複数のオペレータを用いた自己調整遺伝的アルゴリズム（MSGA）

3AG－10

佐々木 健　徐 欽志　藤川 英司　山田 新一
武蔵工業大学

1 はじめに

従来の単純遺伝的アルゴリズム (SGA) は自然界に見られる生物の進化を模倣したものであり，遺伝子の交差と，その後ごく小さな割合で起こる突然変異を進化の基本としている．しかし，近年の研究によると，「個体の選択と突然変異」のみによるものも，最適解の探索の際には山登り的な挙動をし，交叉なしでも十分に機能することがわかってきている．

本稿では，最適解探索に遺伝的アルゴリズムを用いる場合，数種の遺伝的オペレータが場合に応じてそれぞれの長所を保持するよう調整しながら探索を行うような手法を提示し，SGA の改善をはかる．

2 SGA の探索手順及び問題点

以下に SGA の挙動とその問題点を示す．

(1)交叉が，初期世代の後必ず実行される

初期世代において両親は良い遺伝子を持っているかどうかはわからない．

(2) 突然変異が，交叉の後非常に小さな確率で起こる

SGA の一連のプロセスは自然の進化を模倣することで構成されている為，突然変異の効果は最小限にとどめられている．

(3) 適合度に関して

通常，適合度は，染色体を形作る遺伝子組全てにおける評価である．より良い子孫を残すため交叉が起こされ，染色体の良い部分が集められるが，これは，場合によっては有効ではないと考えられる．たとえば，ファジイルールの最適化などに使用するときなど，個別の遺伝子が相互関係を持ちうる場合である．

これらの原因で，SGA は状況によっては局所解に陥ったり，非効率的なものとなる．

3 MSGA

局所解に陥りにくくかつ効率的な GA を目指し，「突然変異を主な進化の手段とし，交叉は，個体が局所解に陥らない為のシフトツールとする」，マルチオペレータセルフチューニング GA (MSGA)を提案する．

MSGA は 4 種類のオペレータによって構成される．一点交叉 (CR)，一点変異 (MU)，一点複写 (CO)，一点変換(EX)である．このうち，MU，CO，EX は突然変異オペレータの一種と考える．つまり，MSGA は単純な交叉のみによるものと，突然変異のグループという，二種類のオペレータ (群)を持つことになる．これら 2 グループは定めた停止条件に達するまで探索ジョブを繰り返す．

図 1 に MSGA のコンセプトを示す．探索はランダムに設定された数点 A から開始される．それらは突然変異を繰り返すことで準最適値 B に向かって登る．交叉オペレーションが起きると，それらは C 点まで移動し，そして再び突然変異オペレータの働きで D まで登る．C の位置の遺伝子は B の良いものから構成されているので，得られる適合値の平均は一般に A よりも良いはずである．

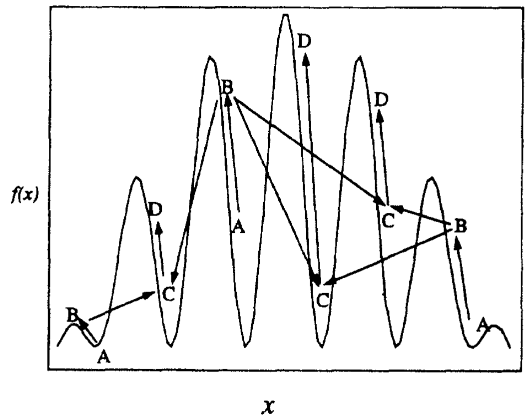

図 1　MSGA のコンセプト

突然変異側のグループに属する 3 種類のオペレータはいずれも山登り的な探索をするが，それぞれ解への接近する際の

A Multi-operator Self-tuning Genetic Algorithm
Takeshi Sasaki, Chin-chih Hsu, Hideji Fujikawa, Shin-ichi Yamada
Musashi Institute of Technology
1-28-1, Tamazutsumi, Setagaya-ku, 158, Tokyo, JAPAN

効果的な個体群サイズは異なる．そこで個体群サイズを逐次調整する．

4 MSGA の実装とファジィ推論の適用

MSGA のフローチャートを図 2 に示す．突然変異ループと交叉ループは択一的に実行される．

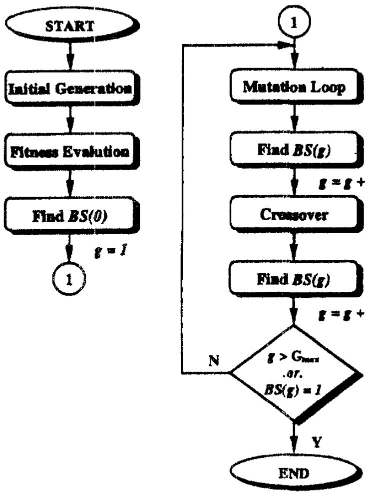

図 2　MSGA のフローチャート

オペレータに対し適切な個体群サイズを提供するためには，ファジィ推論を用いる．初期状態から現在の世代に至る間におのおののオペレータが獲得してきた貢献度を累積的に加算(AC)しておき，現在の突然変異サイクルのみで獲得した貢献度(CC)と共に，ファジィ推論の入力として使用する．

ファジィ推論部は，以下に示すルールによって個体群サイズ Ps を調整する．

$$\text{Rule } (i \times j): \text{ If } AC \text{ is } A_i \text{ and } CC \text{ is } B_j \text{ Then } RP \text{ is } C_{i,j} \quad for\ i = 1 \ldots 3,\ j = 1 \ldots 3 \tag{1}$$

$$\omega_k(i,j) = \min\left(\mu_{A_i}(AC(k)), \mu_{B_j}(CC(k))\right) \tag{2}$$

$$P_s(k) = \mathrm{P}_0 + \frac{RP(k)}{\sum_{k=1}^{t} RP(k)} \times \mathrm{P}_t \tag{3}$$

なお，RP(k)=0 の場合は以下に設定する．

$$P_s(k) = \mathrm{P}_0 + \frac{\mathrm{P}_t}{3} \tag{4}$$

このように，全体の個体群サイズを一定に保ちつつ配分率を適切に変更する．

5 シミュレーション結果

あるファジィ同定システム(FIS)を用いたプラントの最適値探索に GA を用いた結果を以下に示す．MSGA，及びその個体群サイズの調整がないものを MGA とし，SGA を含めた 3 者で実験，比較した．

表 1　GA の探索で得られた適合値

SEED	SGA	MGA	MSGA
3773	0.710720	0.801130	0.834682
1379	0.726467	0.788397	0.847213
2515	0.742718	0.790692	0.834085
8328	0.773061	0.826695	0.840635
8111	0.748501	0.793662	0.845276
7275	0.73413	0.805907	0.831355
6318	0.798807	0.799320	0.829795
375	0.791269	0.821045	0.834799
7672	0.722214	0.821045	0.834799
9812	0.688240	0.844070	0.843217
平均値	0.743613	0.808359	0.839174
最大値	0.798807	0.84407	0.850678
最小値	0.688240	0.788397	0.829795

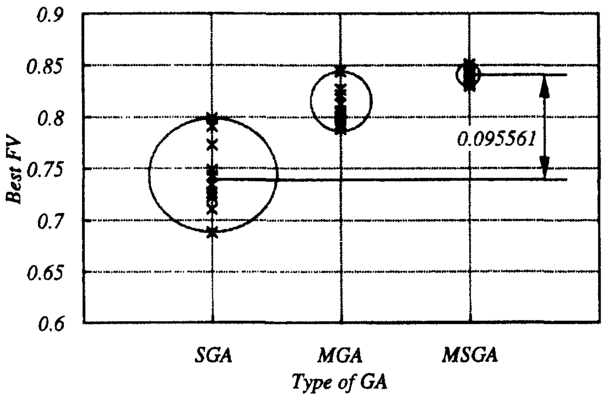

図 3　得られた適合値とその分散

表 1 より，10 回の試行いずれの場合も MSGA が最良の解を得ているのがわかる．また，MSGA で得られる適合値の分散半径は他者と比較して小さい（図 3）．これは，GA において乱数で設定される「種」に対し，得られる適合値が依存しにくいという MSGA の長所を表しているといえる．

6 おわりに

MSGA を用いることで，大域的最適解により近い解を，少ない試行回数で得られることがわかった．また，MGA と比較しても良好な結果を得たことで，GA における「オペレータに提供する個体群サイズを適宜変化させる」という手段の有効性が確認できた．