

## 島モデルと実数値GAを用いたパラメータ自動調整アルゴリズム

蒲生 拓也<sup>†</sup>後藤 典<sup>†</sup>能登 正人<sup>†</sup>神奈川県工学部電子情報フロンティア学科<sup>‡</sup>

## 1 はじめに

近年、プロセッサの処理速度の向上やコンピュータの並列化、新しいアルゴリズムの登場により、将棋のAIは、プロ棋士と互角に戦えるまで進化した [1]。特に、完全情報ゲームでは、相手の手を完全に把握できるため、終盤での詰めはコンピュータが有利である。また、複数のアルゴリズムによる合議、アルゴリズムが自身のパラメータを変化させるなど様々な方法が使われている。しかし、完全情報ゲームの序盤から中盤や不完全情報ゲームでの手の読み合いにはまだ課題が残っている。

本研究では、状況や問題の変化に対して柔軟に対応することを目的とした、環境適応度による島間の交叉と実数値遺伝的アルゴリズム（実数値GA）を用いたパラメータの自動調整アルゴリズムを提案する。

## 2 従来手法

## 2.1 パラメータ自動調整

アルゴリズムの複雑化に伴ってパラメータの数が多くなり、人の手による調整が困難となっている。そこで、アルゴリズムが自身のパラメータを調整するアルゴリズムが登場し注目を集めている [1]。アルゴリズム製作者の力量を超えるAIに進化する可能性やその場の状況に適したパラメータへ柔軟に対応できる利点がある。

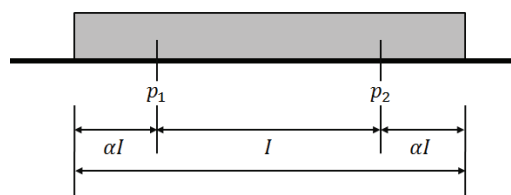
## 2.2 GA

GA (Genetic Algorithm) は、生物の進化を模倣した進化的アルゴリズムの一つである。変数のデータを0と1のビット遺伝子で表現した「個体」を複数用意し、目的に応じて求めた適応度の値から個体を選択して交叉（組み換え）、突然変異などの操作を繰り返しながら解を探索する。評価する関数の情報が無い場合でも適応でき、応用の範囲が広い利点がある。

2.3 BLX- $\alpha$ 

実数値ベクトルを遺伝子型として扱うGAを実数値GA (Real-coded Genetic Algorithm) という [2]。実数値GAの交叉法としてBLX- $\alpha$ がよく知られており、突然変異などの補助的手段を用いないで比較的良好な解を得ることができる。図1にBLX- $\alpha$ の交叉方法を示す。BLX- $\alpha$ は親個体の各変数 $p_1, p_2$ の距離 $l$ を $\alpha$ 倍

拡張した領域で、一様乱数を用いて、子個体を生成する方法である。BLX- $\alpha$ は悪スケール性の影響を受けにくく、親個体間の距離が狭まると探索効率が向上する。しかし、変数依存性の強い関数には対処できない。

図1: BLX- $\alpha$ の子個体の生成範囲

## 3 提案手法

パラメータを最適化する上でまず必要となるのは、スケールや評価の異なる変数を同時に探索できる能力である。提案手法では、変数のスケールを一定にするために、各変数のスケールに応じた倍率と0から1までの実数値遺伝子の2つに分け、実数値遺伝子を変化させることで最適化を行う。これにより、表面的な変数のスケールを合わせることでスケールの違いによる探索能力の悪化を抑えている。また、交叉方法には悪スケール関数に対して強いBLX- $\alpha$ を使用し、 $\alpha$ の値を各変数の倍率によって調整することで、パラメータの持つスケールの変化にも対応している。

次に、パラメータの評価には時間がかかる場合が多いため、評価の回数と個体数を減らしても探索能力を維持しなければならない。提案手法の世代交代モデルでは、最良個体とその他の個体を親個体とし、生成した子個体を最良解以外の個体とすべて入れ替えている。最良個体を中心とした個体選択を用いることで探索速度を向上させることが目的である。しかし、最良個体付近に収束しやすく、多様性が失われやすい欠点がある。

そこで、提案手法では、数島の島に分けて探索を行う島モデルを用いている。数十世代に1回、各島の最良個体を選出し、適応度に応じてエリート保存、適応度の順位に応じた割合で遺伝子の交叉をさせるルーレット交叉、突然変異を行う。選出した個体は元の島に戻し、再び各島ごとに探索を続ける。島間でGA操作を行うことで、島間の移住や多数決合議法と異なり、適応度の低い島の個体の遺伝子も取り入れることができ、多様性を維持する。これにより、最良個体を中心とした世代交代モデルの欠点である初期収束を防ぎ、局所解を回避する。また、エリート保存により解の悪化を抑えられる特徴がある。島モデルを用いているため、島単位での並列処理によって探索速度を向上させることも可能である。図2に提案手法のフローチャートを示す。

## Automatic Adjustment Algorithm of Parameters Using Island Models and Real-coded Genetic Algorithm

<sup>†</sup>Takuya Gamo, Tsukasa Goto and Masato Noto<sup>‡</sup>Department of Electronics and Informatics Frontiers, Kanagawa University

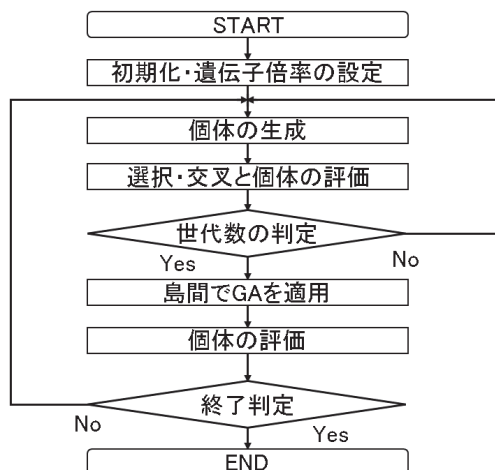


図 2: 提案手法のフローチャート

#### 4 シミュレーション実験および結果

評価関数を用いて様々な性質を持つ変数に対する探索能力を評価する。個体数は5つの島にそれぞれ10個体ずつ、計50個体で探索を行う。次元数は20, 40, 80次元で、世代数は、50世代に1回島間のGA操作を行うまでを1セットとし、それを300セット繰り返す。使用した評価関数を表1に示す。

表 1: 評価関数

関数名	性質	領域
Sphere	単峰性	$-5.120 \leq x \leq 5.120$
Rastrigin	多峰性	$-5.120 \leq x \leq 5.120$
Rosenbrock	変数依存性	$-2.048 \leq x \leq 2.048$
k-tablet	悪スケール性	$-5.120 \leq x \leq 5.120$

20次元での各評価関数の評価を図3に示す。突然変異させる島の変異率は10%である。次に、島間でのGA操作による個体の局所解脱出の能力を確かめるために、島の変異率を1, 5, 10, 50%と変えたときの20次元のRastrigin関数の探索成功率を図4に示す。ここで、探索成功は評価値が $10^{-7}$ に達したセット数とする。

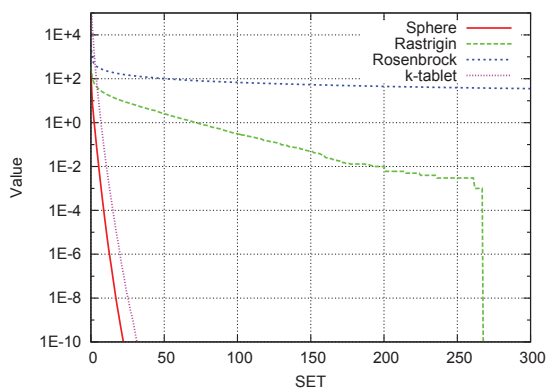


図 3: 20次元の各評価関数の探索結果

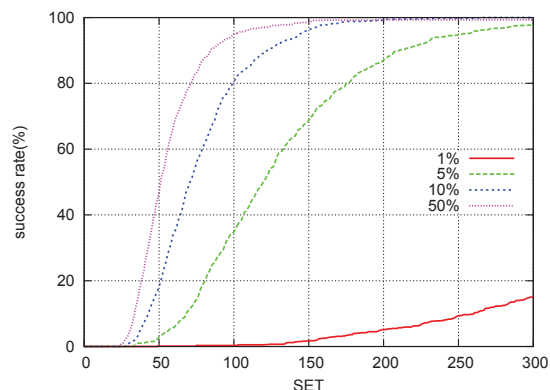


図 4: 20次元のRastrigin関数の探索成功率

#### 5 考察

図3より、Sphere関数とk-tablet関数では早い段階で収束し、探索能力も高かった。BLX- $\alpha$ を用いているため、悪スケール性の関数に対しても高い評価を得られたと考えられる。しかし、BLX- $\alpha$ は変数間の依存関係を考慮していないため、変数依存性のあるRosenbrock関数はランダムサーチと同等の探索能力であった。

多峰性のRastrigin関数では、十分な探索結果を得られるまでの世代数にばらつきがある。提案手法では、探索速度を早めるためにBLX- $\alpha$ の世代交代モデルに最良個体を中心とした親個体の選択をしているため、多様性が失われやすく、ほとんど局所解を脱出する能力がないことが原因だと考えられる。多峰性関数に対しては、図4より、島間でのGA操作の突然変異率を上げることで探索成功までの世代数が減少していることがわかる。しかし、変異率を高くしていくと、探索能力が落ちてしまうため、適切な値に設定する必要がある。今回は、図3の実験で突然変異させる島の変異率を10%に設定したが、島の数が5つあるので、全体から見た変異率は一般的なGAの突然変異率と同じ2%程度である。

#### 6 おわりに

本研究では、パラメータの自動調整を目的とした島モデルと実数値GAを提案し、その有効性を確認した。今後の課題は、多くの実際の探索アルゴリズムのパラメータを調整し、探索能力が向上するか検証することである。探索部分では、 $\alpha$ の値や世代交代モデル、探索方法の違いによって探索の性能が大きく変化する。島間でのGA操作では、交叉率や突然変異の方法によっても探索速度と探索成功率が変化するので、さらに調整と検証をする必要がある。

#### 参考文献

- [1] 瀧澤武信, 小谷善行: コンピュータ将棋, 人工知能学会誌, Vol. 24, No. 3, pp. 335-340 (2009).
- [2] 小林重信: 実数値GAのフロンティア, 人工知能学会誌, Vol. 24, No. 1, pp. 147-162 (2009).