただし、着手の距離 1 に石があれば石に接している状態なので、四方を調べずデータも採取しない。

これらの設定で実際にプロの棋譜 774 局[6][7]からデータを 42804 個採取して決定木を生成した。決定木の属性値の枝の数は一律に 5 とした。生成された決定木の全ノード数は 44691、正解率は 60.50%、平均誤差は 0.85 だった。生成された決定木の一部が図 4 である。カタカナは属性を表し、数字は出力されるコスミ連の強度を示す。

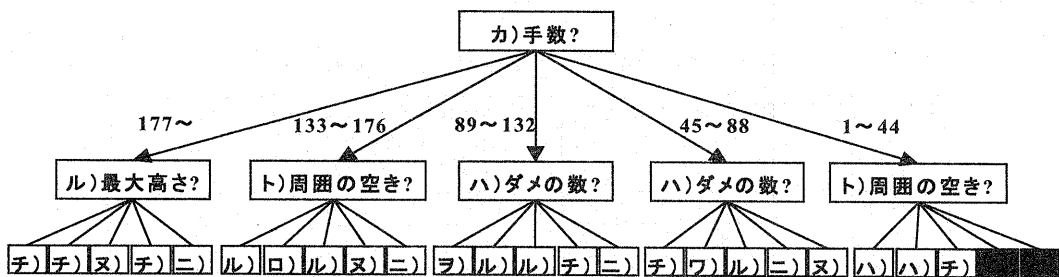


図 4：生成された決定木の一部

### 5. 候補手の生成

決定木を使って測定したコスミ連の強度は定義より着手からの距離なので、これを利用して候補手を生成する。盤上の全空点に対して四方を調べて、コスミ連があれば強度を測定しそれを元に式 (3) で距離点を計算する。適正な距離とは決定木の出力であり、 $C$  は定数であり最高点のことである。調べ

る空点がコスミ連から適正な位置にあればその空点に最高点がつくことになる。調べる範囲は距離 1～6 である。1 方向について最も近いコスミ連しか見ず、複数の方向にコスミ連がある場合は、他の方向にもあったコスミ連であればより距離が近いほうで式 (3) を適用する。異なるコスミ連が複数存在する場合、単純に距離点を加算することはしない。もしそのように設定すると、コスミ連が密集している部分の点数が不当に高騰してしまうからだ。そこで平均を取ることにする。こうすることにより 1 方向にしかコスミ連が存在しなくても、そのコスミ連の強度にあった適正な距離ならば高得点がつく。また、平均するときも単純に平均するのではなく、より近くにあるコスミ連の方が影響力が強いものとして、近くのコスミ連からの距離点をより重要視する。コスミ連との距離による重みをかけることによって実現する。重みをかけた距離点の平均の式を式 (4) で示す。 $x$  は空点の座標、 $i$  は方向、 $p_i$  は各コスミ連による距離点、 $w_i (= 10 - p_i)$  は重み、 $e$  が空点の最終的な距離点となる。

$$\text{距離点} = C - \frac{C}{\text{コスミ連の強度}} \times |\text{コスミ連との距離} - \text{適正な距離}| \quad (3)$$

$$e_x = \frac{\sum_i w_i p_i}{\sum_i w_i} \quad (4)$$

このように全空点で距離点を計算して、最も高かった点を候補手とする。

## 6. 候補手の評価

5. で生成した候補手が有用かどうかの評価実験を行う。棋譜を読み、各局面で着手が候補手に含まれている割合で有用性を判断する。候補手はもっとも距離点の高い手を 10 個挙げ、上位10手に着手が現れた局面数 / 調べた局面数 で評価する。評価局面は学習時と同様に着手が石に接していないときである。

実験は学習時とは異なる棋譜 194 局[8]を使って行った。比較対象として、ポテンシャル値[5]による候補手を使った。表 2 にその結果を示す。20 手ごとに調べ、ランダムに 10 手挙げたときに着手が含まれる確率も載せた。

表 2：候補手 10 個の中に着手が含まれる確率

手数	平均可能手	現れた局面数	着手が候補手に含まれる確率(%)		
			ランダム	距離点	ポテンシャル値
1-20	301	2184	3.32	4.90	1.46
21-40	229	974	4.37	2.77	5.13
41-60	180	708	5.56	3.67	7.06
61-80	141	542	7.09	3.88	11.81
81-100	108	420	9.26	5.24	13.81
101-120	82	268	12.20	10.82	21.64
121-140	61	195	16.39	14.36	27.69
141-160	45	110	22.22	20.91	48.18
161-180	33	61	30.30	44.26	65.57
181-200	25	28	40.00	39.29	85.71
201-220	20	21	50.00	52.38	71.43
1-220	120	5511	8.33	6.02	9.04

表 2 を見るとランダムよりも悪い結果になっている。考えられる原因として、候補手を決める際に用いる距離点のつけ方が挙げられる。距離点は、コスミ連から四方に向かって発生する。そして、ある点において複数のコスミ連から距離点が発生した場合、平均を取ることで最大値より高くなることがない。しかし、盤の端の方では1つのコスミ連からしか距離点が発生しないので、最大値をとる確率が、盤の中央と比較して高い。そのため盤の端、特に 1 線に最高点が多く現れて結果 1 線を候補手に挙げることが多くなると考えられる。一般的に 1 線や 2 線よりは 3 線、4 線の方がよく打たれるので着手が候補手に含まれる確率が低くなる。そこで表 3 のような補正点を設け、距離点・ポテンシャル値との平均を取る。これは点数が盤の端に偏るのを防ぐためだけのものなので、補正点についての細かな考察は省略し、一般論を用いる。

補正をかけた後の実験結果が表 4 である。平均可能手、現れた局面数、ランダムでの結果は補正を入れる前と同じである。表 4 を見ると、距離点による候補手に着手が含まれる確率は、どの手数においても完全にランダムを上回っている。また、全体平均ではポテンシャル値を上回っている。特に中盤においてポテンシャル値よりも上回っている点が目立つ。

表3：高さによる補正点

高さ	1	2	3,4	5,6,7	8,9,10
距離点	0	20	50	35	30
ポテンシャル値	50	35	0	20	30

表 4：補正後の実験結果

手数	着手が候補手に含まれる確率(%)		
	ランダム	距離点	ポテンシャル値
1-20	3.32	19.96	18.54
21-40	4.37	22.28	19.92
41-60	5.56	23.45	17.09
61-80	7.09	36.35	23.06
81-100	9.26	39.29	26.90
101-120	12.20	41.05	38.06
121-140	16.39	55.90	44.61
141-160	22.22	60.91	63.64
161-180	30.30	68.85	75.41
181-200	40.00	75.00	96.43
201-220	50.00	95.24	85.71
1-220	8.33	28.13	23.73

## 7. 考察

図 4 の生成された決定木を見ると、最初の質問が手数についてなので、局面の進行状況に石の強度は何らかの関係があると考えられる。しかし、これは局面によって石の強度が変化するのではなく、局面によってよく現れる石の強度が異なるということであろう。

表 4 を見ると、強度による着手が候補手に含まれる確率がポテンシャル値を上回っているのがわかる。これはポテンシャル値が石 1 つ 1 つから発生するものに対して、本研究の強度による距離点はコスミ連という一塊から発生するため、より正確に石の強度を判定できたためと考えられる。また、ポテンシャルでは石が集まっても単純に点数を足し合わせるだけなので石の集まり方を考慮することが出来ないが、本研究では決定木によりコスミ連のさまざまな情報を考慮に入れて強度を区別することが可能な点も大きな理由である。

表 4 では、中盤を過ぎるとポテンシャル値に劣る個所もあるが、140 手を過ぎると現れる局面数が 100 未満になるため誤差の範囲といってもよく、ポテンシャル値との優劣はつけがなくなる。

高さによる補正を入れると補正前に比べて5.4倍の精度の向上が見られた。これは、補正をいれないと強度による候補手は盤の端が多くなるという問題点が解決されたためと思われる。

## 8. まとめ

本研究では、石の強度を着手からの距離と定義し、強度の判別にはボタンを一切使用せずに各種のパラメータのみで行った。強度の設定には決定木学習を使用した。そして、得られた強度をもとに距離点を設けそれに基づいた候補手を挙げ、実際の着手が含まれるかどうかの実験を行った。その結果、高さによる補正を考慮に入れたときに、候補手を10挙げて着手が含まれる確率が28.13%となり、比較対象として使ったポテンシャル値による候補手の23.73%よりもよい精度がえられた。

今後の課題としては次のものが挙げられる。

- (1) より厳密な補正：実際によく打たれる高さを棋譜から調べてみる。
- (2) 正解率の向上：属性値の振り分け方や、選択数など改良の余地があると見られる。
- (3) 強度に方向を取り入れる：どの方向に強度が影響するかわかれば補正をかける必要がなくなる。などが考えられる。

## 参考文献

- [1] 松原 仁, 竹内 郁雄 : 「ゲームプログラミング」, 共立出版, pp.59-70, 1998.
- [2] 田島守彦 (電総研), 実近憲昭 : "可能手抜き数 (PON) に基づく囲碁の布石", ゲーム・プログラミングワークショップ, 99, pp.153-160, 1999.
- [3] Stuart Russell, Peter Norvig, 古川 康一 : 「エージェントアプローチ 人工知能」, 共立出版.
- [4] 馬場口 登, 山田 誠二 : 「人工知能の基礎」, 昭晃堂, 1999.
- [5] 実近憲昭 (電総研), 清慎一, 赤尾杉隆, 瀧和男, 吉川貞行, 吉岡勉, 村沢好信, 内田俊一, 沖廣明, 大島正行, 小木曾督, 水野勇一, 坂本淳 : 囲碁システム「碁世代」の仕様, 1991.
- [6] <ftp://www.joy.ne.jp/welcome/igs/Go/>.
- [7] <http://www.britgo.org/gopcrs/gopcrs1.html>.
- [8] <http://www.ylw.mmtr.or.jp/~shiraki/go/index.html>.