

島モデル型遺伝的アルゴリズムの性能検証

PERFORMANCE EVALUATION OF PARALLEL DISTRIBUTED ISLAND-GENETIC ALGORITHM

江本久雄*・中村秀明**・宮本文穂***

Hisao EMOTO, Hideaki NAKAMURA and Ayaho MIYAMOTO

*修士(工学) 山口大学大学院 理工学研究科博士後期課程 (〒755-8611 宇部市常盤台 2-16-1)

**博士(工学) 山口大学助教授 工学部知能情報システム工学科

***工博 山口大学教授 工学部知能情報システム工学科

Recently, examination of design plan based on a numerical analysis has been becoming generally, while the design method is switching over to a performance design. Since the combination of design parameters is becoming huge number, a Genetic Algorithm (GA) is occasionally used in order to examine optimal design parameters. However, even if the GA is used, it takes a lot of calculation time depending on problems. And aslso, different solutions are obtained whenever the system is executed.

This paper discusses the application of Island-GA which is a kind of distribution GA to design problem in order to solve these problems.

Key Words: Island genetic algorithm, Multi-optimum design, parallel computing

1. はじめに

設計法が性能照査型に移行する中、数値解析による設計案の検討が一般的になりつつある。最適な設計パラメータを数値解析で検討する際には、組合せ数が問題の規模により指数関数的に増大するため、実用的な最適解が実用時間内に得られない場合が多い。特に、工学分野における最適設計問題などでは、設計パラメータが多数あるため、その組合せ数は膨大となることが予想される。近年、このような組合せ最適化問題などの解法として遺伝的アルゴリズム^{1),2)} (GA)が盛んに用いられている。GAでは、複数の探索点が相互協力的に解を探索していくため、比較的短時間で準最適解を得ることが可能であり、各個体の遺伝子情報と適応度のみがわかれれば解の探索を行うことができることから、目的関数が微分不可能な評価関数である問題にも適用でき、GAを用いた設計支援システム^{3),4),5)}など、多くのGAを適用した研究がなされている。

しかし、GAでは解の探索が不十分な時点で、集団の多様性が喪失する現象がしばしば生じる。この現象は、一般に初期収束と呼ばれ、探索の初期段階で他の解に比べ優れた解が生成された場合、その解が集団中に多数残り、同一の遺伝子型の個体との間で交叉が行われやすくな

なり、解集団の多様性が急速に失われる現象である。この問題を解決するため、集団の多様性維持を目的とした手法がいくつか提案されている^{6),7),8),9)}。また、GAは確率的に遺伝的操作を行っているため、システムから得られる準最適解が毎回異なる場合がある。さらに、GAパラメータの設定は、GAを用いる上で重要なものの適切な設定値に関しては明らかにされてない。

一方、工学分野における通常の最適設計問題では、環境条件や製作や施工の手間など、目的関数の中に含めることのできない要因が多数存在する。このような場合に、異なる特徴をもった複数の最適設計案が提示されれば、設計者は、その案をもとに設計を行うことが可能となる。このような問題に対しては、概ね1つの準最適解しか得られないGAでは不十分であると考えられる。

本研究は、これらの問題を解決するため分散GAの一種である島モデル型GA (Islandad GA) についての性能評価を行った。島モデル型GAの使用により初期収束問題を回避することができ、将来的には並列計算による計算の高速化が可能になるものと思われる。また、島モデル型GAでは、島ごとに独自の進化を遂げることから、設計上必要となる複数の準最適解の探索にも有効と思われる。

2. 島モデル型GA

(1) 概説

島モデル型 GA¹⁰⁾は、GA の並列化モデルの一つであり、図-1 にその概念を示すように母集団を複数のサブ集団に分割して GA を実行するものである。この島モデルには複数の起源があり、その代表的な起源の一つは、棲み分けと分化の概念を基に考案されている。棲み分けと分化の概念とは、離島や山村など地理的な孤立した環境においては、それぞれの環境特性に応じて独自の進化を遂げるというものである。具体的には、個体のサブ集団は、同一の評価関数をそれぞれ独自に最大化(最小化)するように進化するということである。もう一つの代表的な起源は、異域特化と平衡安定の二つの原理に基づいて考案されている。異域特化とは、共通の先祖を持っていても地理的に隔絶されると、環境の違いから独自の進化を歩むということであり、平衡安定とは、一度安定な環境に落ち着くと、それを持続させるような力が働くというものである。具体的には、この二つの原理から、個々のサブ集団は平衡安定に達するまで世代交代を繰り返し、安定したら環境を変化させるためにサブ集団の一部を近傍のサブ集団と入れ換える。

このように島モデルは、いくつかのサブ集団を競い合わせることによって、全ての個体が一つの母集団を形成するよりも、より効率的に解の探索ができるという仮説の元に成り立っている。この性質により一般的なGAの欠点である初期収束問題をある程度克服し、大域的な探索が可能となる。

(2) 島モデル型GAの処理手順

島モデル型GAの処理手順を図-2に示す。島モデル型GAでは、GAの初期個体である母集団を複数のサブ集団(島、island)に分割し、各サブ集団で独立にGAを行う。各サブ集団では、個体数が十分でないために早い段階で初期収束を起こし、良い最適解が得られない。そこで島モデル型GAでは、サブ集団間に近接構造が定義され、定期的に最良個体を移動する。この処理を移住と呼ぶ。また、移住の効果により単一母集団GAより良い解が得られることが報告されている¹¹⁾。また、遺伝的操作手順は、通常のGAと同じで、選択手法はルーレット戦略とエリート保存戦略を併用している。移住操作では、移住を行う世代の間隔を移住間隔で表し、サブ集団内の個体数に対する移住個体の割合を移住率で制御する。図-2に示す処理手順の中で、島モデル型GAに特有な点は、手順3「サブ集団の分割」と手順5「移住」の操作である。手順3のサブ集団に分割する操作は、初期個体群をあらかじめ設定したサブ集団に分割する。手順5の移住は定期的もしくは不定期的に他のサブ集団の中から、最良と思われる個体を移住形態によって選ばれる移住先に移住させる。

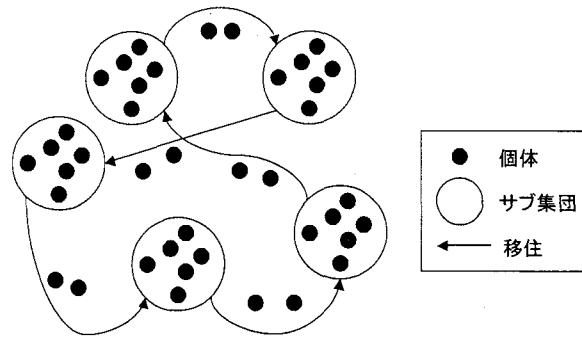


図-1 島モデルにおける移住の様子

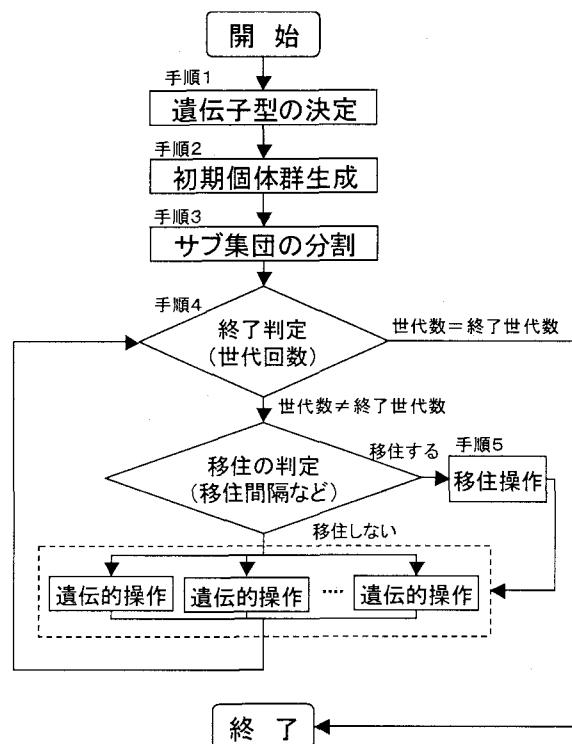


図-2 島モデルの処理手順

(3) 島モデル型GAの形態

島モデル型GAは、移住方法、接続方法、同質性接続構造によりそれぞれ分類できる^{12),13)}。

移住の時期については、同期、非同期に分類できる。同期は全てのサブ集団が同期して個体を交換する。例えば、設定した世代間隔で個体の移住を行う。非同期はサブ集団ごとにある指標に基づいた間隔で個体を移住させる。接続方法については、固定接続と動的接続に分類できる。固定接続は、サブ集団間の接続先は不变である。動的接続は、接続先が動的に変化する。同質性については、同様なパラメータ、異質なパラメータからなるサブ集団に分類できる。前者を同質性、後者を異質性と呼ぶ。ここで云うパラメータとは、例えば、集団サイズ、交叉確率、目的関数、コーディングなどである。特に、異質性はGAパラメータの設定が困難な問題で有効であると思われる。

(4) 島モデル型GAに用いる近接構造

島モデル型GAでは数世代おきに、他のサブ集団から優秀な個体の導入を行う。ここで、問題となるのが、どのサブ集団と個体を移住するかということである、つまり近接構造の決定である。一般的な近接構造としては、ライン/リング型、2次元格子型、全結合型などがある¹⁴⁾。ここでは、計算機（プロセッサ）を表すノードがサブ集団と対応する。また、リンクとは、各ノードを接続するネットワーク網を表す。

本研究では、汎用ネットワークを用いたPCクラスター¹⁵⁾による並列化を将来的には考えているので、プロセッサ間の通信量を極力抑えたい。ここで、全結合型について考えてみると、全結合型の各ノードは他の全てのノードに対してリンクを持っている。そのため、リンク数は、ノード数が n の場合、全体で $n(n-1)/2$ 本のリンクがある。ノード数が4つ程度である場合は、構築可能であるが、ノード数が多くなるとリンク数も多くなり経済的にも工学的にも非現実的となる。島モデル型GAは、移住の毎にプロセッサ間の通信が発生する。そのため、全結合型の近接構造では、ノード数に応じて移住が発生し、この通信時間の累積により多くの時間を消費する。そこで、通信時間をできるだけ短縮するためリング型の近接構造を採用した。

(5) 多様度を用いた移住形態の提案

一般的な移住形態としては、同期型の移住形態が多い。同期型の移住形態では、サブ集団の探索の状態が進んでいても、いなくても機械的にサブ集団間で個体の交換を行ってしまう。本来、移住はある集団の個体がある目的で他の集団に移動するものであり、それが起こる時期は不定期である。そこで、本研究ではサブ集団の探索の状態によって移住を行う方法を新たに提案する。ここで、問題となるのが、何を基準に移住を行うかである。サブ集団を評価する指標としては、サブ集団の適応度の平均値、最大適応度、多様度などがある。ここで、島モデル型GAの原点に返ると、ある種が移住を行う理由の一つとしては、ある集団中に同じ個体が増えすぎたことが挙げられる。このことから、本研究ではサブ集団における個体の多様性を評価する尺度である多様度を基準にして移住を行う。多様度が高ければ、集団に異なる個体が多く存在することを意味し、低ければ集団中に同じ個体が多く存在することを意味する。本研究では、この移住形態を多様度型と呼ぶ。

多様度を用いた移住の処理手順を図-3に示す。この方法は、サブ集団ごとに多様度を計算し、あるサブ集団の多様度が設定した閾値以下になると、多様度が閾値より大きいサブ集団の中からランダムにサブ集団を選び、移住率に基づいて適応度の高い個体を移住する形態である。この移住形態では、あるサブ集団に初期収束が発生した場合でも他の多様性を維持しているサブ集団との間

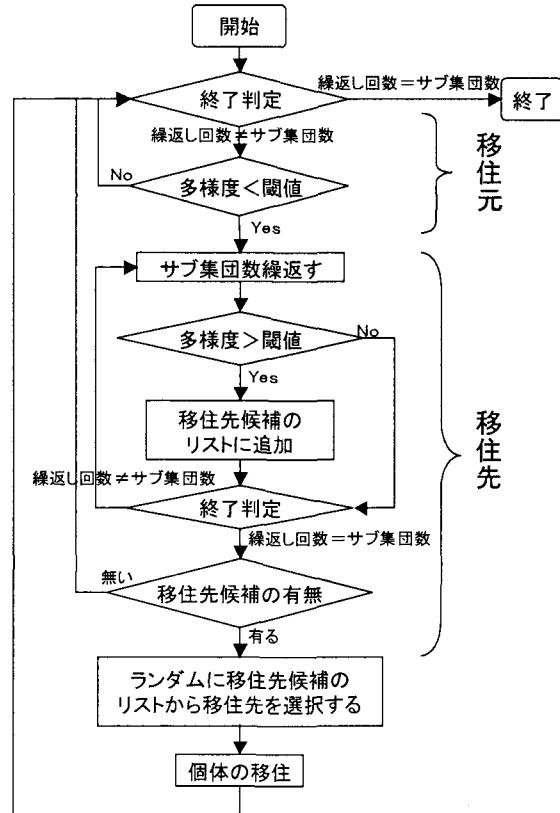


図-3 多様度を用いた移住の処理手順

で移住を行うことにより多様性を維持することができる。また、進化の進んだ後半の世代では多様度が全てのサブ集団において設定した閾値より低くなり個体が移住できなくなるため、母集団を収束させることができない。このような効果により、初期収束の問題を回避するとともに、多様度を適度に維持したままでサブ集団を収束させることができる。

3. 島モデル型GAの性能評価

SGAと島モデル型GAとを比較することで、島モデル型GAの特徴を示すとともに設計支援問題における有効性を示す。

また、設計支援問題では、設計者の意図や制約条件を満たす複数の実行可能解が得られた方が好ましい場合もあるため、ここでは、この点に関しても検討を行う。

(1) ベンチマーク

まず始めに簡単なベンチマークテストで島モデル型GAの有効性を探る。ベンチマークとしては、設計問題の特徴を持つつ、単純な問題が良いと思われる。そこで本研究では、ナップザック問題を用いて島モデル型GAの特徴と有効性を明らかにする。

いま、荷物が全部で N 個あるとして、順に 1 から N までの番号が付けられているものとする。荷物はそれぞ

れの重量と価値を持っており、荷物 i の重量および価値をそれぞれ a_i および c_i とし、また袋の許容重量を b とする。このとき、決定変数 x_i は、荷物 i を袋に入れるとき $x_i=1$ 、入れないとき $x_i=0$ で表わすものとする。この時ナップザック問題は式(1)のような線形計画問題として定式化される。本研究では、荷物数は 30 とし、許容重量は 120kg とする。表-1 に、本研究で用いた荷物の重さと価値を示す。また、このときの最適解の例を表-2 に示す。

$$\text{objective} \quad \sum_{i=1}^N c_i x_i \rightarrow \text{MAX} \quad (1a)$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{i=1}^N a_i x_i \leq b \quad (1b)$$

$$x_i \in \{0,1\} \quad (i = 1, \dots, N) \quad (1c)$$

(2) GA パラメータの設定

本研究で用いた GA パラメータは表-3 に示すとおりである。SGA1 の個体数は、島モデル型 GA の個体数 × サブ集団数とした。また、島モデル型 GA の移住形態としては、比較的に良い最適解を導き出すといわれているランダムリング型¹⁶⁾と提案する多様度型の形態と考えておらず、これらの 2 形態について検証を行う。ここで、非同期の移住である多様度型の閾値と個体を移住する際の移住率については、検証を行ない決定する。また、遺伝的操作での最適な GA パラメータは、問題によって異なるため、十分な検証が必要である。しかしながら、遺伝的操作の各 GA パラメータは、設計問題の特徴や個体数と突然変異率の関係など多くの要因が複雑に影響し合うため、決定することは容易ではない。そこで、本研究で用いる各 GA パラメータは設計問題の特徴を考慮し、工学的判断で試行錯誤的に最適と思われる遺伝的操作を選択した。

(3) 結果と考察

a) 解探索の効率

それぞれの GA において最適解が得られているかを確認するために、図-4 に最適解が求まったサブ集団の割合を示した。SGA1 に関しては、20 試行で確認した結果約 50 世代までには、確実に最適解が求まることがわかった。これより、最適解の精度に関しては、個体数を増やすことによって精度を向上することができる。しかし、実際の設計問題においては、計算コストの大きな解析を行うことが多いことと複数の実行可能解を求めることがあるから、最適設計にはあまり向かない。また、図-4 からどの GA においても最適解が得られていることが分かる。しかし、手法により最適解が全て得られているタイプと準最適解と思われる他の解が得られているタ

表-1 ナップザック問題の例

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
重さ	9	7	8	2	10	7	7	8	5	4
価値	20	28	2	28	15	28	21	7	28	12
i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
重さ	7	5	7	5	9	9	9	8	8	2
価値	21	4	31	28	24	36	33	2	25	21
i	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
重さ	7	7	9	8	4	7	3	9	7	7
価値	35	14	36	25	12	14	40	36	2	28

表-2 準最適解一例

最適解	531	531	531	531	530	528
重量	120	120	119	119	120	118
最適解	527	526	524	523	522	521
重量	119	120	119	120	119	118

表-3 GA パラメータ一覧

	SGA1	SGA2	島モデル型 GA
世代数			100
個体数	640	20	20
遺伝子長			30
交叉率			1.0 ^{*1}
突然変異率			0.02 ^{*1}
淘汰圧			25%
選択法	ルーレット選択 (エリート戦略)		
交叉法	2 点交叉		
サブ集団数			32
移住間隔			5
移住率			0.5

*1 異質性モデルでは、島ごとに交叉率が 1.0, 0.9, 0.8, 0.6, 0.5 と突然変異率が 0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.06 を組合せたパラメータを用いる。

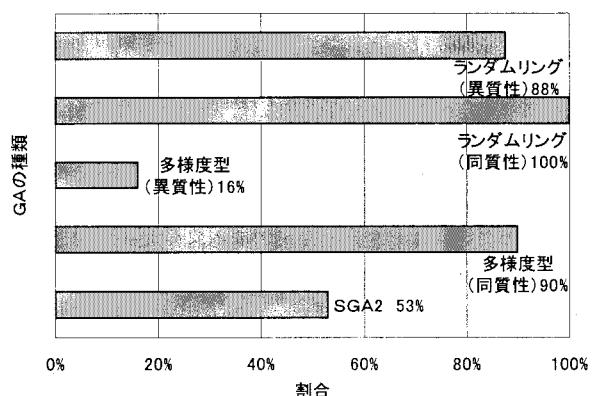


図-4 最適解 (531) の求まったサブ集団の割合
(SGAは計算回数中の割合)

イブに分けられる。SGA2 では、シミュレーションを実行するごとに異なる最適解が得られており解が安定していない。これを克服したい場合は、図-4 からランダムリング型（同質性、異質性）や多様度型（同質性）の島モデル型 GA を用いると精度良く安定した解を探索でき

ることが分かる。しかし、本研究では、複数の多様な実行可能解の探索を研究目的の一つとしており、この目的に適した GA 手法としては、複数回単独に実行する SGA2 と多様度型（異質性）の島モデル型 GA であることが分かる。これらは最適解を見つつつ、その他の準最適解も見つけている。

b) サブ集団の多様性

以上より複数の実行可能解が求められる可能性のある手法としては、複数回単独に実行する SGA2 と多様度型（異質性）の島モデル型 GA であることが分かった。そこで、本当に複数の多様な実行可能解が求まっているかどうかを検証するために、得られた最適解の分布を図-5 に示す。図-5 はサブ集団ごとに得られた適応度をプロットしたもので、SGA2 に関しては各々の計算ごとに得られた適応度を示している。図-5 から SGA2 と多様度型（異質性）の島モデル型 GA は、求められた解の範囲が明らかに異なる。

多様度型（異質性）の島モデル型 GA の方が SGA2 よりも多様であることが分かる。ここで、世代ごとの多様度の推移について検討する。なお、SGA2 は 32 回繰返した平均の多様度である。図-6 から多様度型（異質性）の島モデル型 GA は、0.6 あたりを推移しているのに対し、SGA2 は 0.3 あたりを推移している。これは、多様度型（異質性）の島モデル型 GA は、移住の効果により多様度を高く維持しており、解の探索領域が広く、SGA2 は、世代が進むにつれて一つの解に収束しようとしているためと思われる。また SGA2 は、唯一の最適解を求める目的としているが、本研究では図-4 より約 50% の確率でしか最適解を得ることができない。

c) 多様度型の閾値と移住率

ここでは、多様度型での移住が起るタイミングを決定する閾値と個体の移住する割合を表す移住率の関係について、得られた最適解の割合に基づいて検討を行う。さらに、サブ集団ごとの性質によって探索空間が異なることから、同質性と異質性について検証を行う。図-7 に、移住率が 0.1 から 0.5 まで 0.1 刻みで変化するときの最適解の割合を示す。なお、突然変異率は、同質性が 0.02 で、異質性が 0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.06 を組合せた値である。

図-7 から閾値が高いものほど最適解の割合が高い。この理由としては、サブ集団の多様度が高い時すなわち、収束が進む前に移住が多く発生するため、サブ集団としての進化が進まず、全部のサブ集団が一つの集団のように進化したものと考えられる。さらに、移住率が高い場合は、多くの個体が移住するため、最適解の割合が多くなる傾向がある。

また、異質性の方が同質性よりも最適解の割合が低い。これは、異質性では、サブ集団ごとに独自に進化するためと思われる。

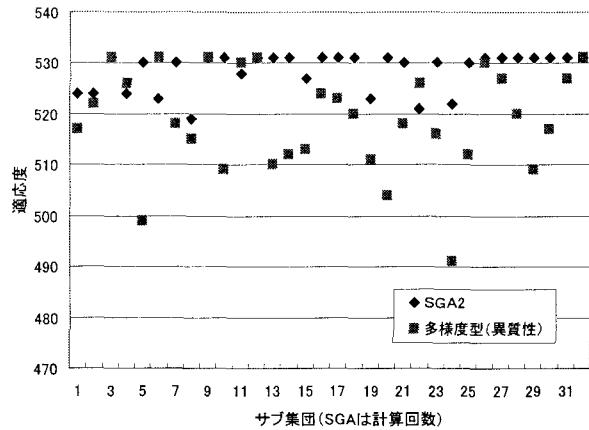


図-5 サブ集団ごとの最大適応度の分布
(SGA は計算ごとの最大適応度の分布)

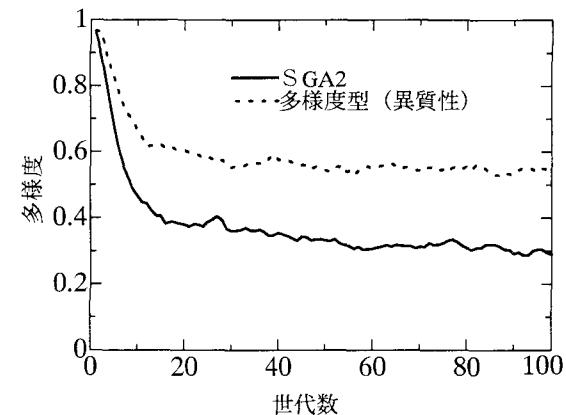


図-6 多様度の平均の推移

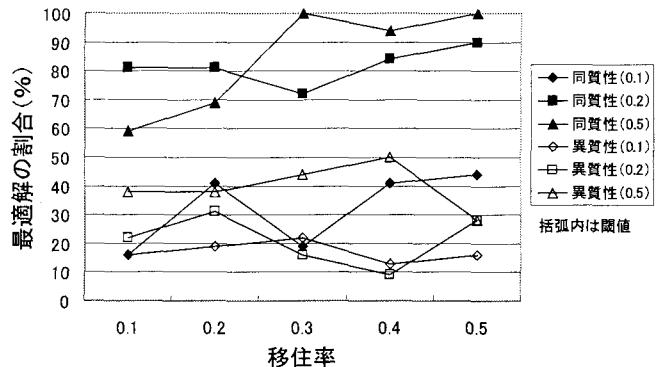


図-7 閾値と移住率による最適解の割合の推移

d) 適応度について

上述のように複数の多様な実行可能解が多様度型（異質性）の島モデル型 GA で探索可能であることが分かった。ここでは、適応度の推移について考察を行なう。図-8 に適応度の推移を示す。なお、プロットしている値は、サブ集団の平均適応度を示し、SGA2 では 32 回繰返した平均を示している。どちらも同様なカーブを描いていることから、最適解を得るまでの探索過程はほぼ同様であることが分かる。また、多様度型（異質性）の島モデル型 GA は複数の多様な解を導き出しているので、適応度の推移が SGA2 より少し低い値となっている。

以上より、最適解を確実に見つけつつ、複数の多様な実行可能解を導き出すためには、多様度型（異質性）の島モデル型GAが有効であるといえる。

4.まとめ

本研究では、分散GAの一種である島モデル型GAの性能検証を行った。特に最適化設計を考慮し、複数の実行可能解を得ることができるかどうかに關しても検討した。さらに最適解を確実に求めつつ、他の多様な実行可能解を導き出すため、多様度（異質性）を用いて移住を行う方法を提案した。検証方法としては、ベンチマークとして組合せ最適化問題の代表的なナップザック問題を用いて有効性について検証を行った。

本研究によって得られた結論を以下に述べる。

- ① ベンチマークテストによる結果では、ランダムリシング型（同質性、異質性）と多様度型（同質性）の島モデル型GAは、唯一の最適解を安定して求めている。また、移住形態が同じであれば、異質性よりも同質性の方が、唯一の最適解を求めている。この理由としては、異質性のものは、進化の過程がサブ集団ごとに異なるっているのに対し、同質性のものは、ほぼ同じように進化するためだと考えられる。
- ② 複数回単独に実行したSGAと多様度型（異質性）の島モデル型GAは、唯一の解だけではなく、他の多様な解も求めている。ベンチマークテストにおける最大適応度の分布より、複数回単独に実施したSGAと多様度型（異質性）の島モデル型GAは、解の分布範囲が異なっており、多様度型（異質性）の島モデル型GAの方がより多様な解を求めている。
- ③ 島モデル型GAのように母集団を分割してGAを実行するモデルに対して、単一の母集団にて通常のGAを実行すると、計算時間がかかるものの唯一の最適解を得ることができた。

最後に、実際の設計問題に適用して、PC クラスターのような複数の計算機を用いたシステムを構築する必要がある。

参考文献

- 1) 萩原将人：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム、産業図書、1994.
- 2) 石田良平、村瀬治比古、小山修平：遺伝的アルゴリズムの基礎と応用、森北出版株式会社、1997.
- 3) 杉本博之、山本洋敬、笛木敏信、満尾淳：GAによる仮設鋼矢板土留めの設計最適化に関する研究、土木学会論文集、No.474/VI-20, pp.105-114, 1993.9
- 4) 杉本博之、鹿沼麗、山本洋敬：離散的構造最適設計

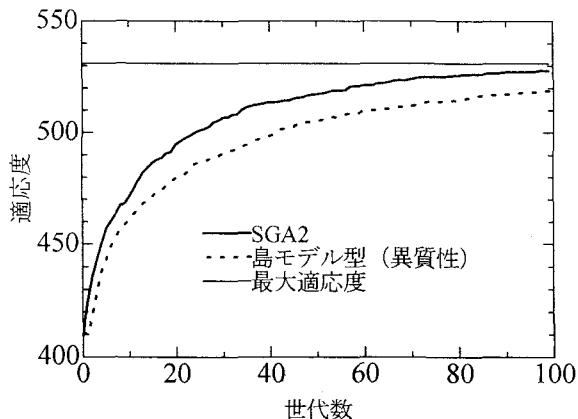


図-8 最大適応度の平均の推移

のためのGAの信頼性向上に関する研究、土木学会論文集、No.471/I-24, pp.67-76, 1993.7.

- 5) 香月智、長尾秀和、諏訪政雄、佐藤紘志：副目的最適化遺伝的アルゴリズムの対話型骨組構造最適設計への応用、土木学会論文集、No.668/I-54, pp.143-161, 2001.1.
- 6) D.E. Goldberg: *Genetic algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- 7) 坂和正敏：遺伝的アルゴリズム、朝倉書店、1995.
- 8) 市川、石井：遺伝子分布評価に基づく遺伝的アルゴリズムの多様性維持：計測自動制御学会論文集、Vol.30, No.10, pp.1242-1250, 1994.
- 9) 森、吉田、喜多、西川：遺伝的アルゴリズムにおける熱力学的選択ルールの提案、システム制御情報学会論文誌、Vol.9, No.2, pp.82-90, 1996.
- 10) V.Scott Gordon, Darrell Whitley : *Serial and Parallel Genetic Algorithms as Function Optimizers*, Technical Report CS-93-114, 1993.9.16.
- 11) 兼安知之、三木光範、佐野正樹：分散遺伝的アルゴリズムの解探索アプローチ、情報処理学会シンポジウムシリーズ IPSJ Symposium Series, Vol.2001, No.12, pp.339-342. 2001.
- 12) Mitsubishi Research Institute, Inc. : 並列遺伝的アルゴリズム, http://web.yl.is.s.u-tokyo.ac.jp/pl_abclf/ipa-final/reports/html/5/4/5-4.html, 1997.2.24..
- 13) Erick Cantú-Paz : *A Survey of Parallel Genetic Algorithms*, *IlliGAL Report* No.97003, 1997.5.
- 14) Barry Wilkinson, Michael Allen, 飯塚肇、緑川博子共訳：並列プログラミング入門、丸善株式会社、2000.8.
- 15) トマス・L・スターリング、ジョン・サルモン、ドナルド・J・ベッカー、ダニエル・F・サバレー：PCクラスター構築法—Linuxによるベオウルフ・システム、産業図書、2001.3.5.
- 16) 三木光範、兼安知之、畠中一幸、吉田純一：並列分散遺伝的アルゴリズムの有効性、日本計算工学会、Paper No.20000038. 2000.8.31.