

○吉井 達也<sup>1</sup>

## 1 概要

ここ数年、様々な数学の証明がコンピューターによってなされている。一方、今日ではゲームの世界においてもコンピューターが活躍している。例えば、チェスでは世界チャンピオンを倒すようなコンピュータープログラムによる人工知能 (AI) が存在し、将棋ではプロ棋士との対局の機会が用意され、今後の更なる開発が期待されている。本論文では、その中でもオセロゲームに着目し、二人零和有限確定完全情報ゲームの特徴を数理アルゴリズムの観点から考察する。

## 2 二人零和有限確定完全情報ゲーム

二人零和有限確定完全情報ゲームとは、二人で利得の和が零となり、互いの手の組み合わせが有限で不確定要素がない完全情報ゲームである。オセロやチェスなどはこの種のゲームとして該当する。

## 2.1 後手有利

上述のゲームの特徴として、互いに最善を尽くした場合に、必ず先手必勝、後手必勝、引き分けのどれかになるということが挙げられる。例えば、3目並べ (○×ゲーム) は引き分けであり、6×6 のオセロは 1994 年に Joel Feinsein によって後手必勝になることが証明されている [1]。本論文では、6×6 を拡大した場合、すなわち 8×8 のオセロについて述べる。

## 3 定石と評価関数と探索アルゴリズム

オセロゲームの場合、すべての手を網羅して先読みするようなプログラムが最強であるが、現実的には膨大な時間が必要となるので不可能である。実際には、定石、評価関数、および探索アルゴリズムを応用した AI が一般的に広く用いられている。次に、この定石と評価関数と探索アルゴリズムについて考察する。

## 3.1 定石

ゲームの序盤を有利に進めるためには定石が必要不可欠である。定石以外に手は基本的に悪手となる。多くの定石は「黒 2 石勝ち」のように、お互いが最善手を打った場合の最終的な結果が分かっている。よって、AI に定石を記憶させる際に、この最終的な結果の情報も入力する手法がある [2]。

## 3.2 評価関数

対局中にはどちらが優勢か判断するのに評価値というものがある。この評価値の与え方が勝敗に大きく影響する。その要素として、開放度、確定石、各マスの重み付けなどがある。開放度は置ける場所の数であり、確定石は今後裏表の変更がない石である。各マスの重み付けは 4 隅を正值にし、その隣を負値にするなどが基本である。本論文ではこれらの要素に関し、遺伝的アルゴリズムを用いて AI の強化についての考察を行う。

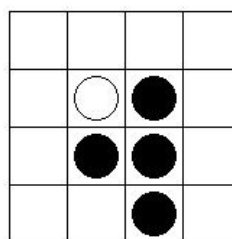


図1 開放度 3

100	-50	10	0
	-70	-5	-10
		-10	-5
			0

図2 重み付けの例 [2]

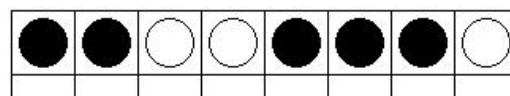


図3 確定石 (8つ全て確定石である)

## 3.3 探索アルゴリズム

前述の現在の局面における評価値の計算後に探索アルゴリズムを用いて次の局面での最善手を探索する。

このような探索には一般的に、Minimax 法が用いられる。オセロゲームの場合、互いの利得の和が 0 なので「自分の最善手は相手の最悪手」という前提が成り立つ。よって、互いに最善の手を打った場合を想定し探索を行うのに用いられる。なお、実際には Minimax 法の探索を高速化するために考案された  $\alpha$   $\beta$  法が用いられる [2]。

他にも探索のアルゴリズムがあるが大抵は  $\alpha$   $\beta$  法を工夫したものになる。その中に NegaScout 法がある [2]。NegaScout 法を説明する前に、この探索法で用いる「Null window search」について説明する。先に挙げた  $\alpha$   $\beta$  法は  $\alpha < x < \beta$  となる  $x$  を探す探索法である。Null window search は  $\beta = \alpha + 1$  とし、 $x$  の範囲を 0 にすることで探索を故意に失敗させるので、短時間で探索が終了する。NegaScout 法は Null window search を行い、評価値が  $\alpha$  を超えるかどうか調べる。評価値が  $\alpha$  以下ならばその探索をやめ、次のノードを探索する。評価値が  $\beta$  を以上ならば  $\beta$  カットを行う。NegaScout 法は、高速化するために浅い探索から評価値が高いと思われるものを選び、本格的な探索を始める。従って、深さ 3 以下の探索では  $\alpha$   $\beta$  法よりも遅くなることもある [2]。

<sup>1</sup> 日本理工・学部・数学

### 3.4 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (GA) は John Holland が提唱した手法で, Darwin の進化論をそのまま探索や最適解の求解に応用したものである[3]. GA の一つとして「交叉」が挙げられる[4]. オセロにおける交叉とは, 二つの親を元に遺伝子を子に遺伝させる手法で, 両親の遺伝子を組み合わせることでより正確な評価関数を目指すものとなる. 但し, 交叉のみでは始めに設定した二つの親の遺伝子 ( $n$  とする) の組み合わせの中で対局をし, その中で勝利した評価関数を親として試行を繰り返す. 交叉のみでは, 2 の  $n$  乗通りで勝利したものが残るということになる. 交叉のみでは試行の組み合わせが少ないので, 別の手法が必要となる. そこで交叉と一緒に用いられる「突然変異」という手法がある[4]. これにより, 一部の遺伝子が親と完全に異なる個体が用意できる. 図4では, 親ABの 2, 3 番目の遺伝子が入れ替わるように子ABに遺伝する状態を示している. また, 子Cは親Aの 1 番目の遺伝子が突然変異している.

親A	10	6	4	8	7
親B	6	9	5	3	1
子A	10	9	5	8	7
子B	6	6	4	3	1
子C	9	6	4	8	7

図4 交叉と突然変異

### 4 突然変異を用いたアルゴリズムの強化

上述の突然変異のみを用い, 親と突然変異の子を対局させて勝った方をまた親とする手法が編み出されている. 各マスの重み付けの組み合わせを, 突然変異を用いて変える手法である. オセロは盤面の対称性から図2のように必要な要素は10個である. 要素を遺伝子と1:1対応させる. 親と突然変異をした子を9つ用意し, リーグ制(勝てば勝ち点3, 負けは0, 引き分けは1)で最も勝ち点の高かった遺伝子を親にし, 試行を繰り返す. 1つの組み合わせでの対局は先手と後手を2回ずつ, 合計4局打つことになる[5]. 渡辺の報告[5]に依れば, 対局を約1万局行い, その結果, 強い遺伝子は残らなかった. その原因として挙げられるのは, 突然変異と言っても似た配列の遺伝子のため, その中で好成绩でも強い遺伝子になるわけではないということが報告されている[5].

### 5 交叉と突然変異による仮説

各マスの重み付けのみを交叉, 突然変異で実際のマスの価

値を近似するのは不可能であると考えられる. それは, 他の評価値, 開放度や確定石の有用性の度合いによってマスの価値が変わる可能性が高いからである. 探索アルゴリズムも探索の深さで強さが大きく変わる. 3手読みで好手と判断された手が7手読みでは, 悪手である可能性があり得る. しかし, 遺伝的アルゴリズムを用いる場合, 対局数が膨大になるため, 探索アルゴリズムの探索を深くすると時間が掛かる. [5]では3手読みで実験が行われていたので, 今後は読む手数を増やして試し, その結果について学術講演会当日に報告する予定である.

### 6 終わりに

本論文では, 遺伝的アルゴリズムを用いたオセロのアルゴリズムの強化法について述べた. 学術講演会当日では, 定石についての考察と, 評価関数および遺伝的アルゴリズムを用いて強化可能かどうかについて検討し, その結果について再度報告する予定である.

### 7 参考文献

- [1]<http://www.feinst.demon.co.uk/0thello/6x6sol.html>
- [2]Seal Software, リバーシのアルゴリズム, 工学社, 2003年, pp. 74-85 & 143-144.
- [3]平野廣美, 遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミング, パーソナルメディア, 2000年2月, pp. 191.
- [4]平野廣美, 続遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミング, パーソナルメディア, 2006年6月, pp. 73-75.
- [5]<http://apollon.issp.u-tokyo.ac.jp/~watanabe/>