

2-306 変数間の依存関係の有無に着目した実数値 GA の提案とその性能評価

A Real-Coded Genetic Algorithm Taking Account of Epistasis among Parameters and Its Performance Evaluation

○小野 功 (徳島大) 武市 浩 (徳島大) 水口 尚亮 (徳島大) 小野 典彦 (徳島大)

Isao ONO, The University of Tokushima
 Hiroshi TAKEICHI, The University of Tokushima
 Naoaki MIZUGUCHI, The University of Tokushima
 Norihiko ONO, The University of Tokushima

The Genetic algorithm (GA) is a powerful optimization framework inspired by the evolution process of natural life. GAs for function optimization can be categorized into two groups: bit-string GAs and real-coded GAs. UNDX+MGG is a real-coded GA that has shown good performance on multi-modal functions with epistasis among parameters, which are difficult to solve for conventional methods. However, the conventional UNDX+MGG has a problem from a viewpoint of search efficiency because the conventional UNDX+MGG always assumes epistasis among the all parameters and searches the all parameters at the same time. In this paper, we propose a new method for making the search effective by estimating epistasis among parameters and reducing the number of parameters to be simultaneously searched.

Key Words: Real-coded GA, UNDX, MGG, Function optimization, Epistasis among parameter

1. はじめに

関数最適化は、工学や科学などの広範囲の分野においてしばしば現れる重要な最適化問題の一つである。

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) は、生物の進化過程にヒントを得た最適化の枠組みであり、近年、強力な最適化手法の一つとして注目を集めている。GA による関数最適化への接近においては、伝統的に 0, 1 を染色体とするビットストリング GA⁽¹⁾ が用いられてきた。これに対し、近年、実数値ベクトルを染色体とする実数値 GA^{(2), (3), (8)} が提案されている⁽⁸⁾。その中でも、機能分担仮説⁽¹⁰⁾ を満たす実数値 GA は、従来手法による解決が困難であった変数間に依存関係のある多峰性関数において優れた性能を示している。

機能分担仮説を満たす実数値 GA に関する従来研究においては、どの変数間に依存関係が存在するかをあらかじめ知ることは出来ないとの立場から、全ての変数間に依存関係を仮定した探索を行っている⁽⁸⁾。すなわち、これらの研究においては、全ての変数を対象に、集団分布の分散・共分散を保存する交叉を適用することにより、子個体の生成を行っている。しかし、依存関係のない変数間に依存関係があるとして探索を行うことは、明らかに探索効率の観点から問題があると考えられる。探索空間の大きさは次元の増加とともに指数関数的に増大することから、この問題は次元が高くなるにつれて、さらに深刻になると考えられる。

本論文では、上述の問題を解決するために、変数間の依存関係をあらかじめ推定し、その情報に基づき同時に探索する次元数を削減することにより、効率的に探索を行う実数値 GA を提案する。いくつかのベンチマーク関数への適用を通じ、提案手法の有効性を検証する。

2. 既存研究とその問題点

機能分担仮説⁽¹⁰⁾ は、世代交代モデルに集団を有望な領域に分布させる機能、交叉に集団分布の情報に基づき新たな解をサンブルする機能を分担させるものである。これを関数最適化において具体化したものが実数値 GA のための交叉の設計指針⁽⁹⁾ であり、集団分布の平均、分散・共分散を保存するように交叉を設計することを推奨している。本設計指針に基づいて設計された交叉としては、UNDX⁽⁷⁾、UNDX-*m*⁽¹¹⁾、SPX⁽¹⁴⁾、ENDX⁽¹²⁾ などがある。これらの研究においては、世代交代モ

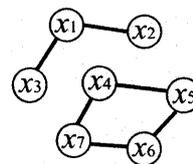


Fig. 1 Actual epistasis among parameters

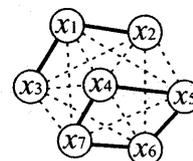


Fig. 2 Epistasis among parameters assumed in conventional real-coded GAs based on the functional specialization hypothesis

デルとして、多様性維持能力に優れた MGG⁽¹³⁾ が共に用いられている。特に、UNDX + MGG は、困難な実問題であるレンズ設計にも応用され、良好な性能を示したと報告されている⁽⁵⁾。

上記の従来研究においては、常に全ての変数間に依存関係が存在していると仮定して探索を行っている。しかし、実際の問題においては、すべての変数間に依存関係が存在するとは限らないと考えられる。依存関係のない変数間に依存関係があるとして探索を行うことは、いたずらに探索空間の大きさを広げてしまうことになり、探索効率の観点から問題があると考えられる。

例えば、図 1 に示すような変数間の依存関係をもつ関数があるとすると、図中において、ノードは変数を表し、リンクは依存関係を示すものとする。ここで、ある変数が依存関係をもつ変数の数 $n_{epistasis}$ に着目すると、図 1 における $n_{epistasis}$ は高々 2 である。したがって、本関数を解決するために、同時に探索しなければならない次元数は高々 3 である。これに対し、従来研究においては、全ての変数間の依存関係を仮定しているため、図 2 に示すように、 $n_{epistasis}$ を 6 とし、7 変数を同時に探索することになり、問題を困難にしていることがわかる。

一般に、どの変数間に依存関係が存在するかをあらかじめ知

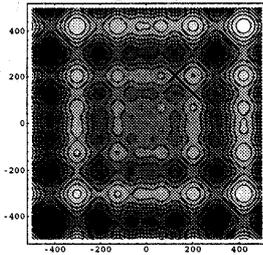


Fig. 3 Contour plot of 2-dimensional Schwefel function

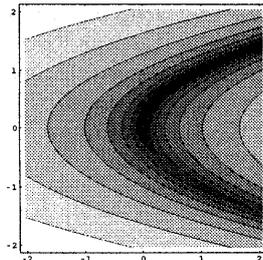


Fig. 4 Contour plot of 2-dimensional Rosenbrock function

ることではない場合が多い。次節では、任意の変数間の依存関係の有無を推定する方法およびその情報を用いて効率的に探索を行うアルゴリズムを提案する。

3. 変数間の依存関係の有無に着目した実数値 GA の提案

3.1 変数間の依存関係の推定方法 近年、ビットストリング GA を対象に、変数間の依存関係を推定するための手法に関するさまざまな研究が行われている。それらの研究において提案された手法は大きく以下の3つのグループに分類することができる⁽⁴⁾：

1. 確率分布におけるバイアスを直接的に検出する方法
2. 摂動を用いて依存関係を直接的に検出する方法
3. ビルディングブロックの遺伝的探索に伴い間接的に依存関係を検出する方法

実数値 GA を対象とした変数間の依存関係を推定する研究としてとしては、Tsutsui らによるものがある⁽⁶⁾。これは、集団中の個体の確率分布を用いて直接的に変数間の依存関係を推定するものであり、グループ1に分類される。本論文で採用する変数間の依存関係の推定方法は、グループ2に分類することができる。

図3は、変数間に依存関係が存在しない Schwefel 関数の等高線図を示している。変数間に依存関係のない関数においては、この図のように、尾根や谷が軸に平行に配置される。これは、最適化の観点から、各変数を独立に最適化した後、その結果を合成することにより、最適解が得られることを意味している。変数に依存関係が存在しない関数においては、各々の変数を独立に変化させた後の関数値の変化量の和と、各々の変数を同時に変化させた後の関数値の変化量は同じであるという特徴をもつ。

一方、図4は、変数間に依存関係をもつ Rosenbrock 関数の等高線図を示している。変数間に依存関係のある関数においては、この図のように、尾根や谷が軸に平行に配置されない。これは、最適化の観点から、依存関係のある複数の変数を同時かつ適切に変化させることにより探索する必要があることを意味している。変数間に依存関係のある関数においては、各々の変数を独立に変化させた後の関数値の変化量の和と、各々の変数を同時に変化させた後の関数値の変化量は異なるという特徴をもつ。

以上の議論に基づき、本論文における変数間の依存関係の有無を推定する方法を以下に示す：

[変数間の依存関係の推定方法]

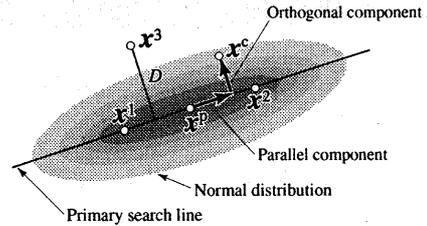


Fig. 5 Unimodal Normal Distribution Crossover (UNDX)

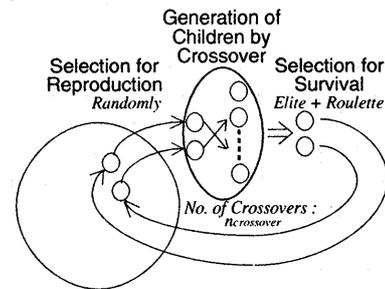


Fig. 6 Minimal Generation Gap (MGG)

以下の手順を全ての変数ペアに対して適用することにより、変数間の依存関係の有無を推定する：

1. x_i と x_j ($i \neq j$) の依存関係の有無を調べるものとする。
2. x_i と x_j を別々に変化させた場合の関数値の変化量の和を計算する：

$$\Delta f_1 = \{f(\dots, x_i + \Delta x_i, \dots, x_j, \dots) - f(\dots, x_i, \dots, x_j, \dots)\} + \{f(\dots, x_i, \dots, x_j + \Delta x_j, \dots) - f(\dots, x_i, \dots, x_j, \dots)\}$$

3. x_i と x_j を同時に変化させた場合の関数値の変化量を計算する：

$$\Delta f_2 = f(\dots, x_i + \Delta x_i, \dots, x_j + \Delta x_j, \dots) - f(\dots, x_i, \dots, x_j, \dots)$$

4. もし $\Delta f_1 = \Delta f_2$ ならば、 x_i と x_j は依存関係を持たない。さもなければ、 x_i と x_j は依存関係を持つ。

3.2 変数間の依存関係の推定情報を用いた効率的な探索 探索空間の大きさは、同時に探索する変数の数に対して、指数的に増大することから、なるべく同時に探索する変数の数を減らすことが望ましいと考えられる。

ある多変数関数の最小化を考えた場合、依存関係のある変数の張る空間に関しては、図4に示すように座標軸に平行でない谷が存在することから、効率的に探索を進めるために谷に沿って探索を行うことが望ましい。すなわち、依存関係のある複数の変数を同時かつ適切に変化させて探索を行うことが望ましいと考えられる。一方、依存関係のない変数に関しては、図3に示すように、各変数について独立に探索した結果を組み合わせれば大域的最適解を求めることができる。したがって、同時に探索を行うのは最小限の数の依存関係のある変数のみに限定し、依存関係のない変数については独立に探索を行うことにより、探索空間の増大を抑えることができ、探索の効率を向上させることができると思われる。

本論文では、ある変数に着目したとき、その変数と直接依存関係をもつ変数についてのみ同時に探索を行い、他の変数については独立に探索を行う手法を提案する。提案手法では、探索空間中に探索参照点を一点ランダムに生成し、直接依存関係をもつ変数が張る部分空間を近傍とする局所探索により、探索参照点を逐次改善していく。逐次改善の各ステップでは、ある着

目した変数について直接依存関係のない変数は全て定数、直接依存関係のある変数のみを決定変数とみなして、変数間の依存関係を考慮した UNDX+MGG⁽⁷⁾に基づく実数値 GA を実行する。交叉 UNDX⁽⁷⁾は、図5に示すように、両親を結ぶ直線を軸とする正規分布に従い、子個体を生成する。軸方向の標準偏差は両親間の距離に比例させ、軸と直交する方向の標準偏差は第3の親と軸との距離に比例させる。ここで、比例定数は、実数値 GA のための交叉の設計指針⁽⁹⁾に従い、集団分布をよく保存するように決定される。図6に世代交代モデル MGG⁽¹³⁾を示す。MGG では、ランダムに選択された両親(+第3の親)に交叉を複数回適用し、両親とその子集団をあわせた「家族」から最良個体とランクに基づくルーレットホイール選択により選択された個体を、集団中の元の個体を入れ替えることにより世代交代を行う。

提案手法では、探索効率の観点から、以下に示す工夫を導入している：

- 集団サイズを同時に探索する変数の数に応じて変化させている。すなわち、同時に探索する変数の数が多い場合に広大な探索空間を探索する必要があることから集団サイズを大きくし、変数の数が少ない場合に集団サイズを小さくするようにしている。
- 集団サイズの決定と同じ理由から、交叉回数も探索する変数の数に応じて変化させている。
- MGG においては、集団が収束する速度は集団サイズに依存することから、打ち切り世代数を集団サイズに応じて変化させている。
- 収束速度を速めるために、交叉の際に必ず最良個体を参加させている。
- ある一定期間、評価値が改善しない場合は、局所解に陥つたと判断して、探索参照点をランダムに再初期化する。

3.3 解法の構成 本節では、前節までの議論に基づき、 N 次元関数 $f(x_1, \dots, x_N)$ を最適化するための解法を構成する。以下では、 $\mathbf{x}_{\text{ref}} = (x_{\text{ref}}^1, x_{\text{ref}}^2, \dots, x_{\text{ref}}^N)$ を探索参照点とし、 $I(x_{\text{ref}}^k)$ を変数 x_{ref}^k および変数 x_{ref}^k と直接依存関係をもつ変数の集合、 $\|I(x_{\text{ref}}^k)\|$ を集合 $I(x_{\text{ref}}^k)$ の要素数とする：

1. 現在の探索参照点 \mathbf{x}_{ref} をランダムに決定する。
2. 探索参照点に対して変数間の依存関係の推定方法を適用し、各変数間の依存関係の有無を推定する。
3. 探索参照点の変数の集合 $\{x_{\text{ref}}^1, x_{\text{ref}}^2, \dots, x_{\text{ref}}^N\}$ の中から、ランダムに1つの変数を選択する。ただし、 N 回に一度は必ず全ての変数が選択されるようにする。ここでは、 x_{ref}^k が選択されたものとする。
4. 選択された変数 x_{ref}^k および x_{ref}^k と直接依存関係をもつ変数からなる集合 $I(x_{\text{ref}}^k)$ について、以下に従い探索を行う：

- (a) $I(x_{\text{ref}}^k)$ を決定変数、その他を定数とする個体をランダムに $n_{\text{pop}} = \gamma_{\text{pop}} \|I(x_{\text{ref}}^k)\|$ 個生成し、初期集団とする。ここで、 γ_{pop} はユーザーが与える定数である。
- (b) 探索参照点 \mathbf{x}_{ref} を親1、集団からランダムに選択した2つの個体をそれぞれ親2、親3とする。ただし、親2に関しては、集団中の各個体が n_{pop} 回に一度は必ず選択されるようにする。
- (c) 親1~3の変数要素に対して交叉 UNDX を $n_{\text{crossover}} = \gamma_{\text{crossover}} \|I(x_{\text{ref}}^k)\|$ 回適用し、 $2n_{\text{crossover}}$ 個の子個体を生成する。ここで、 $\gamma_{\text{crossover}}$ はユーザーが与える定数である。
- (d) 親1、2および子個体からなる家族の中から、2個体を選択する。ここで、一つは最良個体を選択し、もう一つはランクに基づくルーレットホイール選択により選択する。
- (e) 選択された最良個体を親1、すなわち、探索参照点 \mathbf{x}_{ref} と入れ換える。また、ルーレットホイール選択

により選択された個体を集団中の親2と入れ替える。

(f) ステップ 4a~4e を $\gamma_{\text{magg}} n_{\text{pop}}$ 回繰り返す。ここで、 γ_{magg} はユーザーが与える定数である。

5. 全ての変数が選択されるまで、ステップ 3, 4 を繰り返す。
6. 探索基準点がある一定基準以上改善されていればステップ 2へ戻る。さもなければ、探索参照点の再初期化のためにステップ 1へ戻る。
7. 終了条件が満たされるまで、ステップ 1~6 を繰り返す。

4. 実験

本節では、提案手法の有効性を検証するために、いくつかのベンチマーク関数を用いて既存の実数値 GA である UNDX+MGG との性能比較実験を行う。

4.1 設定 提案手法のシステムパラメータは、全てのベンチマーク関数において、経験的に、 $\gamma_{\text{pop}} = 5$, $\gamma_{\text{crossover}} = 1$, $\gamma_{\text{magg}} = 40$ と設定した。また、探索参照点の再初期化の条件は関数値が1%未満の改善の場合とした。

UNDX+MGG のシステムパラメータは、UNDX+MGG は常に全ての変数を同時に探索することから、提案手法において同時に探索する変数の数を関数の次元数にしたときと同じように設定した。すなわち、集団サイズを関数の次元数の $\gamma_{\text{pop}} (= 5)$ 倍、交叉回数を関数の次元数の $\gamma_{\text{crossover}} (= 1)$ 倍と設定した。

UNDX のシステムパラメータは、推奨パラメータ⁽⁷⁾である $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.35$ と設定した。

4.2 対象問題 本実験では、ベンチマーク関数として、50次元 Sphere 関数、50次元スター型 Rosenbrock 関数、50次元直鎖型 Rosenbrock 関数、50次元ループ型 Rosenbrock 関数、50次元複合型 Rosenbrock 関数、50次元 Rastrigin 関数、50次元 Schwefel 関数を用いる。

50次元 Sphere 関数は、全ての変数が独立な単峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=1}^{50} x_i^2, \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad (1)$$

50次元スター型 Rosenbrock 関数は、変数 x_1 を中心にその他の変数がスター状に依存関係をもつ単峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=2}^{50} \{100(x_1 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2\}, \quad (2) \\ -2.048 \leq x_i \leq 2.048$$

50次元直鎖型 Rosenbrock 関数は、連続する変数間に依存関係をもつ単峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=1}^{49} \{100(x_i - x_{i+1}^2)^2 + (x_{i+1} - 1)^2\}, \quad (3) \\ -2.048 \leq x_i \leq 2.048$$

50次元ループ型 Rosenbrock 関数は、ループ状に変数間の依存関係をもつ単峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=1}^{49} \{100(x_i - x_{i+1}^2)^2 + (x_{i+1} - 1)^2\} \\ + \{100(x_{50} - x_1^2)^2 + (x_1 - 1)^2\}, \quad (4) \\ -2.048 \leq x_i \leq 2.048$$

50次元複合型 Rosenbrock 関数は、スター型、直鎖型、ループ型を組み合わせた単峰性関数であり以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) =$$

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=\{3,5,\dots,19,21\}} \{100(x_1 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2\} \quad (\text{第1項}) \\
 & + \sum_{i=\{4,6,8,10\}} \{100(x_2 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2\} \quad (\text{第2項}) \\
 & + \sum_{i=\{12,14,\dots,28\}} \{100(x_i - x_{i+2}^2)^2 + (x_{i+2} - 1)^2\} \\
 & \hspace{15em} (\text{第3項}) \\
 & + \left[\sum_{i=\{23,25,\dots,29\}} \{100(x_i - x_{i+2}^2)^2 + (x_{i+2} - 1)^2\} \right. \\
 & \quad \left. + 100(x_{31} - x_{23}^2)^2 + (x_{23} - 1)^2 \right] \quad (\text{第4項}) \\
 & + \left[\sum_{i=\{32,33,\dots,39\}} \{100(x_i - x_{i+1}^2)^2 + (x_{i+1} - 1)^2\} \right. \\
 & \quad \left. + 100(x_{40} - x_{32}^2)^2 + (x_{32} - 1)^2 \right] \quad (\text{第5項}) \\
 & + \sum_{i=\{42,43,\dots,50\}} \{100(x_{41} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2\} \\
 & \hspace{15em} (\text{第6項}) \quad (5)
 \end{aligned}$$

この関数の依存関係をまとめると以下のようなものである：

- (第1項) スター型：1-(3, 5, 7, ..., 19, 20)
- (第2項) スター型：2-(4, 6, 8, 10)
- (第3項) 直鎖型：12-14-...-28-30
- (第4項) ループ型：23-25-...-31-23
- (第5項) ループ型：32-33-...-40-32
- (第6項) スター型：41-(42, 43, ..., 49, 50)

50次元 Rastrigin 関数は、全ての変数が独立な多峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=1}^{50} [10 + x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)], \quad (6)$$

$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$

50次元 Schwefel 関数は、全ての変数が独立な多峰性関数であり、以下の式で与えられる：

$$f(x_1, \dots, x_{50}) = \sum_{i=1}^{50} [418.9828873 + x_i \sin \sqrt{|x_i|}], \quad (7)$$

$-512 \leq x_i \leq 512$

4.3 結果 提案手法と従来手法である UNDX+MGG を 50次元 Sphere 関数へ適用した結果を図7, 8, 50次元スター型 Rosenbrock 関数へ適用した結果を図9, 10, 50次元直鎖型 Rosenbrock 関数へ適用した結果を図11, 12, 50次元ループ型 Rosenbrock 関数へ適用した結果を図13, 14, 50次元複合型 Rosenbrock 関数へ適用した結果を図15, 16, 50次元 Rastrigin 関数へ適用した結果を図17, 18, 50次元 Schwefel 関数へ適用した結果を図19, 20, に示す。各グラフは、独立試行10回を行ったときの集団中の最良個体の評価値の推移を示したものである。これらの実験結果より、提案手法が従来手法である UNDX+MGG よりも、効率良く最適解を発見できていることがわかる。

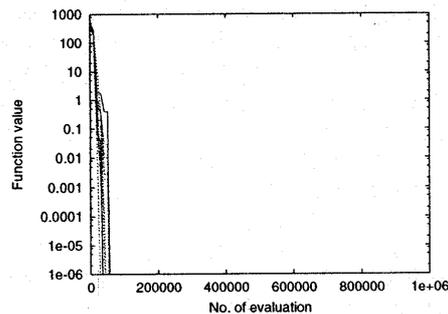


Fig. 7 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Sphere function

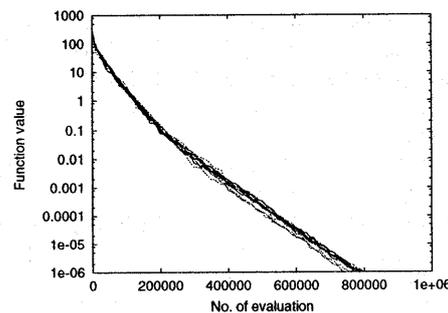


Fig. 8 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Sphere function

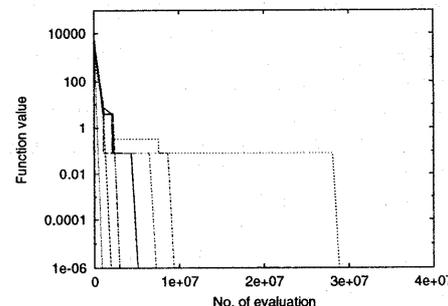


Fig. 9 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Star-type Rosenbrock function

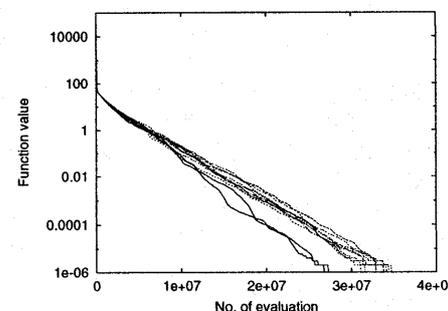


Fig. 10 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Star-type Rosenbrock function

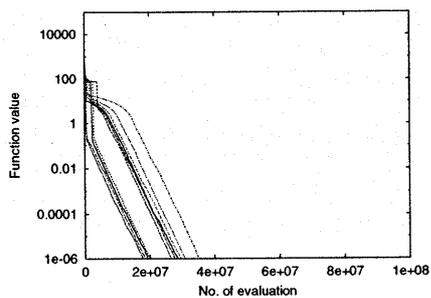


Fig. 11 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Serial-type Rosenbrock function

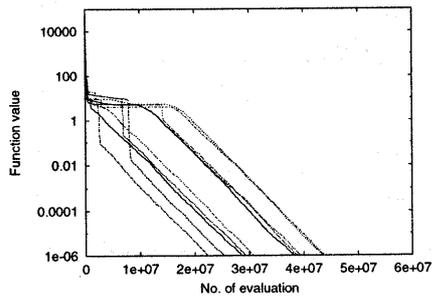


Fig. 15 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Complex-type Rosenbrock function

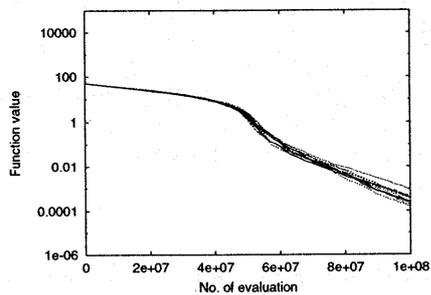


Fig. 12 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Serial-type Rosenbrock function

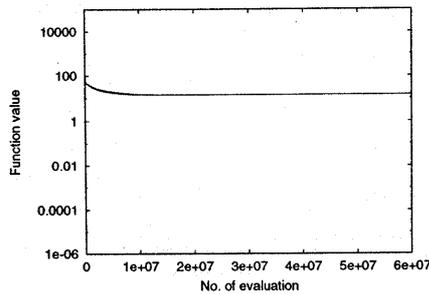


Fig. 16 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Complex-type Rosenbrock function

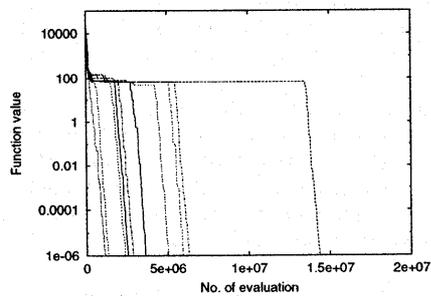


Fig. 13 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Loop-type Rosenbrock function

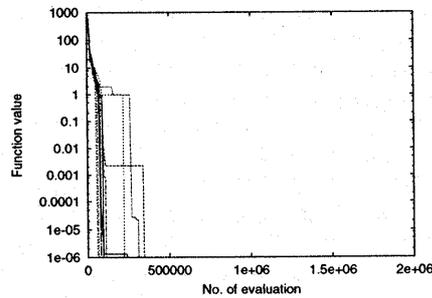


Fig. 17 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Rastrigin function

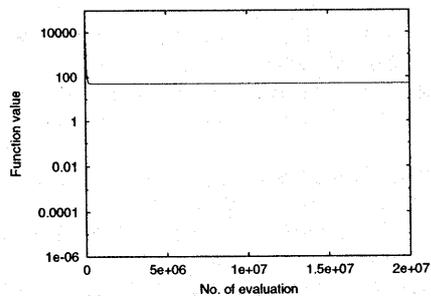


Fig. 14 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Loop-type Rosenbrock function

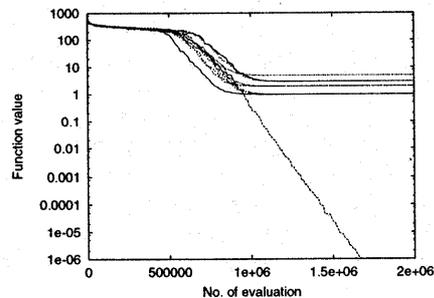


Fig. 18 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Rastrigin function

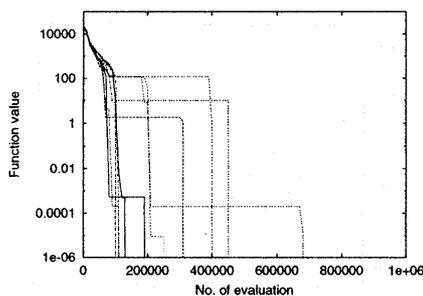


Fig. 19 Convergence curves of the proposed method on 50-dimensional Schwefel function

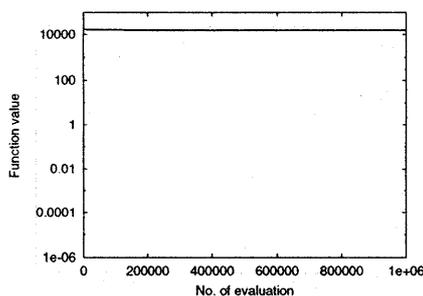


Fig. 20 Convergence curves of the conventional method (UNDX+MGG) on 50-dimensional Schwefel function

4.4 考察 50次元 Sphere 関数, 50次元 Rastrigin 関数, 50次元 Schwefel 関数は, 全ての変数が独立な関数であり, 同時に探索しなければならない変数の数は高々1である. 図7, 8より, 50次元 Sphere 関数において, 従来手法の UNDX+MGG よりも提案手法の方がかなり早く最適解を発見できていることがわかる. また, 図17~20より, 50次元 Rastrigin 関数, 50次元 Schwefel 関数において, UNDX+MGG が探索に失敗しているのに対し, 提案手法は全ての試行において探索に成功していることがわかる. これは, 提案手法が変数間の依存関係の推定に成功し, 同時に探索する変数の数を1として探索を行い, 問題を簡単にすることに成功したためと考えられる. 50次元 Rastrigin 関数は, さらに集団サイズを大きくすれば UNDX+MGG でも解決可能な問題であるが, 提案手法は同時に探索する変数の数を減らすことにより少ない集団サイズでも探索に成功したものと考えられる. Schwefel 関数は, 最適解の遠方に有力な局所解が存在する騙し構造をもつ関数である. そのため, 次元が高くなるほど「騙し」がきつくなるため, 非常に解決が困難となる. 50次元 Schwefel 関数において, 従来手法は, 最適解(ここでは, 10^{-6} を最適解としている)を求めることに失敗している. これは, 全ての変数間において依存関係が存在すると仮定して, 50変数を同時に最適化したため, 「騙し」がきつくなり探索に失敗したものと考えられる. これに対し, 提案手法は速やかに最適解に向かって収束することに成功している. これは, 提案手法が変数間の依存関係の推定に成功し, 各変数を独立に探索できたためと考えられる. すなわち, 「騙し」を軽減して探索を行ったためと考えられる.

50次元スター型 Rosenbrock 関数, 50次元直鎖型 Rosenbrock 関数, 50次元ループ型 Rosenbrock 関数, 50次元複合型 Rosenbrock 関数は, 変数間に依存関係をもつ関数であるが, 全ての変数間に依存関係が存在するわけではない. 図9~16より, UNDX+MGG よりも提案手法の方がより早く高い確率で

最適解を発見できていることがわかる. これは, UNDX+MGG が実際には存在しない依存関係を仮定して, 全ての変数を同時に最適化しているため, 莫大な探索空間を探索しているのに対し, 提案手法は必要最小限の変数について同時探索を行うことにより, 探索空間の大きさの削減に成功したためと考えられる. 特に, 50次元直鎖型 Rosenbrock 関数と50次元ループ型 Rosenbrock 関数においては, 同時に探索する必要がある変数の数は高々3であることから, 提案手法ではこの情報を使うことにより, 効率的に探索を進めることができたと考えられる.

5. おわりに

本論文では, 変数間の依存関係の有無の推定し, その情報を利用してことにより効率的に探索を行う実数値 GA を提案した. また, いくつかのベンチマーク関数を通じて, 提案手法が変数間の依存関係の有無を正確に推定し, その情報を用いて従来手法よりも効率的に良好な解を探索できることを確認した.

提案手法により従来よりも大規模な関数最適化問題を解決することが可能になることから, 今後の課題としては, 従来手法では困難であった複雑なランドスケープをもつ大規模ズームレンズ設計問題などに適用して, 提案手法の実問題における有効性を検証したいと考えている. また, PC クラスタ上に並列分散実装することにより, 提案手法を高速化することも今後の検討課題である.

参考文献

- (1) D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company Inc., 1989.
- (2) F. Herrera, M. Lozano and J. L. Verdegay, "Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis," *Artificial Intelligence Review*, 12, pp. 265-319, 1998.
- (3) F. Herrera, M. Lozano and A. M. Sanchez, "A Taxonomy for the Crossover Operator for Real-Coded Genetic Algorithms: An Experimental Study," *Technical Report #DECSAI-02-07-02*, 2002.
- (4) M. Munetomo and D. E. Goldberg, "Linkage identification by non-monotonicity detection for overlapping functions," *Evolutionary Computation*, vol. 7, no. 4, pp. 377-398, 1999.
- (5) I. Ono, S. Kobayashi and K. Yoshida, "Optimal lens design by real-coded genetic algorithms using UNDX," *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 186, pp. 483-497, 2000.
- (6) S. Tsutsui and D. E. Goldberg, "Simplex Crossover and Linkage Identification: Single-Stage Evolution VS. Multi-Stage Evolution," *Proc. 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC'02)*, 2002, pp.974-979.
- (7) 小野, 小林, "単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化," *人工知能学会誌*, vol. 14, no. 6, pp. 1146-1155, 1999.
- (8) 小野, 山村, 喜多, "実数値 GA とその応用," *人工知能学会*, vol. 15, no. 2, pp. 259-266, 2000.
- (9) 喜多, 小野, 小林, "実数値 GA のための正規分布交叉に関する理論的考察," *計測自動制御学会論文集*, vol. 35, no. 11, pp. 1333-1339, 1999.
- (10) 喜多, 山村, "機能分担仮説に基づく GA の設計指針," *計測と制御*, vol. 38, no. 10, pp. 612-617, 1999.
- (11) 喜多, 小野, 小林, "実数値 GA のための正規分布交叉の多数の親を用いた拡張法の提案," vol. 36, no. 10, pp. 875-883, 2000.
- (12) 木村, 小野, 喜多, 小林, "交叉の設計指針に基づく UNDX の拡張 ENDX の提案と評価," *計測自動制御学会論文集*, vol. 36, no. 12, pp. 1162-1171, 2000.
- (13) 佐藤, 小野, 小林, "遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価," *人工知能学会誌*, vol. 12, no. 5, pp. 734-744, 1997.
- (14) 樋口, 山村, "実数値 GA におけるシンプレクス交叉の提案," *人工知能学会論文集*, vol. 16, no. 1, pp. 147-155, 2001.