

競合共進化アルゴリズムを用いた詰碁戦略獲得 Application Competitive Co-evolution Algorithm to Tsume-go Game

大島 真^{*1}
Makoto OSHIMA

山田 孝治^{*2}
Koji YAMADA

遠藤聡志^{*3}
Satoshi ENDO

^{*1} 琉球大学
Univ.of the Ryukyus

^{*2} 琉球大学
Univ.of the Ryukyus

^{*3} 琉球大学
Univ.of the Ryukyus

Tsume-go is life and death problem in Igo-game. It is considered the most difficult board-game for AI. In this paper, we introduce a competitive co-evolution algorithm with a direction of evolutionary processes to solve the problem of Tsume-go game. We achieve an effective evolution process by three following phases. The first phase is recoding the data which consist of the local situation of the go-board. The second phase is setting up the association between the go-board situation parameters and the variation of evaluated value, and mining a set of the parameters which have stronger connectivity to the uptrend of an evaluation value. The third phase is leaving preferentially the chromosomes equipped with the set of parameters strongly connected with an adaptation value. We apply the proposal method to the Tsume-go game in order to investigate its effectiveness. Furthermore, we analyze the process of the predictability method.

1. はじめに

本稿では、競合共進化アルゴリズムの特性に着目し、対象問題として詰碁問題を取り上げた。先手と後手、各々を競合主体とすることで、最良戦略解の獲得を目指す。また、戦略解の獲得の際に浮き上がる諸問題に対し、獲得戦略の推移を解析することによって、有効なアルゴリズムを提案する。

探索空間の広狭に応じて、最良戦略を導き出すために必要な探索の試行回数には変化が生じる。通常、遺伝アルゴリズムの探索試行は、交叉時、突然変異時において、その染色体の遺伝子座の組み合わせは確率に頼ったものである。そのため、探索空間が広くなるに従い、最適解までに辿り着く確率の低さや、局所解の頻出などの要因が強まってくる。それに伴い、平均探索回数の増加、また探索試行回数に生じるばらつきも大きくなっていく。異種間同士の相互作用を礎にする共進化アルゴリズムでは、両集団間の解の収束手順に、必要以上のばらつきが生じることで、競合共進化自体が順当な進化の手順を踏まなくなることも考え得る。つまり、一方の集団が、もう一方の集団の十分な進化を待たずして、更に強固に進化することで、共進化全体の過程が滞ってしまうことが懸念される。これは無作為な進化が、共進化において、最適解への過程を遅延させてしまう事を示唆する。この打開策として提案するものが、進化の方向性を推測する機能である。解の収束について、ある程度の推測をもつことで、その方向性を決定することができれば、広い探索空間で無駄な探索を避けることが可能となり、準じて最適解への収束時間の短縮になり、局所解を避けることにも繋がると考えられる。よって、解の収束の方向を推測し、進化の過程に利用することで、より適した共進化を行えると考えられる。

本稿では、競合共進化を進めていく過程で、その相互の評価値の変化と、そのときの場の状況とを照らし合わせ、評価値の変化スケールと、場の状況との関連性を導き出す。その後、それら

の関連性の高さから、関連性が一番高いものを、進化の指標として定め、以下、進化を進める際は、関連性が一番高い場の状況を生み出す手を考える。そうして、余分な解の探索を減らし、最適化までの収束を速めることが出来るアルゴリズムを説明する。

本稿ではまず、競合共進化アルゴリズムの問題点を述べ、解決手法として、適応値の変化と局所状態の関連性から導かれる、“進化の方向性を推測する機能を備えた競合共進化アルゴリズム”について説明する。さらに、適用例として競合結果が明白であるゲーム問題に着目し、碁を対象問題として取り上げた。従来の競合共進化アルゴリズムとの適応結果の比較により、進化の方向性の予測の有効性を示す。

2. 競合共進化アルゴリズムと、その問題点

生態系の競合共進化の計算モデルである競合共進化アルゴリズムは、個体の評価が集団間の競合結果として与えられる。そのため、fitness landscape が明示的に決定できない問題、例えば対戦相手に応じて戦略の評価が異なるゲーム等において有効解の獲得が可能であり[Nerome 1997]、競合集団が互いに進化を促進するという特徴を持つ[伊庭 1999]。その概念図を Fig.1 に示す。

しかし、遺伝的アルゴリズム特有の問題、探索空間の広がりに伴う探索時間の増大と局所解の増加が、両集団間の進化スピードのバランスを崩すことに繋がり、競合共進化の行き詰まりを引き起こす要因になってしまうことが懸念される。そこで、筆者らは、各集団の進化に指向性を与え、広域な探索空間であっても、収束時間を早め、局所解に陥ることを回避することを狙いとしました。

本稿では、解探索の指向性を獲得する手法である、進化の方向性を推測する機能を備えた競合共進化アルゴリズムについて以下で説明する。

^{*1} 琉球大学大学院 理工学研究科
E-mail:mako10@eva.ie.u-ryukyu.ac.jp

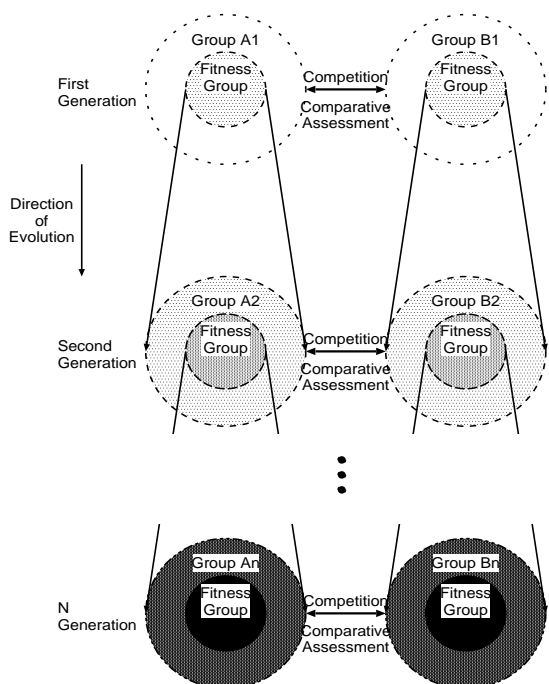


Fig. 1. 競合共進化の概念図

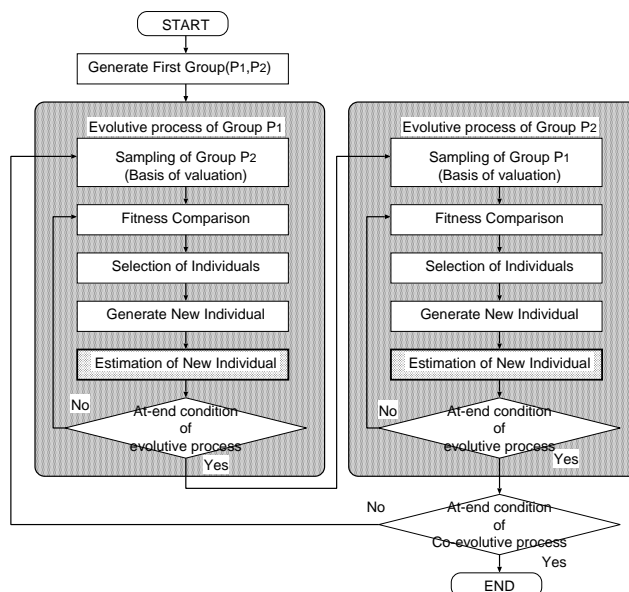


Fig. 2. 進化の方向性を推測する機能を備えた競合共進化アルゴリズム

3. 進化の方向性を推測する機能を備えた競合共進化アルゴリズム

ここでいう、進化に方向性を持たせる、ということは、無作為な確率による遺伝子座の交叉、突然変時に、ある個体選別のメソッドを加えて、最適解とは関連性が少ない探索空間や局所解に陥ることを避けるということである。また、その選別条件とは、進化それ自体の過程で導くことができる。以下に、このアルゴリズムの具体的な手順を説明する。

3.1 進化の方向性を生み出す、進化の指標

個体判別メソッドの機能となる判別条件と、その条件が存在する遺伝子座を、進化の指標と定義する。メソッドを従来の競合共進化のアルゴリズムの中に加え、指標の条件を満たさない個体を除外する作業を加えることで、筆者らが提案する、方向性のある遺伝アルゴリズムとする。(Fig.2 に示す。)

進化の指標の選出と、その適用までの手順

- GAの過程において、生成された染色体情報と、それが探索空間にもたらす適応度の変化量を対応させて記録する。
- 染色体情報と、それに対応する適応度の変化量をもとに、最も適応度の変化に関わりを持つ遺伝子座、またはその組み合わせを探り出し、進化の指標とする。
- 進化の指標に従い、後の進化過程に残すか、除外するかを判断をする。

4. 詰碁への適用実験

本節では、最適戦略の決定が難しい問題として詰碁を取り上げる。詰碁は、各局面の最善手によって最適戦略が構成される上、各局面における探索空間が広いと、最適戦略の獲得が難しい問題といえる。獲得解の推移を解析することによって有効な指向性探索について議論し、探索空間の広い問題に対する有効性の検証を目的とする。

4.1 詰碁

詰碁とは、碁盤と碁石を使って先手と後手が交互に自分の色の石を碁盤の上置いてく一人用パズルゲームである(通常、先手が黒石、後手が白石とされているので、本稿でもそれに従い統一する。)。詰碁の目的は、問題で与えられた状況によって二つに大別される。一つは黒石が生き残る「黒活」、一つは先手が後手を仕留める「白死」となる。今回、競合共進化の適用にあたっては、「白が死んだ」と、規定手数で結果が明示される理由から、いずれも後者のタイプの問題を対象とした。

4.2 詰碁問題に対するモデル設計

個体: 戦略を個体とする。

戦略: 手の系列を戦略とする。

集団: P1を先手戦略集団(黒石) P2の後手戦略集団(白石)とする。

個体のコーディング: 1戦略は、実行手の成り情報、駒の動作パターンの優先順位を1手とした手の系列(置石パターン総数81)により構成される。Fig.3 に戦略のコーディング例を示す。Fig.3において、第0~80遺伝子座は1手目における動作の優先順位を示しており、遺伝子は各優先順位における置石の位置を示している。

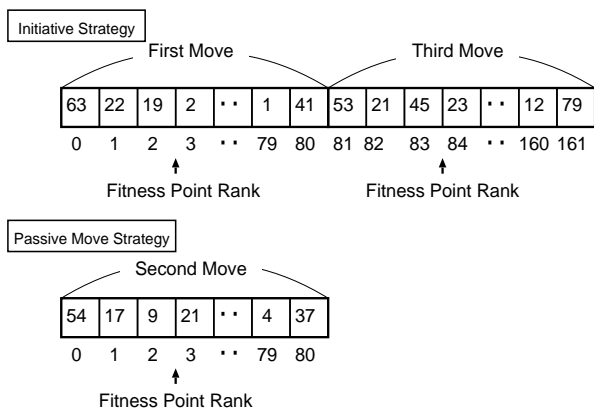


Fig. 3. 個体のコーディング

対戦時は、優先順位順に動作を選択する。先手(黒石)ならば、「白を囲む手」を実行手とし、後手(白石)ならば「黒石から逃げる手」を実行手と決定する。このコーディングにより、ゲームが常に実行可能となる。

4.3 提案手法の拡張

提案アルゴリズムを詰碁に適用するにあたり、適応度の変化量と、染色体の各遺伝子座の値(またはその組み合わせ)との関連性の高さを、最小二乗法を使って算出する。以下に拡張の内容を示す。

(1) 最小二乗法による、関連性の判断

- 染色体: 適応度の変化量と関連性を求める染色体は、各実行手において、置石の地点を中心としたときの、上下左右の空間の状態を配列としたものである。(Fig.4 に示す。)

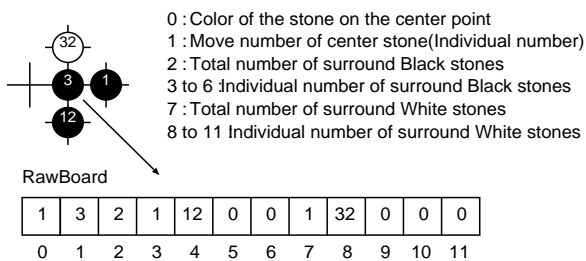


Fig. 4. 個体の選別の際に用いる染色体

- 適応度との関連性: 各遺伝子座の値(またはその組み合わせた値)と、適応度の変化量との関係を、最小二乗法により、線形グラフとして求める。グラフより求められる値と、実際の値との誤差の平均値を算出する。グラフとの誤差が少ない遺伝子座を、染色体選別の指標とする。また、ここで、指標となる遺伝子座の持つ数値の高さを D と表すことにする。

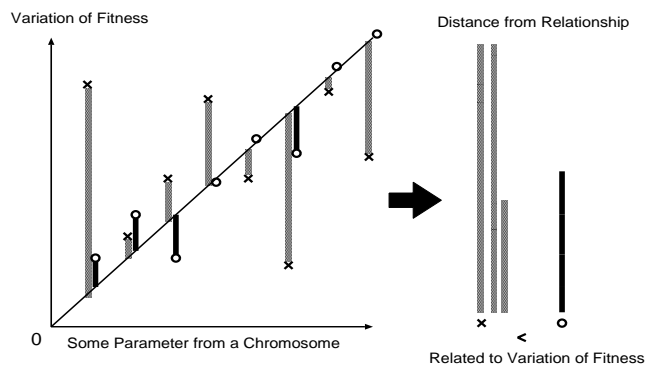


Fig. 5. 線形グラフとの差

(2) 適応度

アルゴリズムの拡張に伴い、最小二乗法により求めた、染色体選別の指標となる遺伝子座の数値 D を用いた適応度を設定する必要がある。その適応度を以下に示す。

1 対戦における後手戦略の適応度 Fi を以下に示す。

$$F_i = \{(\text{白石自由度}) - (\text{黒石自由度}) + (\text{コロニー平均サイズ}) + (\text{主コロニー自由度}) + (\text{主コロニー石数})\} \times D$$

先手戦略の適応度 Fp を以下に示す。

$$F_p = -F_i$$

但し、本稿において、自由度とは、石を囲む上下左右の地点の空きスペースのことであり、また、主コロニーとは、取られた時点で白の負けが確定する石の集まりのことと定義する。

4.4 GA オペレータ

GAオペレータは、個体コーディングに応じたオペレータを採用する。

- 一点交差: 一手毎の遺伝子を交叉させる。
- 突然変異: 位置順以内の1遺伝子をランダムに選び、同手内の他の遺伝子と交換する。

4.5 問題設定

詰碁問題の中から、3 手詰め問題を採用する。本実験で用いる問題を Fig.6 に示す。この場合、主コロニーとなるのは、4D と 5D の二つの白石である。

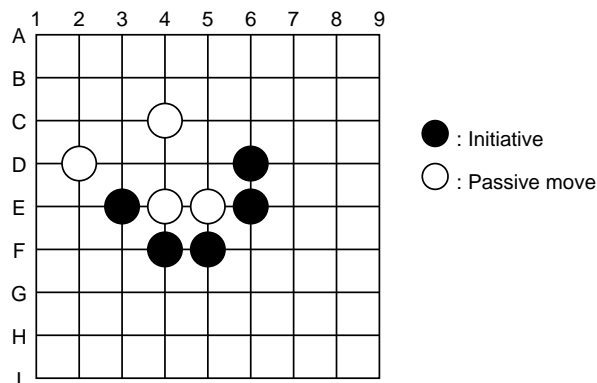


Fig. 6. 三手詰め問題例

Figにおいて、正解手順は以下の通りである。

正解手順: ●4D○5D●5C

また、競合共進化アルゴリズムの適用実験におけるパラメータを Table1 に示す。

Table 1.

一集団個体数	16
サンプリング数	10
交叉率	0.2
突然変異率	0.2
GA オペレータの最大適用回数	10×T

但しTは競合世代数

4.6 実験結果と考察

実験を通して得られたグラフをもとに、競合共進化によって最適解が得られるまでのプロセスを説明する。また、従来手法と、提案手法の差を論じる。

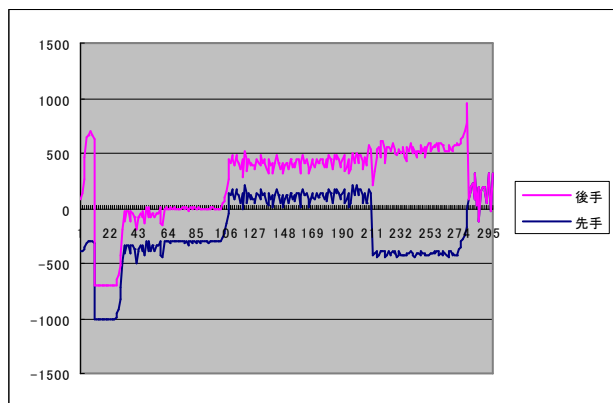


Fig. 7. 適応度の推移を示したグラフ

- ・ 後手 10 手目付近で、4D を獲得し、適応値を伸ばす。逆に正解手を取られた先手は適応値を下げる。
 - ・ 先手 30 手目付近で、4D を獲得する。適応値を上げる。逆に後手は適応値を下げる。
 - ・ 先手 110 手目付近で、3 手目が 5D を獲得、適応値を上げる。
 - ・ 後手 220 手目付近で、5D を獲得する。逆に先手は適応値を下げる。
 - ・ 先手 290 手目付近で、5C を獲得する。
- 以上で詰碁の完成となる。

(1) 適応度の差と、平均試行回数の推移

以下に適応度と試行回数との関連性を示す例として、三パターンの遺伝子座(またはその組み合わせ)に注目した場合と、その各データを表す。距離とは、最小二乗法により導き出したグラフと、実際に取る適応度との差の合計である。また、尺度として評価できるよう、距離の値の偏差を求めた。

	距離	距離偏差値	平均試行回数
従来手法	—	—	341.1
遺伝子座 1	16.2	57.4	341.0
遺伝子座 2、7	7.7	49.4	197.5
遺伝子座 7	1.9	43.4	139.2

適応度変化と関連性が強い遺伝子を持つ染色体を残すことで、最適解への収束が速まっている。

(2) 分布と分散

従来手法と、提案手法によって行われた最適解探索に必要な試行回数の分布を Fig.8 に示した。

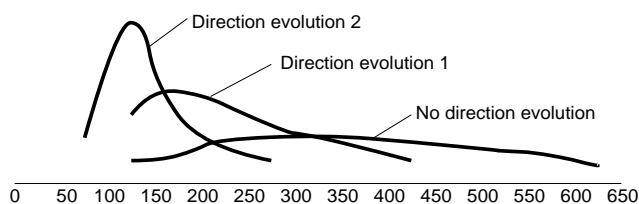


Fig. 8. 試行回数の分布グラフ

提案手法によって最適解を求めた場合、その作業にかかる試行回数の分散値が、従来手法と比べて減少していることがわかる。

5. おわりに

本稿では、筆者らの提案手法”進化の方向性を推測する機能を備えた競合共進化アルゴリズム”について述べた。提案手法は、(1) 評価値の変化スケールと、その場の局所的な情報との関連性を導き出す。さらにそれをもとにして、(2) 関連性の低い場の状況を排除し、より迅速な最適解への解の収束を促している。

本稿では、本アルゴリズムを詰碁へ適用し、従来手法との比較により解の収束の方向推測の導入による提案手法の有効性を示した。以上のことから、最適解が広範囲の解空間での問題に対して、本アルゴリズムが有効に機能することを確認した。

参考文献

- [伊庭 1999] 伊庭 齊志: 進化論的計算の方法, 東京大学出版, 1999年.
- [Hillis 1991] W.D. Hillis: Co-evolution parasites improve simulated evolution as an optimization procedure, *Artificial Life II*, Addison Wesley, pp.313-323(1991).
- [Nerome 1997] M. Nerome, K. Yamada, S. Endo and H. Miyagi: Competitive Co-evolution Model on the Acquisition of Game Strategy, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer, pp224-231(1997).
- [Futuyma 1983] Futuyma, D.J. And D. Jablonski: *Co evolution*, Sinauer (1983).
- [河田 1989] 河田 雅圭: 進化論の見方, 紀伊国屋書店, 1989年.
- [根路銘 2001] 根路銘 もえ子, 遠藤聡志, 山田 孝治, 宮城隼夫: 解のパッケージ化法を導入した競合共進化アルゴリズムの提案, *電気学会論文誌*, vol.121-C, No.3, 2001.