傾斜法を用いたハイブリッド遺伝的アルゴリズムの大域的最適点探索

廣 安 知 之[†] 三 木 光 範[†]
南 泰 彦[††] 谷 村 勇 輔[††]

本研究では，連続最適化問題を解決する分散遺伝的アルゴリズム (DGA) に傾斜法を組み合わせる新しいハイブリッド遺伝的アルゴリズム (GA) のモデルを提案する．提案するモデルをいくつかのテスト関数に適用することにより，問題に依存せず，少ない計算回数で解を探索することが可能であることが明かとなった．さらにトラス構造体積最小化問題に適応させた結果，実問題においても提案するモデルは有効であることが明かとなった．

Global Optimal-point Search of Hybrid Genetic Algorithms Using Gradient Method

Tomoyuki Hiroyasu,[†] Mitsunori Miki,[†] Yasuhiko Minami[††] and Yusuke Tanimura[††]

In this paper, the new model of the hybrid genetic algorithm is proposed. In the proposed hybrid GA, the elite individual is improved by the gradient method. Usually, the gradient method and GA are combined, there are problems of the early convergence. In the proposed model, the distributed GA is used and the problems are conquered. The proposed model is applied to the test functions. Through the numerical examples, the efficiency of the proposed method is clarified.

1. はじめに

実問題の解決方法としてヒューリスティック法やランダム探索法は有効な手法の一つである．その中で，遺伝的アルゴリズム (以下 GA) は様々な分野での問題で成果をあげていることが報告されている [1)]．

GA は生物の進化を模倣した確率的多点探索手法であり，選択，交叉，突然変異を繰り返しながら，適合度の高いものが高い確率で生き残るアルゴリズムである [2)]．GA では，多点探索とコーディングと呼ばれる探索領域を変換する手法により，目的関数が多峰性である場合や，探索領域が離散の場合にも対応できると言われている．しかしながら，GA では繰り返し計算を多く必要とするために，実問題の解決に GA を適用するためには，処理の高速化，必要な計算量の低下などが必要である．

その解決法の一つとして，遺伝的アルゴリズムの並列処理が挙げられ，並列遺伝的アルゴリズムの一つのモデルが分散遺伝的アルゴリズム（以下，分散 GA）である．分散遺伝的アルゴリズムは母集団を複数のサブ母集団に分割し，各サブ母集団において GA を行うというアルゴリズムである．分散 GA は探索効率の面と，多様性の保持が可能な点により，並列処理で行う際に有効だけでなく，逐次処理においても計算量を低下させる有効なモデルである [3)4)5)]．

しかしながら，対象問題の探索空間が連続である場合，従来の傾斜法の利用が計算量の点で有利である．傾斜法では勾配やその他の情報を基に次の点を決定するため，少ない関数の評価で最適解に収束することが可能であるからである [6)]．傾斜法の問題としては，対象とする問題の目的関数が多峰性の場合，初期点によっては局所解に収束することがあげられる．そのため，GA と傾斜法を組み合わせることで互いの長所を引き出すことができ，よりよいアルゴリズムを構築することが期待できる．この異なる手法を組み合わせた最適化手法はハイブリッド手法と呼ばる．

ハイブリッド遺伝的アルゴリズム (以下ハイブリッド GA) は，GA と他の手法の両者の特徴を組み合わせた手法である．組み合わせる手法には，シミュレーテッドアニーリング (SA)，タブーサーチ (TS) や山登

† 同志社大学 工学部
Faculty of Engineering, Doshisha University
†† 同志社大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Doshisha University

り法など様々なハイブリッド GA の提案が行われ，いくつかは成果を上げている [7]．

一方，傾斜法と組み合わせるハイブリッド GA の研究例はそれほど多く見られない．Jeff Finckcnor[8] は GA の試行後に傾斜法を行う方法，森本ら [9] は，多点での傾斜法の試行後にそれらの解を初期点として GA を行う方法を研究している．これらの手法は有効であるが，対象とする問題によっては最適解を求めるのが困難である場合が存在する．このように，これまでに研究されてきた手法は，傾斜法の後に GA をもしくは，GA の後に傾斜法を行う方法であり，傾斜法もしくは GA 行う操作の中に他方の手法を組み込むものではない．

一般的には GA のアルゴリズムの中に傾斜法の操作を行わせることが有効であるが，その手法が提案されていない理由としては，初期収束の問題があげられる．すなわち，Simple GA (SGA) の中に傾斜法を組みこんだ場合，探索の前半部分で局所探索が進み過ぎ，収束を起こすという問題が考えられるのである．

本研究では，分散 GA に傾斜法を組み込んだ新しいハイブリッド GA モデルを提案する．分散 GA の持つ各島では局所解への収束がおこっていても全体としては多様性が維持できるという特性から，これまでの GA と傾斜法とのハイブリッド化での問題が解決できると考えられる．提案する手法はいくつかのテスト関数に適用することにより，その得られる解の特性や高率を検討する．さらに構造最適化問題に適応することにより，本手法の有効性を示す．

2. 分散遺伝的アルゴリズムと傾斜法

2.1 遺伝的アルゴリズム（GA）

GA はすでに述べているように生物の遺伝と進化を模擬した多点確率探索手法の一つである．GA がこれまでの傾斜法などの探索法と大きく異なる点は，1）パラメータをコーディングしたものを直接利用する．2）一点探索ではなく，多点探索である．3）サンプリングによる探索で，ブラインドサーチである．4）決定的規則ではなく，確率的オペレータを用いる．などが挙げられる [7]．これらの特徴により，応用範囲が広く様々な問題に適用でき，多峰性関数に対しても局所解に陥りにくいという長所がある．

一方，問題点として次のようなことが挙げられる．1）繰り返し計算による計算コストの増大．2）初期収束による局所解への収束．3）遺伝的操作における各種パラメータの設定の困難さ．これらの欠点のいくつかを克服しているのが分散 GA である．

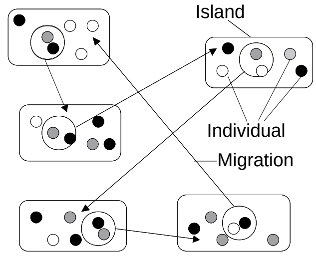

図 1　分散 GA

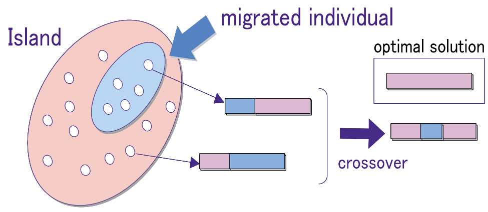

図 2　分散 GA における交叉の仕組み

2.2 分散遺伝的アルゴリズム (分散 GA)

分散 GA は，母集団を複数のサブ母集団に分割し，各サブ母集団内で GA を行い，一定間隔で移住を行うアルゴリズムである．移住とは，各サブ母集団の個体を互いに異なるサブ母集団へ交換することである．また，移住先は毎回ランダムに決定する．移住を行う世代間隔を移住間隔といい，サブ母集団の個体数に対する移住する個体数の割合を移住率という．移住率や移住間隔などのパラメータが加わるため，適切なパラメータの設定が GA に比べてより困難になる．分散 GA の移住の概念を**図 1** に示す．

分散 GA は以下のようなメカニズムを持つ．

(1) 2 のようにある 1 島において，その島での優れた情報を持った個体と移住された別の優れた情報を持つ個体が交叉することにより，より優れた個体が生成される．

(2) 母集団を分割することで各島当りの母集団サイズは減少し，収束が速くなる．

(3) 島ごとに異なる解に収束するため，全体としての多様性が維持される．

また，分散 GA は各島を各世代ごとに逐次処理で行うことも可能なので，本研究でも逐次処理で行っている．

2.3 傾斜法 (勾配法)

傾斜法は，探索点の目的関数や制約条件の情報をもとに次の点を決定し，最適解を探索する手法である．

制約のない非線形最適化問題を解く手法では，準ニュートン法が代表的である．準ニュートン法は，一回の反復が終わるたびに点の変化量と関数の勾配の

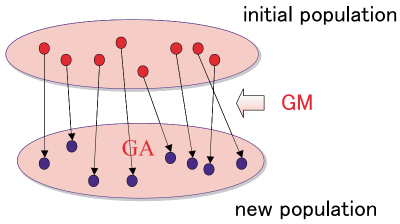

図 3　ハイブリッド GA(GM → GA) の概念図

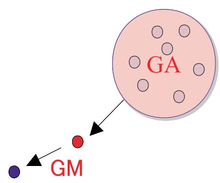

図 4　ハイブリッド GA(GA → GM) の概念図

変化量に基づいて，新しい点でのヘッセ行列を推定する．ニュートン法の欠点をなくし，早い収束性を維持し，最急降下法に比べて少ない反復回数で収束する．本研究においては，制約条件の無い問題において，準ニュートン法の一つである BFGS 法を使用している．

一方，制約条件が存在する場合には，制約条件を陽に取り扱う方法と陰に取り扱う方法の 2 種類の方法に分類できる．SUMT 法は，変数が制約を破ると最適性を減らすようなペナルティ項を作り，これを目的関数に加えて新しい目的関数を定義するという制約条件を陰に取り扱う手法である．[11]．式 (1) のように従来の目的関数 $f(x)$ にペナルティ項 $P(x)$ を追加して新しい目的関数 $F(x)$ を構築する．

$$F(x) = f(x) + P(x) \tag{1}$$

3. 傾斜法と GA のハイブリッド化

3.1 傾斜法を用いた従来のハイブリッド GA

これまで研究されてきた傾斜法を用いたハイブリッド GA には，傾斜法を行ってから GA を行う方法，GA を行ってから求めた点に対して傾斜法を行う方法がある．それらの方法を簡単に述べる．

(1)　傾斜法→ GA[8]

傾斜法→ GA では**図 3** のように初期の母集団のすべての個体に対してそれらを初期点として傾斜法を行い，異なる点に収束させる．そして，新しく出来た母集団に対して GA を行う．

(2)　GA →傾斜法 [9]

GA →傾斜法は**図 4** のように GA を行う．そして GA で求めた個体に対してそれらを初期点として傾斜法を行い，さらに良好な点に個体を収束させる．

これらの，従来のハイブリッド GA には次に示すような問題点が挙げられる．

(1)　傾斜法→ GA では，多くの局所解を持つ多峰性関数において個体数が少ないときは，傾斜法で各個体は異なった局所解で収束する．またその局所解にほとんどの個体が収束し，多様性を失い，個体数が少ないために局所解からは出にくいとされている．

(2)　GA →傾斜法では，多くの局所解を持つ多峰性関数においては GA でいったん局所解に収束すると傾斜法だけではその山の局所解から脱出することは出来ない．

よっていずれのハイブリッド GA においても問題によっては局所解を持つ場合がある．また，GA に傾斜法を組み込んでいるわけではないので，お互いの長所を十分に引き出していないとも考えられる．

3.2 提案する新しいハイブリッド GA

従来のハイブリッド GA は問題のランドスケープに依存するため，新しい改良が必要と思われる．そこで，本研究では，各手法を順番に行うのではなく，傾斜法を GA の中に組み込むことを提案する．

提案する手法では，母集団を複数のサブ母集団に分割した各島内で**図 5** に示すようなハイブリッド GA を行う．すなわち，エリート保存では前のエリートと同じであれば何もせず終了し，エリート個体の値が更新された場合は，そこを初期点として傾斜法を行い，求めた点に対してエリート保存を行う．この後終了判定を行い，終了条件を満たせば探索を終了し，終了条件を満たしていなければ，交差，突然変異を行い，評価させる．**図 6** に提案したハイブリッド GA の探索の概念を示しておく．ここでは流れをわかりやすくするために GA の部分が SGA となっているが，本研究では DGA を使用している．

続く次章では，この提案したアルゴリズムを複数の代表的なテスト関数に適用し比較する．なおこれ以降，今回提案したハイブリッド GA を DGA+傾斜法 (DGA+GM)，SGA に傾斜法を組み合わせた方法を SGA+傾斜法 (SGA+GM) と記述する．

傾斜法として本研究では，先に述べたように，制約のない場合には準ニュートン法 (BFGS 公式) を，制約のある場合には SUMT 法を使用している．なお，分散 GA は並列処理のためのモデルだが，本研究では逐次処理を行っている．

4. 数値計算例

4.1 対 象 問 題

提案する手法の有効性を示すために以下のような 4

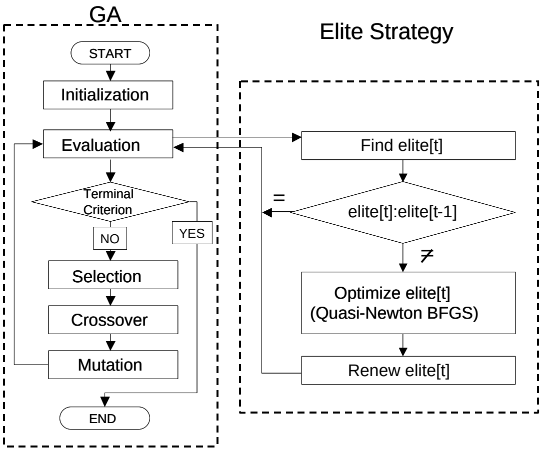

図 5 提案するハイブリッド GA

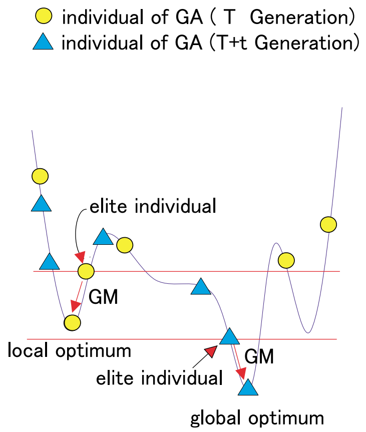

図 6 提案したハイブリッド GA の解析の様子

種の対象問題を取り上げた．

式 (2) は Rastrigin 関数で，各変数が定義域の中央値 0 で最小値 0 をとり，そのまわりに複数の準最適解をもつ．式 (3) は Rosenbrock 関数で，各変数がともに 1 のとき最小値 0 をとる．式 (4) は Ridge(Schwefel pro.1.2) 関数で，各変数が定義域の中央値 0 で最小値 0 をとる．式 (5) は Griewank 関数で，各変数が定義域の中央値 0 で最小値 0 をとる．しかし，最適解の近くには多くの局所解が存在する．

$$F1(\boldsymbol{x}) = 10N + \sum_{i=1}^{N}[x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)] \quad (2)$$
$$(-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$$

$$F2(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=2}^{N}[100(x_1 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (3)$$
$$(-2.048 \leq x_i \leq 2.048)$$

$$F3(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{N}(\sum_{j=1}^{i} x_j)^2 \quad (4)$$
$$(-64 \leq x_j \leq 64)$$

$$F4(\boldsymbol{x}) = 1 + \sum_{i=1}^{N}\frac{{x_i}^2}{4000} - \prod_{i=1}^{N}(\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}})) \quad (5)$$
$$(-512 \leq x_i \leq 512)$$

また，各関数の特徴を**表 1** に示す．

表 1 標準テスト関数の特徴

function name	modality	epistasis
Rastrigin	multi-modal	×
Rosenbrock	uni-modal	○
Ridge	uni-modal	○
Griewank	multi-modal	△

本研究でとりあげたテスト関数は多峰性，単峰性関数であり，目的関数に対する各設計変数の関係に依存がある場合と無い場合がある．

各問題における GA のパラメータを**表 2** に示す．

コーディングはグレイコードを用い，交叉は一点交叉，選択はルーレット選択で，このときエリート保存戦略を行った．終了条件は，最高適合度が一定世代更新されないときを終了とした．ここでは，経験的に表 2 の terminal criterion を設定した．

4.2 実験結果と考察

実験では，SGA，DGA，SGA+傾斜法，DGA+傾斜法の各手法を，対象問題に適用した．30 試行行い，以降用いる値は 30 試行の平均とする．

表 2 GA のパラメータ設定

Parameter	F1	F2	F3	F4	F5
Dimension			10		
Population size			400		
Bit Length(L)	100	120	70	100	140
Crossover rate			0.6		
Mutation rate			1/L		
Island size			8		
Migration rate			0.4		
Migration interval			4		
Terminal criterion	300	300	300	300	400

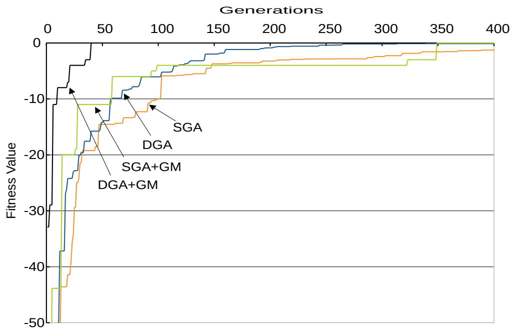

図 7　4 手法での Rastrigin 関数のある一試行の最高適合度の履歴の様子

表 3　F1 の結果

	last generation	function evaluations	fitness value
SGA	1750	700160	-0.3977
DGA	958	383440	-0.0013
SGA+GM	551	222280	-0.9998
DGA+GM	365	166935	-0.0000

表 4　GM と DGA+GM の評価回数の比較 (F1)

	function evaluations
GM	about 500,000,000
DGA+GM	43381

4.2.1　Rastrigin 関数

10 設計変数の Rastrigin 関数を解いた結果を**図 3** に示す.

SGA+傾斜法では試行の約 2/3 は最適解 0 に収束したが，残りの約 1/3 が初期収束により局所解に陥ってしまったため適合度の値が低くなった．一方，DGA+傾斜法では最適解を求めることが出来た．これは母集団を複数の島に分けることにより，多様性を維持し，初期収束を防ぐことができるためである．このことから，傾斜法を組み合わせた GA で，SGA の場合には初期収束の恐れがあるが，DGA の場合には多様性は維持され，より良い解が求まるといえる．また，DGA+傾斜法では他と比較して最も少ない評価回数で解が求まっていることがわかる．このように，Rastrigin 関数では今回提案した DGA+傾斜法が最も有効であることが明らかである．

さらに，**図 7** は Rastrigin 関数における各手法の 1 試行の最高適合度の履歴である．今回提案した手法においては，初期段階での最高適合度の急激な上昇に伴い，良好な解を早く見つけている．これは，傾斜法により効率よく解探索が行われていることを示している．

表 5　F2 の結果

	last generation	function evaluations	fitness value
SGA	8572	3428933	-1.9620
DGA	7593	3037360	-0.8646
SGA+GM	327	134919	-0.2361
DGA+GM	300	150077	-0.0000

特に，DGA+傾斜法は他の手法に比べて非常に早く最適解が求まっている．

また，ランダムに点を与え，傾斜法で Rastrigin 関数の最適解を求め，そのときの評価回数を調べた．**図 4** は傾斜法と DGA+傾斜法の評価回数の 30 試行平均を示す．傾斜法だけでは，1 回あたり，約 1000 回の評価回数を必要とし，およそ 50 万試行で最適解を求めることができたが，DGA+傾斜法では，約 4 万回の評価回数で最適解を求めることが出来る．10 次元の Rastrigin 関数は約 2 億個の局所解が存在すると考えられるが，DGA+傾斜法では，効率的に解くことが出来る．

4.2.2　Rosenbrock 関数

Rosenbrock 関数の結果を**図 5** に示す．図 5 より，Rosenbrock 関数は通常の GA では解けない問題であり，GA にとって不向きな関数であるといえるが，ハイブリッドの手法では最適解が求まっている．よって，単峰性の関数で設計変数間に依存がある場合にはハイブリッドの手法が最も良い結果となった．また，従来の GA では解がほとんど求められないことから，多くの世代が必要となり，評価回数が多くなってしまった．しかし，ハイブリッド GA では，傾斜法の効果により，少ない評価回数ですぐに最適解を求めることが出来た．また，図 5 より，世代が終了条件と一致していることから，この関数は 1 つの点に対して傾斜法で解いていることがわかる．これは，各手法の特徴を効率よく用いられていることが分かる．

4.2.3　Ridge 関数

次に Ridge 関数の結果を**図 6** に示す．この結果は Rosenbrock 関数と同様の結果が得られていることから，傾斜法を組み合わせたハイブリッド GA が有効であると言える．このように，傾斜法を用いることで，少ない評価回数で最適解を求めることが出来た．

4.2.4　Griewank 関数

Griewank 関数の結果を**図 7** に示す．本来，Griewank 関数は依存関係をもち，かつ最適解の近傍につれて多くの局所解をもつ多峰性関数であるが，中心が平面的で多くの局所解を持つので従来の GA では最適解を求めることは難しい．しかし，DGA+傾斜法においては

表 6　F3 の結果

	last generation	function evaluations	fitness value
SGA	1234	493667	-325
DGA	1412	564787	-110
SGA+GM	300	121083	0
DGA+GM	300	128429	0

表 7　F4 の結果

	last generation	function evaluations	fitness value
SGA	1373	549067	-0.3702
DGA	1221	488307	-0.1798
SGA+GM	490	198992	-0.2574
DGA+GM	300	133002	-0.0000

最適解が求まっている．また，評価回数で比較しても，DGA+傾斜法が最も少ない評価回数で解いていることが分かる．また，図 7 から分かることは，DGA+傾斜法では，300 世代で終了していることから，傾斜法だけで解いていることが読み取れる．これは中心付近では多くの局所解が存在するが，探索空間を大域的に見ればハイブリッド GA では中心に向かって進んでいくためと考えられ，SGA+傾斜法ではエリート個体の点の位置により，最適解を求められず，局所解に陥るものがほとんどであったが，DGA+傾斜法では点の数が多い分最適解を求めやすくなっている．よって，通常の GA では解けない問題が DGA+傾斜法では最適解を求めることが出来る．

4.2.5　解探索能力の比較

提案したハイブリッド GA の分散による効果を見るために，解が既知とされる F1 から F4 の問題において解探索能力の比較を行った．**図 8** では，すべて 30 試行行ったときの解が求まった割合を表す．DGA+傾斜法は他の手法と比較してすべての問題において最適解を求めることが出来た．

連続関数問題では，傾斜法が極めて有効である．かつ，多峰性であるような問題においては GA が有効であるので，本研究で提案した DGA+傾斜法は非常に有効な手法であるといえる．

このように，対象とする関数が単峰性や多峰性の場合，また依存関係がある問題においても DGA+傾斜法が最も有効であることが分かる．

4.3　提案したハイブリッド GA のメカニズム

提案したハイブリッド GA は単峰性の関数においては，最適解を求めることができる．多峰性関数においては，SGA+傾斜法では，初期収束のためにあまり良い結果が得られない場合がある．しかし，DGA+傾斜法では，**図 8** のように考えられるためよい結果が得られる．つまり，DGA+傾斜法では，分散 GA のように各島の少ないサブ母集団で GA を行って局所探索を行っているのではなく，傾斜法により早く異なった局所解を探索する．各島のサブ母集団は，傾斜法により多様性はなくなり初期収束してしまうが，分散 GA と同様に各島に分けることで全体の多様性は維持される．つまり，提案したハイブリッド GA で使われる傾斜法は，各島の局所解に早く収束させるために使われる．また，移住を行うことで各島で求めた良好な情報が結びつき良好な解が生成される．したがって，このようなメカニズムにより，今回提案した DGA+傾斜法は有効であることがわかる．

表 8　4 手法の 30 試行の正解率

	F1	F2	F3	F4
SGA	27(%)	0(%)	0(%)	0(%)
DGA	93(%)	0(%)	0(%)	0(%)
SGA+GM	63(%)	90(%)	100(%)	23(%)
DGA+GM	100(%)	100(%)	100(%)	100(%)

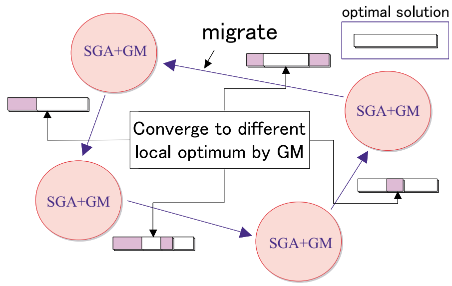

図 8　提案したハイブリッド GA(DGA+GM) の考察

4.4　提案したハイブリッド GA と従来のハイブリッド GA との比較

提案した DGA+傾斜法と従来のハイブリッド GA との比較を，テスト関数を用いて評価回数や解探索能力について行った．この実験での GA のパラメータの設定は前回と同様表 2 のように設定した．その他のオペレータについても前回の実験と同様である．

4.4.1　解探索能力の比較

解探索能力の比較を行った 30 試行の正解率の結果を**表 9** に示す．このように，従来のハイブリッド GA では，ランドスケープに依存するため，多峰性の関数においては解が求まらないものがあるが，今回提案したハイブリッド GA ではすべての問題において最適解が求まっていること事がわかる．

4.4.2　評価回数の比較

評価回数の比較の結果を**図 9** に示す．どの項目においても，今回提案したハイブリッド GA で分散 GA の

表 9　各ハイブリッド GA の 30 試行の正解率

	F1	F2	F3	F4
GM → GA	37(%)	100(%)	100(%)	100(%)
GA → GM	100(%)	100(%)	100(%)	3(%)
DGA+GM	100(%)	100(%)	100(%)	100(%)

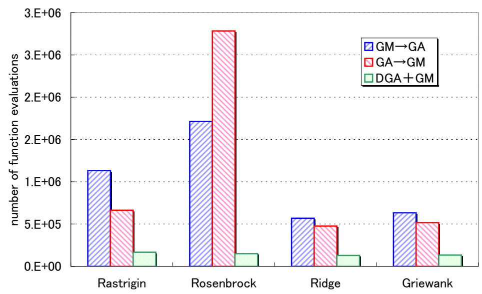

図 9　各ハイブリッド GA の評価回数の比較 (30 試行平均)

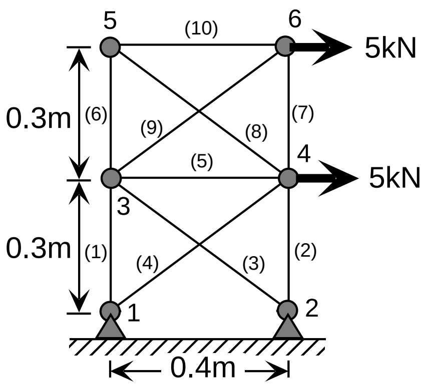

図 10　トラス構造物最適化問題の初期設定 (6 節点 10 部材)

方法 (DGA+傾斜法) は他の手法と比べて最も少ない評価回数になっている．

よって，従来の傾斜法を用いたハイブリッド GA よりも今回提案した DGA+傾斜法は有効であることが明らかである．

5.　トラス構造物体積最小化問題

5.1　対 象 問 題

前章では提案するハイブリッド GA が有効であることが明かとなった．本章では，より実問題に近い問題に提案する手法を適用する．すなわち，**図 10** に示すような 6 節点 10 部材のトラス構造物の体積最小化問題である．

この問題は同図のように右向きに負荷荷重を加えたときに応力制約条件として引張強度や座屈，また変位制約条件としてある節点変位の移動を考える．そしてこれらの条件下で部材の総体積を最小化する問題である．

また，各設計変数は各部材の体積である．GA で最小化すべき評価関数を式 (6) に示す．また，傾斜法で使われる関数を式 (1) に示す．傾斜法では，定義域を考慮しないため，定義域もペナルティとして与える必要がある．

$$F5(\boldsymbol{x}) = w_v \times V + \sum_{j=1}^{m} \{P_G + P_L + P_H\} \qquad (6)$$

$$H(\boldsymbol{x}) = w_v \times V + r^{(k)} \sum_{j=1}^{m} \{\tilde{g}_j(x, \varepsilon^{(k)}) + P_G + P_L + P_H\} \qquad (7)$$

$$\tilde{g}_j(x, \varepsilon^{(k)}) = \frac{1}{\varepsilon^{(k)}} \{(\frac{g_j(x)}{\varepsilon^{(k)}})^2 - 3(\frac{g_j(x)}{\varepsilon^{(k)}}) + 3\} \quad if(g_j(x) \geq \varepsilon^{(k)}) \qquad (8)$$

$$\begin{array}{lll} P_G = w_d \times d_j^2 & if(d_j > d^*) & \\ P_L = w_L \times (\frac{L_j}{L_j^*}) & if(L_j > L_j^*) & (9) \\ P_H = w_H \times (\frac{\sigma_j}{\sigma^*} - 1) & if(\sigma_j > \sigma^*) & \end{array}$$

また，式 (8) と (9) で条件以外のときはペナルティを与えない．さらにペナルティパラメータ $r^{(k)}$ と $\varepsilon^{(k)}$ は，次式で計算される．

$$r^{(k)} = \gamma r^{(k-1)}, \varepsilon^{(k)} = \varepsilon^{(k-1)}(\gamma)^a \qquad (10)$$

パラメータは経験的に，a=0.45，$r^{(0)}$=10，γ=0.2，$\varepsilon^{(0)}$=0.05 とした．ここで，V はトラス構造物の総体積，w_v，w_d，w_L，w_H は重み係数，d^* は節点 6 の変位の上限値，P_G，P_L，P_H はそれぞれペナルティ関数である．σ_j は引張強度，L_j は部材 j の座屈荷重である．σ^* の値は 40MPa，d^* の値は 0.003m とし，w_v，w_d，w_L および w_H は経験的に 10^3，10^5，10^5，2×10^5 とした．節点 6 の変位がより小さいならペナルティは 0，d^* 以上であれば変位の 2 乗の w_d 倍をペナルティとして課す．

5.2　トラス構造物体積最小化問題

トラス構造物体積最小化問題の結果を**表 10** に示す．SGA+傾斜法では終了世代は早いが解が悪く初期収束したと考えられる．一方，DGA や DGA+傾斜法では良好な解が得られているが，DGA の方が多少良い解が求まっている．また，評価回数は SGA+傾斜法がもっとも少ないが，初期収束により良好な解が求まっていない．そして，DGA と DGA+傾斜法では，DGA+傾斜法が最も少ない結果となった．また，**図 11** にある 1 試行の世代数に対するトラス構造物の体積変化を示す．ただし，ここで得られる傾向はその他の試行でも同様であった．この図からもわかるように，DGA+傾斜法

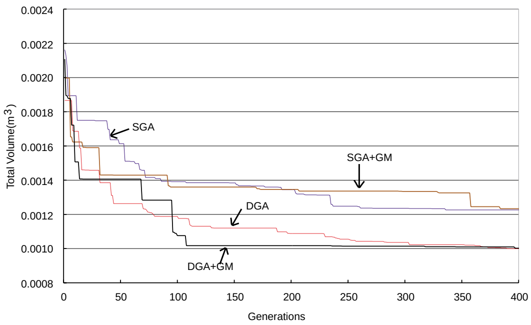

図 11　4 手法でのトラス構造物最適化問題のある一試行の最高適合度の履歴の様子

表 10　F5 の結果

	last generation	function evaluations	total volume (m^3)
SGA	5073	2029467	0.001014
DGA	4788	1915547	0.000942
SGA+GM	3175	1280949	0.001116
DGA+GM	3652	1572541	0.000947

の方が DGA と比較して早く解が求まっている．今回の実験では DGA の方が解の値は多少良かったが，探索効率の面から DGA+傾斜法が優れていると言える．よって，トラス構造物最小化問題においても，DGA+傾斜法は非常に有効な方法であると言える．

6. 結　　論

本論文では，GA と傾斜法のハイブリッド手法を提案し，その有効性を検討した．以下にその特徴を示す．

(1) SGA と傾斜法とのハイブリッド化では，局所解に陥り最適解が求まらない場合もあり，初期依存する．

(2) 従来の GA で解けなかった依存関係がある単峰性の連続値問題を，提案したハイブリッド GA で解くことが出来る．

(3) 従来の GA で解けなかった依存関係がある多峰性の連続値問題を，提案したハイブリッド GA 手法で解くことが出来る．

(4) 提案したハイブリッド GA の分散 GA に用いた手法はトラス構造物最適化問題に適応することにより実問題において有効であることがわかる．

(5) 傾斜法と GA をハイブリッドにすることで，効率よく探索でき，時間の短縮につながる．

参 考 文 献

1) 北野宏明編，遺伝的アルゴリズム，産業図書，(1993).

2) D.E.,Goldberg: Genetic algorithms in search, Optimization, and Machine Learning,Addison-Wesley,Reading(1989).

3) Reiko Tanese :Distributed Genetic Algorithms, Proc. 3^{rd} International Conference. Genetic Algorithms. Morgan Kaufmann. pp.434-439, (1989).

4) Theodore C.Belding :The Distributed Genetic Algorithm Revisited, Proc.6th International Conf. Genetic Algorithms. Morgan Kaufmann, pp.114-121, (1995).

5) 三木光範, 廣安知之, 中村康範, 遺伝的アルゴリズムの分散並列化に関する研究（踏み石モデルによる分散遺伝的アルゴリズムの検討）, 日本機械学会論文集 (A 編), 65 巻,638 号, pp.2177-2183, (1999).

6) 鈴木誠道:　数値計算法,　オーム社,pp.193-199(1994).

7) 三宮信夫他: 遺伝的アルゴリズムと最適化, 朝倉書店,pp.88-99(1998).

8) S. Hernández and C.A.Brebbia: Computer Aided Optimum Design of Structures V,CMP, pp.257-266(1997).

9) 森谷之信, 天谷賢治, 青木繁: GA とクラスタリングを併用した最適化手法, 日本機械学会論文集 (A 編) 60 巻 580 号,pp2903-pp2908(1994).

10) 坂和正敏, 田中雅博,: 遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店 (1995).

11) 福島雅夫:　数理計画入門,　朝倉書店,pp.109-118(1988).