

2.3 囲碁

広島県立大学経営学部経営情報学科

佐々木 宣介

sasaki@bus.hiroshima-pu.ac.jp

(株) 富士通ソーシャルサイエンスラボラトリ

清 慎一

ssci@ssl.fujitsu.com

九州工業大学情報工学部知能情報工学科

中村 貞吾

teigo@ai.kyutech.ac.jp

■はじめに

囲碁は 19 × 19 の広大な盤面と基本的に空点にはどこにでも打てるという着手の自由度のため、力技の探索だけでは到底太刀打ちできない。また、個々の石には区別がなく、盤上で他の石との位置関係から役割が決まり、その役割は局面の進行とともに変化していくため局面評価が難しい。これらの特質は、チェスにかわる新たな AI のテストベッドとして囲碁が注目される要因となっている。囲碁研究には、認知科学、機械学習、組合せ数学などさまざまな分野の研究が関連し、個々の技術の進歩、そしてその集大成としてのコンピュータ囲碁の進歩が、今後の AI 研究の牽引車となるはずである。

本稿では、コンピュータ囲碁の進歩の経過についてふれた後、学習と知識獲得、組合せゲーム理論に基づく局面評価に関するトピックについて解説する。

■コンピュータ囲碁の進歩

コンピュータ囲碁の研究は、他のゲーム研究と同様に、人工知能の研究とともに始まった(表-1)。しかし、人間の世界チャンピオンに勝利するまでになったチェスプログラムや、現在アマチュア 4 ~ 5 段といわれている将棋プログラムに比べると、囲碁プログラムはまだかなり弱い。その理由として、(1) 囲碁は探索空間が広く、コンピュータチェスで成功した手法(主に探索)が使えない、(2) 盤面の状態の評価がチェスや将棋よりも難しく良い評価関数が作れない、の 2 点が挙げられる。

1980 年代後半からは高額賞金のかかったコンピュータ囲碁大会が開催されるようになり、人工知能研究者だけでなく、趣味で囲碁プログラムを作る者、商品として開発する者も現れ、急激に強くなり始めた(表-2)。そして、1995 年のコンピュータ囲碁世界大会 FOST Cup で優勝した Handtalk (その後 Goemate と改名) というプログラムが、日本棋院から初めて 5 級に認定された。この頃の囲碁プログラムになると、致命的な損をするといった信じられない手はほとんどなくなってきたが、全般的に、一間トビ^{★1}のような安全確実な手を打つことが多かった。2000 年代に入ると、今までは無理だと考えられていた盤面全体を対象にした探索を行うプログラムも現れた。また、1 目たりとも妥協しないような厳しい手を打つように棋風も変わってきた。そして 2001 年には、ついに日本棋院からアマチュア初段を認定された

1962 年	Remus による初めてのコンピュータ囲碁の論文 ¹⁾
1969 年	Zobrist による初めての対局囲碁プログラム ²⁾ (強さは約 38 級)
1979 年	Reitman と Wilcox のプログラム Interim.2 (約 15 級)
1984 年	初めてのコンピュータ囲碁大会 (USENIX)
1986 年	初めてのコンピュータ囲碁世界大会 (Ing Cup)
1995 年	日本棋院が初めて囲碁プログラムに級位を認定 (5 級)
2001 年	囲碁プログラムが初めて初段に認定される

表-1 コンピュータ囲碁の歴史

★1 たとえば、図-1 の黒 3、黒 23 のようなかたちを指す。

★2 現在は表-2 中の * 印のついた 4 つのプログラムが、日本棋院もしくはプロ棋士から初段認定を受けている。

プログラム名	作者	国	URL
Goemate *	Chen Zhixing	中国	www.wulu.com
Wulu	Lei Xiu Yu	中国	www.wulu.com
Go Star	Lu Jinging	中国	なし
KCC Igo *	KCC (会社名)	北朝鮮	なし
FunGo	Park YongGoo	韓国	www.intelisoft.co.kr
HARUKA *	河龍一	日本	なし
勝也	清慎一	日本	homepage1.nifty.com/lke/katsunari/
彩	山下宏	日本	plaza15.mbn.or.jp/~ysss/index_j.html
GORO	大石康雄	日本	hp.vector.co.jp/authors/VA002290/
TopGoer	Feng ShaoMin	シンガポール	www.topgoer.com
Go++ *	Michael Reiss	イギリス	www.reiss.demon.co.uk/webgo/compgo.htm
GoLois	Tristan Cazenave	フランス	www.ai.univ-paris8.fr/cazenave/Tristan.html
Indigo	Bruno Bouzy	フランス	www.math-info.univ-paris5.fr/bouzy/INDIGO.html
Go Ahead	Peter Woitke	ドイツ	astro.physik.tu-berlin.de/~woitke/GoAhead.html
The Many Faces of Go	David Fotland	アメリカ	www.smart-games.com/manyfaces.html
Go Intellect	Ken Chen	アメリカ	www.cs.uncc.edu/faculty/chen.html
Smart Go	Anders Kierulf	アメリカ	www.smartgo.com/
Explorer	Martin Mueller	カナダ	www.cs.ualberta.ca/~mmueller/
NeuroGo	Markus Enzenberger	カナダ	www.markus-enzenberger.de/compgo.html
GNU Go	Free Software Foundation	—	www.gnu.org/software/gnugo/

表-2 最近の大会に出場した主な囲碁プログラム

囲碁対局プログラムが発売されるに至った^{★2}。

図-1は、2001年のコンピュータ囲碁世界大会で優勝したGoemateとFunGoの試合である。序盤は定石を打っているだけのように思われるかもしれないが、白10がハサミとヒラキを兼ねた手になっている^{★3}など、数ある定石の中からその場面に適した定石を選んでいる。67手目からの攻防は見応えがある。白の模様の中に取り残された黒3子が、白の攻めをかわして生きるなどは、以前の囲碁プログラムには考えられなかったことである。白も、黒を攻めながら中央に厚みを築くなど、上手な打ち方を見せている。時々は見当違いな手も見受けられるが、価値の大きな手を見逃すことはないことも分かる。

対局プログラムの仕様に関する資料は少なく、特に、強いプログラムは商業ベースで開発されていることもあって、仕様が公開されていないものが多い。そんな中、オープンソースのGNU Goは、プログラム内容に関する詳細なマニュアルが提供され、かつ、プログラムとしても強い。これ以外にも、全体の処理の流れや盤面認識用のデータ構造に関する解説を、The Many Faces of Goや勝也のwebページで見ることができる。

対局囲碁プログラムがなかなか強くならなかつた中、

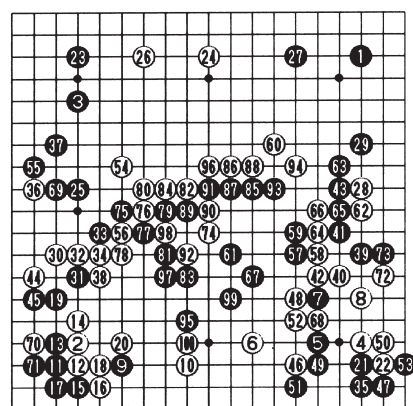


図-1 黒：Goemate 対 白：FunGo (100手まで)

詰碁プログラムのGoTools³⁾は、すでに10年ほど前に、高段者でも難しい詰碁問題を数秒で簡単に解いて皆を驚かせた。GoToolsは石の捕獲や生死判定モジュールで得られた生死の状態を局面の値としたアルファベータ法に基づくプログラムで、高速化のためのさまざまな工夫がなされている。

★3 白10は黒9に対する攻撃と白6に対する守りを兼ねている。

連の情報	空点の情報
ダメの数 (1, 2, 3, 4, 5 以上)	黒が着手した時のダメの数 (1, 2, 3, 4, 5 以上)
石の数 (1, 2, 3, 4, 5 以上)	白が着手した時のダメの数 (1, 2, 3, 4, 5 以上)
自分が先着した場合でもシチョウで取られるか	黒が着手した時にシチョウで取られるか
相手が先着した場合にシチョウで取られるか	白が着手した時にシチョウで取られるか
	黒が n 手で目を作れる (n=0, 1, 2, 3 以上)
	白が n 手で目を作れる (n=0, 1, 2, 3 以上)

表-3 NeuroGo が前処理を行う盤面情報 (文献 3) より

■学習と知識獲得

強いプログラムを作るためには、局面評価のために膨大な知識をプログラム中に記述し、しかもその大量の知識の重要度をうまくバランスさせることが必要となるが、これらを機械学習によって行うシステムは魅力的である。

学習の手法として、ニューラルネットワーク (以下 NN と略) を用いた研究は数多い。NN にプロ棋士などの棋譜を教師データとして与え、囲碁の特定のパターンに対して解答手を学習させるアプローチが可能である。また、特定の教師を持たずに、プログラムの対戦結果を基に学習の方向を決める方法もある。しかし NN を利用した手法は、9 路盤のような小路盤に対する研究が多く、正規の 19 路盤における適用例は少ない。特に、19 路盤のような広い盤面の情報すべてを単純に 1 つのネットワークで対応するのは現実的ではない。近い位置の石同士がより強く影響を及ぼすなどの特徴を考慮したネットワーク構造を採用したり、盤面の配置を連^{★4}などの情報に変換して入力要素とするなどの工夫が必要だと考えられる。

現在、NN を用いている囲碁プログラムの中で最も注目されているのは Enzenberger の NeuroGo⁴⁾ である。NeuroGo は入力情報として単純に囲碁の盤面情報を使用するのではなく、前処理を行っていくつかの知識を抽出し、それをネットワークへの入力として用いている (表-3)。盤面の情報を空点と連に分類し、それぞれの連については石の数、ダメ^{★5}の数など、空点についてはそこに石を置いた場合のダメの数などの情報を取り出している。また、ネットワークからの出力については、終局時に自分の地になる確率を表すよう設計されている。このほか、理論的に正確に結論が導き出せる局面においてはそちらを優先するという仕組みも併用して

いる。

NN の学習は、強化学習の一種である TD 学習法 (Temporal Difference Learning)⁵⁾ を用いて学習の方向を決定し、バックプロパゲーション法によって行う。自分自身との 4,500 局の対戦で学習を進めた結果、9 路盤において、The Many Faces of Go の 20 段階のレベルのうち、レベル 8 と同程度まで強くなった。

NeuroGo は 2002 年にカナダのエドモントンで開催された 21 世紀杯コンピュータ囲碁大会において参加 14 プログラム中 6 位となるなど着実に成果を上げており、最近の改良に関する発表が待たれるところである。

NN は、入力に対して瞬時に出力が得られる。そこで、これを有力な数個の候補手の生成に利用し、探索等の手法と組み合わせると有効な着手選択を行おうとする試みもある⁶⁾ が、対局プログラムとして十分に成果を上げる段階までには到達していない。

大量の棋譜データから知識獲得を行う手法も注目すべき研究である。小島ら⁷⁾ は生態学的アナロジーに基づき、棋譜から手順パターンの獲得を行っている。中村⁸⁾ は棋譜データを個々の着手を符号化したテキストであるとみなし、n-gram 統計に基づいて定型手順パターンの獲得を行っている。しかし、これらの手法も、獲得したパターン知識を対局プログラムに組み込んで評価するまでは至っていない。このような知識獲得手法を対局プログラムへ応用するまでには、獲得したパターン知識の中に含まれるあまり良くないパターンや意味のないパターンをどれだけ排除するか、また、獲得した知識の優先順序等のバランスをどのように設定するかなど、越えるべきハードルも高い。大量のパターン知識を用いている囲碁対局プログラムとしては勝也と GoLois が代表的で、勝也はトップクラスまでもう一息といった位置にある。

現状では、機械学習による自動的な知識獲得手法を採用した囲碁プログラムは、トップクラスのプログラム

★4 盤上の格子線によって連結した同色の石の集合。

★5 連に隣接する空点。活路とも呼ばれる。

と対等に戦えるレベルまでは到達していない。また、一局を打ち切る囲碁プログラムの作製までに至らないものも多い。これには、19路盤への適用の難しさのほかに、このような学習手法の研究者は、強い囲碁プログラムを作るよりも知識獲得そのものに興味が向きがちであるという傾向も影響しているのかもしれない。

しかし、今後は学習のみに頼るのではなく、従来までの手法と補完し合うかたちで囲碁プログラムの中に取り込まれていくことにより、強い囲碁プログラム作製に貢献していくことが期待される。

■ 囲碁局面の数理的解析

組合せゲーム理論^{9), 10)}は、全体の局面が独立した部分局面の和に分解できるようなゲームの解析に大きな威力を発揮する。囲碁はそういった部分性の強いゲームであり、また、囲碁自体が興味深くチャレンジングな対象であるため、この理論を適用して数理的な解析を行う研究が進められてきた。特に Berlekamp¹¹⁾は、1目を争うヨセ局面を厳密に解析する手段を与え、プロ棋士でも悩まされるような複雑なヨセ問題に対して見事に正解を与えるなどの素晴らしい成果を上げている。

ゲーム局面 G は以下のように再帰的に定義される。

$$G = \{G_1^L, G_2^L, \dots \mid G_1^R, G_2^R, \dots\}$$

ここで、 G_i^L は G に対して Left (黒) が着手してできるゲーム局面、 G_i^R は Right (白) が着手してできるゲーム局面である。そして、囲碁のヨセ局面は、互いの地をスコアとするゲーム局面として記述される。たとえば、**図-2**に示すヨセ局面は $\{\{2 \mid 0\} \mid -5\}$ となる^{★6}。

このような局面において、「どちらのプレイヤーがどれだけリードしているか?」、「その局面に対する着手はどれだけの価値があるか?」を教えてくれるものが、局面の平均値 (m) と温度 (t) であり、これを視覚的に表したものはサーモグラフと呼ばれている (**図-3**)。局面の価値は単に着手による利得だけで測られるのではなく、一手費すことにより相手に手番を渡すリスク^{★7}を考慮した上で評価する必要がある。図-3の縦軸は周辺温度を表している。そして Left Wall は、各周辺温度に対して黒が先着して得られる最適値を、Right Wall は白が先着した場合の最適値をプロットしたものである。周辺温度が高い場合は着手による利得よりも手番を渡すリス

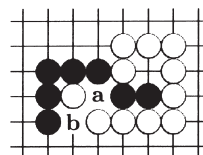


図-2 ヨセ局面の例

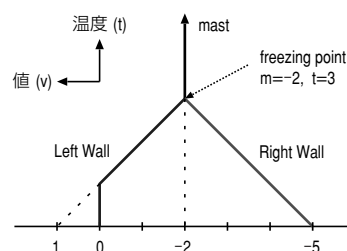


図-3 サーモグラフ

クの方が大きいので、どちらもこの局面にはプレイせず、垂直に延びるマスト (mast) ができ上がる。マストの付け根部分がこの局面の平均値と温度であり、図では $m = -2, t = 3$ であるので、温度が3より大きい場合は、この局面は平均的に-2という値であると解釈される。

囲碁には「コウ (劫)」と呼ばれるループが存在し、これが局面解析を難しくする。コウを取られた側のプレイヤーは、次の着手で直ちにコウを取り返すことが禁止されているため、コウダテ^{★8}を打つか、または、コウを無視して他方面のヨセに向かうかを選択する。コウを取った側のプレイヤーは、相手のコウダテに受けて相手がコウを取り返すことを甘受するか、コウダテを無視してコウを解消する^{★9}かという選択に迫られる。囲碁にはコウに関する用語や格言が数多くあり、コウがあるからこそ囲碁というゲームが奥深く、複雑で面白いゲームになっている。

Berlekamp¹²⁾は、コウに勝つプレイヤーとして komaster という概念を導入して、コウを含む局面の解析を行う手法を示した。komaster は相手のコウダテに全部受けてもコウに勝つことができ、コウに負ける側はコウダテを打って振り替わることはできない。ただし、komaster は温度を下げる着手、すなわち、コウを争いながら他方面のヨセに着手することはできないものとされてい

★6 黒地は正、白地は負とする。白が a に打てば白地5目、黒が a に打った場合、続けて黒が b に打てば黒地2目、白が守れば0目となる。

★7 通常 tax と呼ばれており、これは、他方面のヨセの価値、すなわち、周辺温度に相当する。

★8 コウを取り返すために他所に打ち相手の応手を強要する着手。

★9 この場合、相手は、コウダテに2手連打することによって代償を得ることができ、これを囲碁用語では「振り替わり」と呼ぶ。

Game Informatics

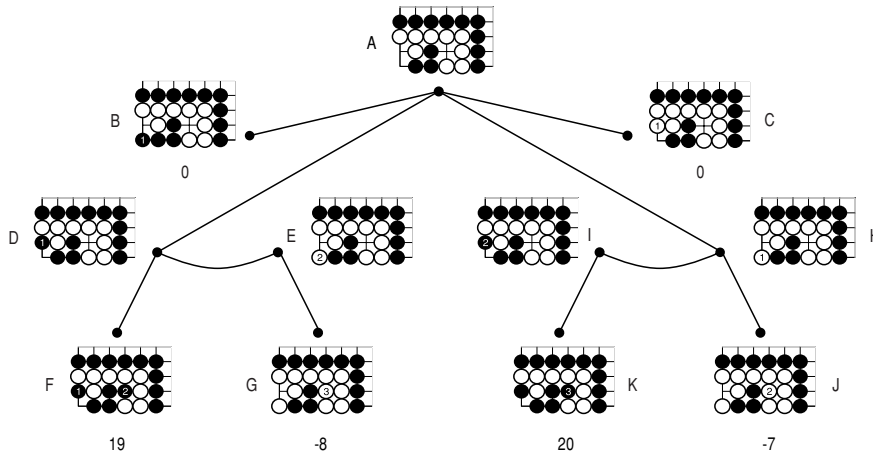


図-4 hyperactive なコウ局面の例とそのゲーム木

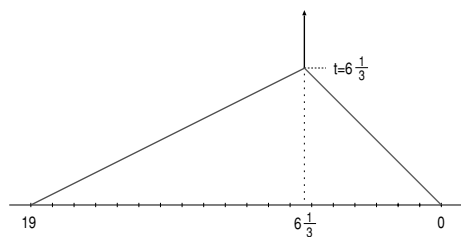


図-5 黒が komaster の場合のサーモグラフ

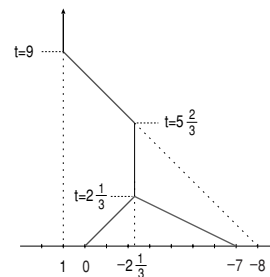


図-6 白が komaster の場合のサーモグラフ

る^{★10}。

コウを含む局面の温度と平均値が、どちらのプレイヤーが komaster であるかによらず一定であるようなコウは placid と呼ばれ、温度と平均値が komaster によって異なるコウは hyperactive であると分類される。

図-4 は hyperactive なコウの例である。原図 A からは、白黒ともに 1 手かけてセキ^{★11} にできる (B や C) し、ホウリコミを打ってコウにすることもできる (D や H)。

原図において、黒が komaster の場合のサーモグラフ (図-5) は、単純な本コウの場合と同様な形状だが、白が komaster の場合のサーモグラフ (図-6) は特徴的である。 $5\frac{2}{3} \leq t \leq 9$ の範囲に垂直でないマストが出現している。垂直のマストは白黒ともにその局面にプレイしたくないことを意味するが、垂直でないマストは一方のプレイヤーのみがプレイしたがっていることを表す。ここで、黒が D とコウをしかければ、白がコウを解消する間に黒は他方面のヨセを 1 手多く打つことができ、その利得

は温度が高ければ高いほど大きい。 $t \geq 9$ の垂直のマストは、コウの部分の価値よりも他方面の価値が高いためにプレイしない領域であり、 $2\frac{1}{3} \leq t \leq 5\frac{2}{3}$ の垂直のマストは、黒が D とすることにより他方面のヨセを 1 手多く打ってもコウに負ける損が大きいため D と打てない状況に相当する。 $t \leq 2\frac{1}{3}$ の部分からは、黒は B としてセキを選択し、白は H としてコウをしかけるべきであることが分かる。

komaster の導入によりコウを含む局面を組合せゲーム理論に基づいて解析できるようになったが、komaster はコウダテによる振り替わりを考慮していないため、現実のコウ争いを忠実に反映したモデルとはなっていない。このことは、ヨセコウのような複雑なコウ局面を解析するには障害となる。そこで、Spight¹³⁾ は新しいコウ争いのモデルとして NTE (neutral threat environment) と呼ばれるコウダテ環境を導入することを提案している。(白から事前に解消できない) 黒のコウダテは

★10 「両コウ」のような無限のコウダテがある場合は、ヨセも打ちながらコウにも勝つことができるが、これは komaster よりもさらに強い概念で komonster と呼ばれている。

★11 先着すると負けるので、双方とも手出しができない攻合いのかたち。

$\{\{2\theta \mid 0\} \mid \}$ と表される。ここで θ はコウダテのサイズである。一方、この白黒を反転した $\{\{0 \mid -2\theta\} \mid \}$ は、白からのサイズ θ のコウダテとなる。NTEとは、さまざまなサイズのこのようなコウダテのペアが多数存在する理想的な環境として定義される。NTEを用いると、「損得なしの見事な振り替わり」を実現するコウダテが常に選択可能となり、これにより、ダメツメ着手を行うたびにコウの価値が大きくなるヨセコウのような複雑なコウ局面を解析することができる。そして文献 13) には、「出入り x 目の n 手ヨセコウ」の 1 手あたりの大きさが $\frac{x}{Fib(n+4)}$ であるという画期的な結果が示されている^{★12}。

組合せゲーム理論は、スコアを持ち部分局面に分解できるような対象にうまく適用可能で、囲碁においては、ヨセの解析以外にも眼形の解析¹⁴⁾ や攻合いの解析¹⁵⁾ などが行われている。

■ おわりに

囲碁に関する研究はますます広がりを見せ、コンピュータ囲碁の実力は着実に向上している。コンピュータ囲碁が人間に伍するようになるまでにはまだ先の道のは長いが、AI 研究のテストベッドとしての役割をになっ て少しずつ着実に前進していくことが期待される。

参考文献

- 1) Remus, H.: Simulation of a Learning Machine for Playing Go, Information Processing, pp.192-194 (1962).
- 2) Zobrist, A. L.: A Model of Visual Organisation for the Game of Go, Proc. AFIPS Spring Joint Computer Conference, Vol.34, pp.103-112 (1969).
- 3) Wolf, T.: The Program GoTools and Its Computer-Generated Tsumego Database, Proc. of Game Programming Workshop '94, pp.84-96 (1994).
- 4) Enzenberger, M.: The Integration of Apriori Knowledge into a Go Playing Neural Network, <http://www.markus-enzenberger.de/neurogo.html> (1996).
- 5) Sutton, R. S.: Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences, Machine Learning, Vol.3, pp.9-44 (1988).
- 6) Cant, R., Churchill, J. and Al-Dabass, D.: Using Hard and Soft Artificial Intelligence Algorithms to Simulate Human Go Playing Techniques, International Journal of Simulation, 2(1), pp.31-49 (2001).
- 7) 小島琢矢, 植田一博, 長野三郎: 生態学アナロジーを用いた囲碁パターン知識の獲得, ゲームプログラミングワークショップ '96, Vol.96, pp.133-140 (1996).
- 8) 中村貞吾: 着手記号列の出現頻度に基づく囲碁からの定型手順獲得, 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.10, pp.3030-3039 (Oct. 2002).
- 9) Conway, J. H.: On Numbers and Games, Academic Press (1976).
- 10) Berlekamp, E., Conway, J. H. and Guy, R. K.: Winning Ways - for your Mathematical Plays -, Academic Press, New York (1982).
- 11) Berlekamp, E. and Wolfe, D.: Mathematical Go - Chilling Gets the Last Point -, A. K. Peters (1994).
- 12) Berlekamp, E.: The Economist's View of Combinatorial Games, Games of No Chance, Cambridge University Press, pp.365-405 (1996).
- 13) Spight, W. L.: Evaluating Kos in a Neutral Threat Environment: Preliminary Results, Proceedings of CG2002 (2002).
- 14) Landman, H. A.: Eyespace Values in Go, Games of No Chance, Cambridge University Press, pp.227-257 (1996).
- 15) 中村貞吾: 組合せゲーム理論を用いた囲碁の攻合いの解析, ゲーム情報学研究会, 2003-GI-9-5, pp.27-34 (2003).

(平成 15 年 6 月 5 日受付)



^{★12} ここで、 $Fib(n)$ はフィボナッチ数を表す。囲碁にはヨセコウの価値が小さいことを表す格言として、「三手ヨセコウ、コウにあらざ」という格言があるが、その価値を数量的に示したものは、筆者の知る限り、これまでの囲碁の専門書の中にも見当たらなかった。