

*遺伝的アルゴリズムにおける探索戦略に関する研究

5 E - 5

騙し関数に対する付加 GA によるアプローチ

†坂無 英徳, †嘉数 侑昇
‡北海道大学

1. はじめに

一般に探索手法の性能は、その戦略によって決まる。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) は自然界の進化機構を模倣した探索手法 [Holl75] であり、最も強力なもの1つである。しかし万能の探索手法というわけではなく、騙し関数 (deceptive function) などの GA-Hard Problem の存在が知られており [Gold89], GA の探索戦略はまだ不十分である。そのためにいくつかの拡張 GA [Gold91] [Das91] が提案されているが、ここでは従来の単純 GA に新たな GA を付加する手法 [KAKAZU92] を試みる。

2. 提案手法

本報告で提案する手法の全体構成は図1に示す。POP1は単純GAで、付加GAはPOP2である。POP2はスキーマによる集団で、POP1の探索戦略を制御するために用いられる。ストリングが探索空間の点を示すのに対し、スキーマは領域を示す。本手法はPOP2により有望な探索領域を探索し、その結果に基づいてPOP1を導き、より適応的な探索を実現する事を目的とする。以下では図1に基づき、スキーマの利用法、POP2の評価方法、POP2によるPOP1の制御方法について順に述べていく。

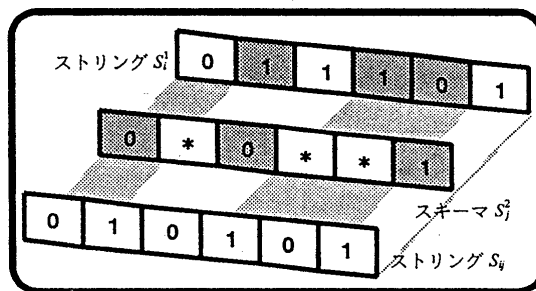


図2: スキーマの作用

となる。ここで F は目的関数、 S_1^i は POP1 のストリング、 S_{ij} は S_j^i が S_1^i に重ね合わされて出来たストリングである。この値を用いて評価値を求めるとき、次の3通りの計算方法を考慮する。すなわち、

- a) $Q(S_j^i) = a_j,$
 - b) $Q(S_j^i) = -a_j,$
 - c) $Q(S_j^i) = |a_j|.$
- (2)

ここでは上記3つの計算方法を用いた2通りのPOP2の評価方法を試みる。

1. c) のみによって評価を行う。
2. a) と b) を使い分ける。具体的には POP2 の各ストリングに1ビット付加し、このビットが0ならば a), 1ならば b) で評価する。

更にスキーマの遺伝子型による評価、つまりワイルドカード*の数を考慮した評価方法も考えられるが、ここでは取り扱わない事とする。

POP2で探索した領域へとPOP1を導く方法はいくつか考えられるが、ここではスキーマを用いて新たにストリング S_{NEW} を生成し、これとPOP1のストリングを一定確率 IR で置換する方法を用いる。 S_{NEW} の生成法は以下の2通りとする。

- A. POP1のストリングを任意に1つ選択し、これをPOP2の $max_k G(S_k^i)$ なるスキーマ S_k^i と重ね合わせ、これを S_{NEW} とする。
- B. 各世代において最も高い評価値 $max_{ij} F(S_{ij})$ を記録したストリング S_{ij} を S_{NEW} とする。

以後の計算機実験において、 S_{NEW} との置換対象となるPOP1のストリングは、A) では S_{NEW} 生成に用いたストリング、B) では $min_i F(S_1^i)$ なるストリング S_1^i とした。

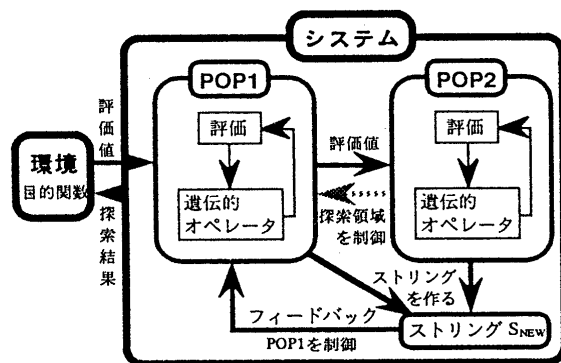


図1: 提案手法の全体構成

目的関数で定義されるのは探索点の評価値だけであるため、領域の評価を行うために領域内のいくつかのサンプル点の評価値を用いる。サンプル点は図2のように、POP1の各ストリングをスキーマと重ね合わせることで発生させる。

POP2の各スキーマは、POP1の全ストリングに重ね合わせた時の評価値の変化を元に評価される。スキーマ S_j^i による変化量 a_j は

$$a_j = \sum_i (F(S_{ij}) - F(S_1^i)), \quad (1)$$

*A Study on Search Strategy in Genetic Algorithm: An Approach for Deceptive Function by Additional GA

†Hidenori SAKANASHI

†Yukinori KAKAZU

‡Hokkaido University

3. 計算機実験

提案手法の有効性を確認するため、組み合わせ最適化問題の代表例としてナップサック問題を用いて、最適化を行う。この問題は V_i

W_i, W を与えられたものとし, X_i をストリングの i 番目の遺伝子座の値として, 次のように定式化される.

$$\begin{aligned} \text{maximize} & : \sum_i V_i X_i, \\ \text{subject to} & : \sum_i W_i X_i \leq W, \end{aligned} \quad (3)$$

where $X_i \in \{0, 1\}$.

なお実験で用いたパラメータは表1の通りである.

| | Simple GA | Proposed Model | |
|-----------------|-----------|----------------|------|
| | | POP1 | POP2 |
| Population Size | 900 | 30 | 30 |
| Crossover Rate | 0.6 | 0.6 | 0.6 |
| Mutation Rate | 0.03 | 0.03 | 0.01 |
| Trial | 1000 | 1000 | 10 |

表 1: 計算機実験のパラメータ

図3に単純GAと提案手法による探索結果を示す. 横軸が世代数, 縦軸がその世代における集団内での最良値を表す. この図より, 提案手法の方がより広く, 優れた探索を行っている事が推測できる. またグラフが激しく上下しているのは最良値を示したストリングを交叉・突然変異などの遺伝的オペレータから保護するという操作を行っていないためである.

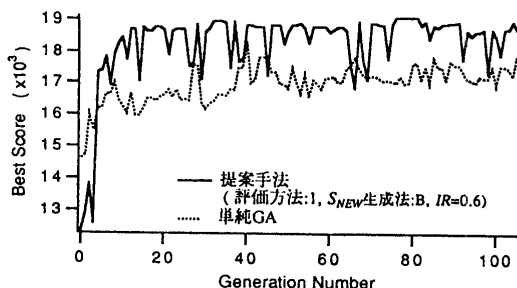


図 3: 単純GAと提案手法の比較

図4では評価方法による影響を見る. 方法2では各スキーマにそれぞれがどの様に評価されるべきかを探索させたのだが, より自由度の高いと考えられる評価関数 c だけによる方法1とほぼ同等の結果が得られた. 多重の目的関数を持つ問題への適用において効果が期待できると思われる.

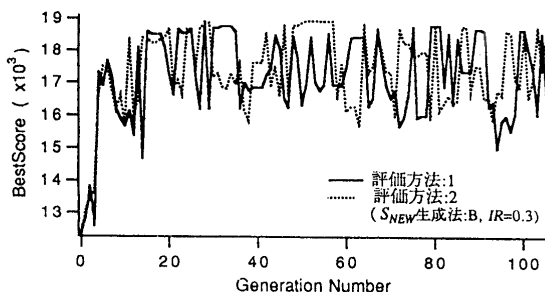


図 4: 提案手法における評価方法による影響

更に S_{NEW} 生成法による影響を見るために図5を示すが, 方法A)よりもB)の方がよい結果を残している. これは探索空間の形状が複雑であり, A)で生成されたストリングの評価値は必ずしも高くないため, POP1の淘汰において生き残る事が出来ず, 置換による効果が薄れたためと推察される.

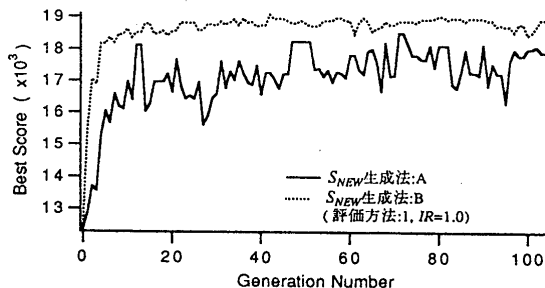


図 5: 提案手法における S_{NEW} 生成法による影響

図3,4,5を見ていくと, IR の値が大きくなるに従って最良値の変動が小さくなっていく. 結果として探索の領域は狭まってきていると見なせるが, 騙し関数等の問題に対応するためには, 局所解に陥る事を避ける事を目的とした適切な IR を適応的に求める機構が必要であろう.

また結果を図としては示さないが, 次に示す騙し関数の最適化も行った.

$$F_1(X) = \begin{cases} \frac{8l}{Z} \times (Z - C(X)) & (C(X) \leq Z), \\ \frac{10l}{Z} \times (C(X) - Z) & (\text{その他}), \end{cases} \quad (4)$$

ここで X は入カストリングで l はストリング長 ($l = 50$), Z は定数 ($Z = \frac{3}{4} \times l$), $C(X)$ は X 中の1の数である. 実験結果としてこの場合単純GAは局所解に収束し, 提案手法は最適解を発見している事がわかった.

4. おわりに

騙し関数などのGA-Hard Problemに対するGAの不十分な探索戦略を制御するために, 従来の単純GAに新たなGAを付加する手法を提案し, 計算機実験によりその有効性を示した.

参考文献

[Holl75] Holland, J. II.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, p. 183, The University of Michigan Press (1975).
 [Gold89] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, p. 412, Addison-Wesley (1989).
 [Gold91] Goldberg, D. E., Deb, K. and Korb, B.: Don't Worry, Be Messy, *ICGA '91*, pp.24-30 (1991).
 [Das91] Rajarshi, D. and Whitley, D.: The Only Challenging Problems are Deceptive: Global Search by Solving Order-1 Hyperplanes, *ICGA '91*, pp.166-173 (1991).
 [KAKAZU92] Yukinori KAKAZU, Hiidenori SAKANASHI and Keiji SUZUKI: Adaptive Search Strategy for Genetic Algorithms with Additional Genetic Algorithms, *PPSN'92* (1992).