

組み合わせ最適化問題における  
 遺伝的アルゴリズムの適用可能性\*

6N-1

大山剛 小椋博之 山口高平†  
 静岡大学‡

1 はじめに

本稿では、組合せ最適化問題の一種であるナップザック問題を題材とし、遺伝的アルゴリズム(以下GA)に付随する戦略の組合せについて、その有効性を実験的に考察する。

2 遺伝的アルゴリズム(GA)

GAは文字列(個体)の集合である母集団に対して遺伝的操作を加えることによって、母集団中の個体を最適化するアルゴリズムであるが、そのプロセスに関連して、さまざまな戦略が付随する。本稿では重量が1~30、金額が1~30の荷物100個のナップザック問題にGAを適用し、2.1~2.5に述べるGA付随戦略の組合せ法について考察する。コーディングは図1のようにそれぞれの荷物が選択されていれば1、そうでなければ0となるようにし、選択した荷物の合計金額をその個体の評価値として使用し、総重量が1400を越える個体の評価値は0とした。

0	1	2	...	n	...	97	98	99
1	0	1	...	0	...	1	0	0

第nビット 0 → 荷物nを選択しない  
 1 → 荷物nを選択  
 重さの上限: 1400

図1: ナップザック問題に対するコーディング

2.1 最大評価値個体保存戦略

単純GA(SGA)ではメイトングプール中の個体すべてについて交叉、突然変移を行なうため、評価値が高い個体も破壊されてしまう可能性がある。そこで、母集団中の最大の評価値を持つ個体を無条件に次世代に残し、母集団の最大評価値を下げないようにする戦略が最大評価値個体保存戦略である。

2.2 エリート戦略

エリート戦略は再生する個体の選択の際、最大の評価値を持つ個体は必ず1回は選択されるようにするというものである。これにより確率的な変動による評価値の変動が減少することが期待できる。

2.3 スケーリング

GAではルーレット選択によって再生する個体を選択するが、その際に評価値に比例した値を使うのでは

なく、評価値の高い個体を選択しやすくするために、評価値に何らかの計算をすることによってルーレットを作る方法がスケーリングである。本稿で取り上げたスケーリングは次の2種類である。

2.3.1 切断スケーリング

切断スケーリングは、母集団の平均評価値を  $f_{ave}$ 、標準偏差を  $\sigma$ 、個体  $x$  の評価値を  $f(x)$  とすると、

$$f(x) \geq f_{ave} - \sigma$$

を満たす個体のみを再生するものである。

2.3.2 累乗スケーリング

評価値を累乗し、その値によって再生を行なうものが累乗スケーリングである。

2.4 多点交叉

通常のGAでは交叉点(crossover site)を1点のみで行なうが、交叉点を複数設定することによって、より探索空間を広げようとするものである。

2.5 連続世代構造

1世代前の母集団を保存しておき、その母集団と現在の母集団を合わせて、その中から再生する個体を選択することにより、連続世代構造にすることができる。

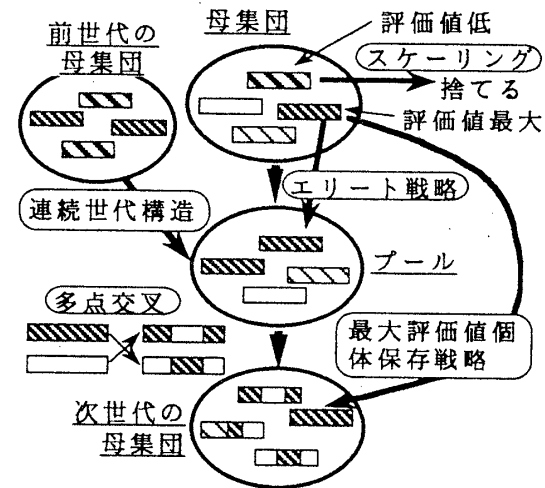


図2: GAに付随する戦略

\*The Applicability of Genetic Algorithms in Combinatory Problems

†Takeshi Ohyama, Hiroyuki Ogura, Takahira Yamaguchi

‡Shizuoka University

3 GA付随戦略の実験結果

本節では、前節の各戦略を導入した実験からそれらの効果を考察すると共に、それらの有効な組合せ法について検討する。

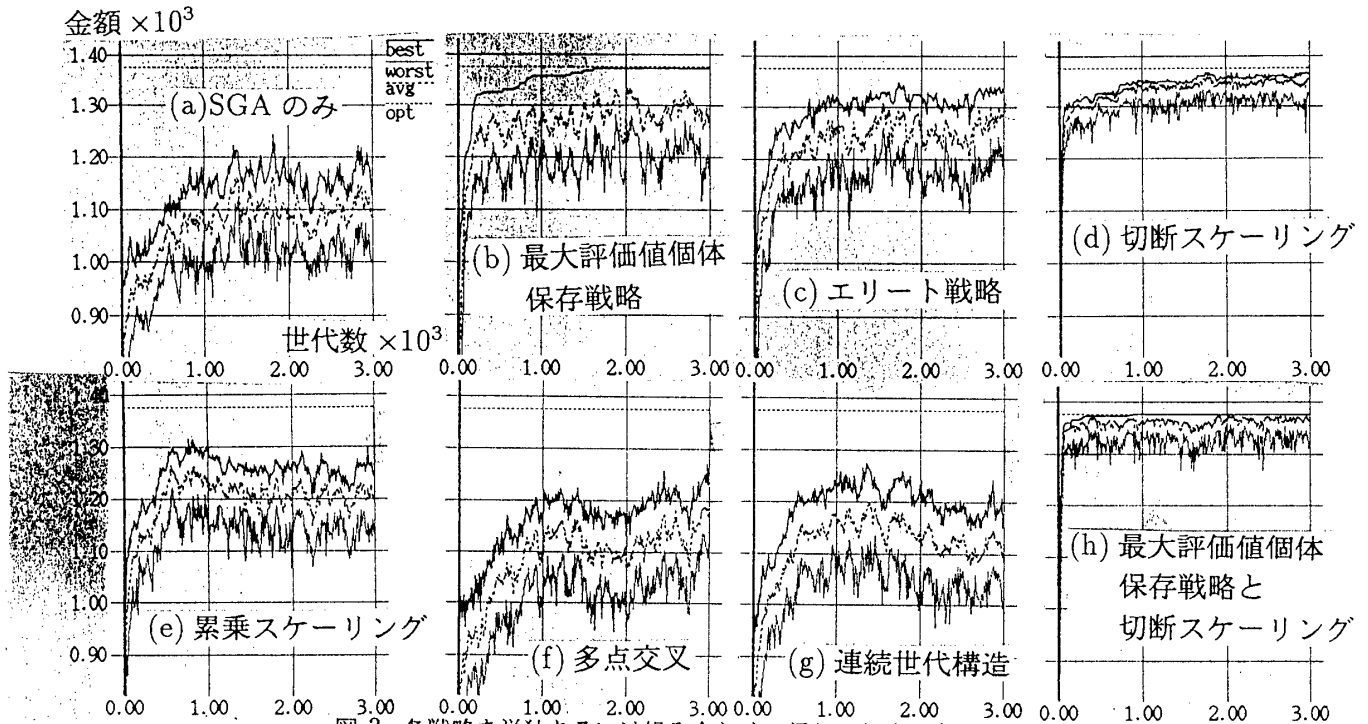


図3: 各戦略を単独あるいは組み合わせて行なった時の実験結果

図3(a): 戦略を全く導入しないSGAの実験結果である。本問題では最適値は1375となるが、SGAだけでは最適値に近付くことが困難であることがわかる。

図3(b): 最大評価値個体保存戦略は確実に最大評価値を最適解に導くにも関わらず、遺伝的多様性を損なうことがないため、局所解に陥ることが少なくなるので、GAの利点である遠方探索の機構を損なうことなく確実に性能をあげているといえる。

図3(c): エリート戦略は良い個体に対しても遺伝子操作を行なうため、最大評価値が安定せず、最大評価値個体保存戦略ほどの評価値の向上はない。

図3(d): 切断スケールリングは母集団の平均評価値がかなり向上し、評価値の低下が抑えられ、その反面、遺伝的多様性が失われやすく、GAの特徴を殺してしまうことにもなるので、適切なしきい値の設定が必要となる。

図3(e): 累乗スケールリングは、切断スケールリングほどの性能の向上は見られないが、遺伝的多様性は失われにくい。これは、切断スケールリングが評価値の小さい個体を切り捨てるのに対し、累乗スケールリングでは(わずかではあるが)再生される可能性を残しているためだと考えられる。

図3(f): 多点交叉は直接には性能の向上にはつながりにくい、遺伝的多様性は非常に優れており、遠方探索を行なう働きがあるといえる。この戦略は単独では評価できないと考えられる。

図3(g): 連続世代構造は、目立った性能の向上は見られないが、再生の対象となる個体が倍になるため、母集団を大きくしたような効果が出て遺伝的多様性が大きくなる。

突然変異率は高過ぎると、良い個体が新しく生成されてもそれが破壊されやすくなり、必然的に最大評価値の向上が悪くなる。逆に低過ぎると、良い個体が生成されにくく、同様に最大評価値の向上が悪くなる。つまり問題に依存する適正な確率が必要となる。本問題では、0.01%、0.1%、1%の3通りについて調べ

たが、0.1%に設定したとき最良の性能が得られた。

各戦略を組み合わせて96通りの実験(スケールリングについては、行なわない、切断スケールリング、累乗スケールリングのいずれか)を行なった結果、最も効果のある組み合わせは最大評価値個体保存戦略と切断スケールリングであった。図3(h)に最大評価値個体保存戦略と切断スケールリングを行い、3000世代まで探索を続けたときの変化の様子を示す。これを見るとかなり早い世代で最適解を見つけていることがわかる。この性能は、どちらかの戦略を単独で行なったときよりも良いものである。また、この2つの戦略に他の戦略を付加しても顕著な変化は見られなかった。

以上の結果から、最大評価値個体保存戦略と切断スケールリングという比較的近傍探索に近いと思われる戦略を導入した時に非常に良い結果が出たことがわかる。SGAの交叉と突然変異は確率的な遺伝子操作であり、近傍探索という面では弱過ぎると考えられるので、これらの2つの戦略はこの点を補っているといえる。

#### 4 おわりに

本稿では組み合わせ最適化問題の1つとしてナップザック問題を取り上げ、実際にSGAにさまざまな戦略を取り入れて実験を行なった結果、最大評価値個体保存戦略と切断スケールリングをSGAに付随することができることが判った。また、ナップザック問題は基本的な組み合わせ最適化問題なので、他の組み合わせ最適化問題においても本稿の考察が適用可能であると考えることができるが、他のより複雑な問題における適用可能性を検討することが今後の課題である。

#### 参考文献

- [1] D.E.Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] 渡辺健之介, 和田佳子: “山登り飛び虫の進化と免疫システム論について”, 数理科学, No.353, pp 12-23, 1992.