

超立方体交叉手法を用いた Differential Evolution の提案

大 場 和 久

日本福祉大学 健康科学部

串 田 淳 一

広島市立大学大学院情報科学研究科

A Proposal of Hypercube Crossover Method on Differential Evolution

Kazuhisa Oba

Faculty of Health Sciences, Nihon Fukushi University

Jun-ichi Kushida

Faculty of Information Sciences and Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University

Abstract: Differential Evolution (DE) is a global optimizer for solving real parameter optimization. DE is effective for many problems and has a few control parameters to be set. The child vectors can exist in a range wider than the range of the parent vectors, as the parent vectors are generated by differential operations. The search range becomes narrower as the range of population of individuals becomes narrower. So DE can search globally at an earlier stage of the search and can search locally at a stage in which the range of population of individuals is narrow. In this paper, we propose the Hypercube Crossover Method (HCM), which does not depend on U-valley direction. The proposed method sets positions of the parents to the hypercube diagonal position, and a child is generated on the vertex position of the hypercube. This will enable the DE algorithm to search in the perpendicular direction to the U-valley. The performance of the proposed method is evaluated by numerical experiments, and the experimental results are considered from the viewpoint of the variety of the individuals population. Finally, future work is discussed.

Keywords: differential evolution, real-valued function optimization, characteristics preservation, UV-structure, hypercube crossover method 差分進化, 進化計算, 実数値関数最適化, 形質遺伝, UV 構造, 超立方体交叉

1. はじめに

関数最適化と呼ばれる連続的な実数値関数の最適化問題において, 実数値 GA (Real-coded Genetic Algorithms) や Particle Swarm Optimization (PSO) など, 個体群を用いた確率的な多点探索アルゴリズムが多く提案されている^{1,2,3)}. 本学において, 情報社会科学部では, 「人工知能論」の中で多点探索アルゴリズムを学

び, それを卒業研究に応用する学生も見られた. 健康科学部では, 福祉工学科健康情報専攻において, 学生は, アルゴリズムの基礎, 計算量の評価方法について学んでおり, 多くの情報があふれる「情報爆発」次代を担う技術者として, 多項式時間で解探索が困難な問題に触れておく意義は深い. 多点探索アルゴリズムを用いた最適化問題は理論的研究だけでなく, レンズ系設計問題, ファッ

ション・コーディネートの意思決定支援などの実用システムへの応用もなされており^{4,5)}、大学での教育プログラム、病院での治療プログラムへの応用も期待できるといっても、日本福祉大学健康科学部との接点がある。

実数値 GA はこれまでに、両親の形質遺伝についての数値的解析、形質遺伝や世代交代モデルの提案など多くの研究が行われている^{1,6)}。

Storn, Price により提案された Differential Evolution (DE)^{7,8)} は、実数値 GA や PSO と同様に関数最適化を目的としている。パラメータの自動調節を目的とした研究^{9,10)}、関数の評価回数削減を目指した研究^{11,12,13)}、高次元関数への適用¹⁴⁾など、日本でもここ数年の間いくつかの報告がなされているが、差分変位、交叉に関する形質遺伝の数値的解析の研究は少ない¹⁵⁾。

DE の差分操作により生成される親ベクトル (以下、差分変位親ベクトル) の存在領域は、個体集団の存在領域を外側に拡張したもとなる。差分変位親ベクトルと世代交代の対象となる親ベクトル (以下、対象親ベクトル) を交叉させてできる子ベクトルも同様に、個体集団の存在領域を外側に拡張した領域に存在し得る。しかし、特定の座標軸方向での散らばりが無い場合、差分によっても交叉によってもその軸方向での探索ができなくなる。これは、UV 構造を持つ関数⁶⁾で、U 谷が座標軸に垂直もしくは垂直に近い場合、その軸方向での探索ができなくなり谷の外部の探索ができないことを意味している。UV 構造とは裾野の広い U 状の谷、最適解を含む裾野の狭い V 状の谷を持ち、多点探索において U 谷に初期収束しやすい構造のことである。

本研究では、UV 構造を持つ関数に適用可能な対象親ベクトルと差分変位親ベクトルを対角頂点とする超立方体を基本とする超立方体交叉手法 (HCM: Hypercube Crossover Method) を提案するとともに、これまでの研究で明らかにされてこなかった形質遺伝について考察する。一般的な交叉方法では、交叉対象となる二つの親の位置関係が子への形質遺伝に影響を与える。提案する HCM では両親の位置関係によらず、両親間の距離が大きければ広い範囲の形質遺伝が行われるという特徴を持つ。

2 DE の概要

DE は実数値空間での関数最適化を対象とした、個体群を用いた確率的な多点探索アルゴリズムである。親個

体を選択し、交叉させることで子個体を生成する点など、GA との共通点も多い。DE では DE/base/num_pair/cross のように表記し、その特徴を表す。base は差分操作時の基本個体の選び方、num-pair は差分の際に選ばれる個体対の数、cross は交叉方法で、DE/rand/1/bin のように表記する。DE/rand/1/bin は、DE であること、差分変位親ベクトルを作る際に元となる基本個体をランダムに選ぶこと、差分を取る際に選ばれる個体対が 1 であること、交叉方法が一様交叉であることを示す。

以下に、 N_D 次元の実数値空間、 N_P 個の個体 x_i ($i = 1, 2, \dots, N_P$) を与えた場合の、個体の選び方がランダム、差分を取る際に選ばれる個体対が 1、交叉の際の対象親ベクトルの遺伝子の長さの決定方法が指数的な二点交叉である DE/rand/1/exp アルゴリズムを示す。

(S1) N_P 個の個体を、各次元の定義域においてランダムに生成して世代 $g = 1$ とする。また、最終世代、収束の条件を終了条件に設定する。

(S2) 各個体の関数値を計算する。

(S3) 差分変位親ベクトル v_i を生成する。

(S3-1) 対象親ベクトル x_i とは異なる 3 個体 $x_{P_1, i}$, $x_{P_2, i}$, $x_{P_3, i}$ を同じ個体が重ならないようにランダムで選択。

(S3-2) 次式によって差分変位親ベクトル v_i の生成。ここで S は差分の伸縮を表すスケーリングファクタである。

$$v_i = x_{P_1, i} + S (x_{P_2, i} - x_{P_3, i}) \quad (1)$$

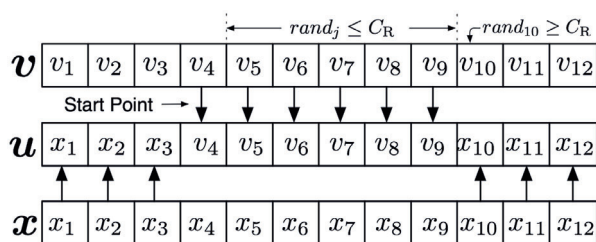


図 1 $N_D = 12, l = 5$ の場合の二点交叉

(S4) 両親の交叉によって子ベクトル u_i を生成する。最初に交叉の始点を決める。つぎに、繰り返し発生させた 0 から 1 の大きさの乱数が連続で交叉率 C_R 以下である回数を l として、始点を含めて $(l + 1)$ 個目までの要素を交叉により交換する。このとき、第 N_D 要素が $(l + 1)$ 個の中に含まれた場合は、第 1 要素に戻って同様の操作を続ける。子ベクトルの成分として、始点を含めて $(l + 1)$ 個の差分

変位親ベクトル v_i の成分が用いられ、それ以外の $(N_b - (l + 1))$ 個の成分は対象親ベクトル x_i の成分が用いられる。図 1 に DE の二点交叉の概要を示す。

- (S5) 対象親ベクトル x_i と子ベクトル u_i の関数値を比較し、良い方を次世代の x_i として残す。
- (S6) 終了条件を満たしていなければ、 $g = g + 1$ として S3 に戻る。

3 DE の特徴と交叉の問題点

3.1 差分変位と形質遺伝

DE では、差分操作によって親個体集団の存在領域の外側に拡張した領域に差分変位親ベクトルが生成され、子ベクトルの存在範囲が親個体集団よりも広がることで大域的探索を可能にしている。実数値 GA においても、BLX-⁶⁾ や Unimodal Nomal Distribution Crossover (UNDX)¹⁾ などは交叉の際に親個体集団の大きさに応じた探索を行うことで良好な結果が得られている。

BLX- は両親で作られるベクトルの各軸成分を倍した超直方体内部にランダムに子を生成する。しかし、超直方体の内部で一様分布に子が生成される点に、両親の形質を遺伝していないという問題が指摘されている。UNDX などの正規分布交叉方法は、両親の形質遺伝を正規分布により決定する手法である。両親に似ている子が生成されやすく、両親を結ぶ領域外も一定確率で探索することで、個体集団の外側の探索を行いつつ両親の形質を遺伝する子の生成を可能としている。

DE は差分操作により、子の分布を近似的に正規分布にしたがわせることができる。集団サイズが大きい

ときには、集団の分布に関わらず、標本平均と真の平均の差は近似的に正規分布にしたがうことが、中心極限定理として知られている。正規乱数を計算機で生成する場合、12 個の一様乱数を用いて近似的に求める方法が使われてきた。個体 6 対を用いて差分操作を行えば、正規乱数を近似的に作成する手法と等価となり、差分変位親ベクトルは基本ベクトルを中心とした近似的な正規分布となる。

実際には DE の差分生成に個体 6 対が使用されることはほとんどなく、1 対の個体でも良好な探索を行うことができている。子ベクトル生成に必ずしも厳密な正規分布が必要というわけではなく、親の形質を強く遺伝する子が生成され易く、親に似ない子の生成も一定程度の確率で行われることが解の効率的探索に役立つと考えられる。差分生成に 1 対の個体を使用する場合、差分変位親ベクトルの分布は基本ベクトルを中心とした三角分布となり、集団としての差分変位親ベクトルの分布は親個体集団の重心を中心とした正規分布に近くなる。

$[-1.707, 1.707]$ の区間で 10,000 個の親個体集団を一様分布で与え、スケーリングファクタ $S = 1.0$ で差分変位親ベクトルを生成したときの度数分布を図 2 に示す。図 2 では度数分布のデータ区間を 0.2 としたので、親個体集団は理論上、幅 3.414、高さ 586 の一様分布となる。このとき、差分変位親ベクトルの分散は $\sigma^2 = 2.91$ と計算できる。図中の実線は分散 $\sigma^2 = 2.91$ のときの正規分布であり、差分変位親ベクトルの分布と近いことがわかる。

差分変位親ベクトルの分布の広がり、 S によって変化し、 S が小さいほど分布が狭く、差分変位親ベクトルは基本ベクトル近傍に生成される。

DE では差分変位親ベクトルの座標の少なくとも一つの成分は子に引き継がれ、交叉率が $C_R = 1.0$ では、差分変位親ベクトルがそのまま子ベクトルとなる。交叉率 C_R が大きいほど、子ベクトル生成に差分変位親ベクトルの軸成分から多く選択され、より強く差分変位親ベクトルの形質が遺伝される。DE では基本ベクトルを中心として分布する差分変位親ベクトルと、対象親ベクトルとの交叉によって子を生成する手法と捉えられる。 S が 0 に近いほど差分変位親ベクトルの分布の広がりが狭くなり、 C_R が 1 に近いほど差分変位親ベクトルの選択割合が大きくなるので、基本ベクト

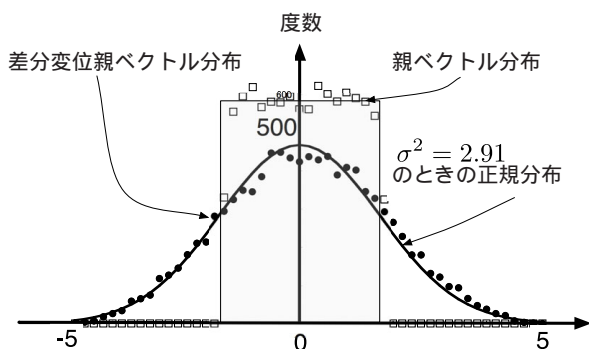


図 2 $S = 1.0$ での第一世代目の親個体集団、生成された差分変位親ベクトルの分布

ルの形質が子ベクトルに引き継がれ易くなる。しかし、形質を強く遺伝するように制御変数を設定すれば、領域の網羅的な探索を行うことができなくなり、最適解の発見に失敗することが多くなる。ここで網羅的とは、子ベクトルが生成される範囲全体をくまなく探索できることである。

引き継がせるべき親の形質を中心として、中心部ほど多く、周辺ほど少なく個体を分布させるという点で、DE は UNDX や UNDX-m¹⁷⁾ と類似している。ただし、UNDX では両親の midpoint, UNDX-m では複数の親の重心位置を中心とした正規分布であるのに対し、DE では主親としての基本ベクトルを中心とした分布であること、また、その後に対象親ベクトルとの交叉を行う点が異なっている。

3.2 DEの交叉と問題点

DEの交叉では、両親を対角の頂点とし、各辺が軸に平行な超立方体の頂点に子を生成する。図3に2次元の場合の親子の位置関係を示す。両親の各次元の成分が大きく異なる場合には親から離れた場所に子が生成される。図3右の例に見られるように x_2 成分の値が近い場合は、両親間が離れていても子の生成位置は親の近くとなる。Priceらが指摘しているように、親の軸成分が一致していると、子は親の複製となり交叉は意味をなさなくなる。問題解決の方法として⁸⁾、では超立方体内部にランダムに子を生成する方法、差分操作のために選ぶ3個体 $x_{P_1, i}$, $x_{P_2, i}$, $x_{P_3, i}$ の順を入れ替える方法が紹介されている。後者は、基本ベクトル $x_{P_1, i}$ を中心に $\angle 4$ 回転させた空間を考慮することにより、差分変位親ベクトルとして新たに2点を加えるものとなっている。

騙し構造であるUV谷を持つ関数、特にU谷に垂直もしくは垂直に近い座標軸がある場合、個体全てが裾野の広いU谷の局所探索を行うと、裾野の狭いV谷にある最適解を探索できなくなる。差分変位親ベクトルと対象親ベクトルのみが座標軸に垂直に並び、他の個体はその座標軸に対して適当な散らばりがある場合を想定した⁸⁾では、全ての個体がU谷の局所解に初期収束するような場合に対処できない。基本ベクトルを中心 $\angle 4$ 回転させた空間を考えた手法も、回転の方向と角度を $\angle 4$ に一定にすることにより計算を簡単にしているため、回転させた後の空間でU谷方

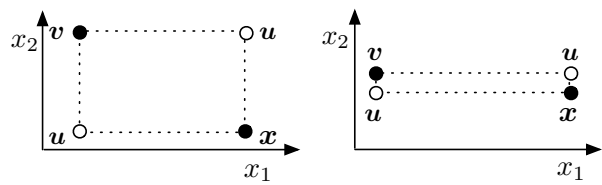


図3 交叉による親ベクトルと子ベクトルの位置関係

向が軸に垂直に近くなれば回転の意味はなくなる。

4 超立方体交叉手法 (HCM: Hypercube Crossover Method) の提案

DEに限らず実数値GAでも、U谷に垂直な座標軸が一つでもあると、探索序盤で個体集団がU谷に沿って初期収束を起し、その軸方向での探索ができなくなる。悪スケール性、次元数が多いなど、U谷が座標軸と垂直に近くなりやすい要因はいくつか考えられる。U谷と座標軸とが完全に垂直でなくとも、垂直に近ければその座標軸に沿った探索能力が損なわれるため、V谷の最適解を探索することが難しくなる。

本研究では両親の座標を超立方体の対角の頂点と考え、超立方体の頂点に子を生成することで、座標系に対する両親間の角度に依存しない超立方体交叉手法 (HCM: Hypercube Crossover Method) を提案する。提案手法はU谷に沿って初期収束をしても、U谷の方向に関わりなく谷の外側を探索することが可能である。個体群を用いた確率的な多点探索アルゴリズムでは、個体集団の散らばりが大きく広範囲での探索が必要な探索序盤と、個体集団が収束に向かい局所探索が必要な段階に分けて考えることができるが、本手法は探索序盤の谷状の初期収束の回避に有効である。また、後述するように集団が完全に収束すると超立方体の計算ができないため、両親間の距離が関数の定義域の広さの一定の割合以下の場合には通常の交叉方法を取ることとする。

図4に2次元の場合の提案手法の概念図を示す。図4からわかるように超立方体の一辺の大きさは、座標軸と両親間の角度に依存せず、両親間の距離のみで決定される。

超立方体の各辺に平行な超立方体を形作る直交基底ベクトルを e_j ($j=1, 2, \dots, N_b$), a_j を e_j を求めるための補助基底ベクトル, b_j を a_j から Gram-Schmidt の直交化法で計算される補助正規直交基底ベクトルとすると、両親を対角の頂点とする超立方体は以下のように求めるこ

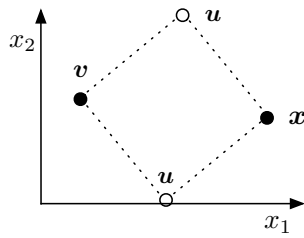


図4 2次元の場合のHCM交叉の概念図

$$u = x + (0 + 0 + 0 + e_4 + e_5 + e_6 + e_7 + e_8 + e_9 + 0 + 0 + 0)$$

Start Point ← $rand_j \leq C_R$ → $rand_{10} \geq C_R$

図5 HCMによる二点交叉

とができる。

なお、直交規定ベクトルを求める計算は個体番号 i に関わりがないので、ここでは x, v, u, e について簡単のため添字 i を表記しない。

(H1) 求める直交基底ベクトルの成分 $j=1$ とし、差分変位親ベクトル v と対象親ベクトル x との差 ($v-x$) を補助基底ベクトル a_j に代入する。 v と x との距離が一定値以下の場合には局所探索が必要な段階と見なして、通常の交叉アルゴリズムに移行する。

(H2) a_m ($0, m=j+1, \dots, N_b$) をランダムに与え、 $b_n = a_n / |a_n|$ ($n=1, \dots, j$) とする。Gram-Schmidtの直交化法により、 $j+1, \dots, N_b$ 番目の補助直交規定ベクトル要素 b_m を順次求める。

(H3) e_j を (2) 式によって求める。

$$e_j = \frac{\sum_{k=1}^{N_b} b_k |v-x| / \sum_{k=1}^{N_b} e_k}{N_b - (j-1)} \quad (2)$$

(H4) $j=j+1$ とする。(3) 式によって、求めた超立方体を作る直交基底ベクトルを補助基底ベクトル a_j に代入する。 $j=N_b$ でなければ H2 に戻る。

$$a_j = \frac{(v-x) - \sum_{k=1}^{j-1} e_k}{N_b - (j-1)} \quad (3)$$

個体集団が収束しているとき v と x との距離は 0 となる。このとき、 $(v-x)$ は零ベクトルであり、H2 において補助正規直交基底ベクトル b_k を求めることができない。したがって、両親間の距離が関数の定義域の広さの一定の割合以下の場合には、従来の交叉方法を行うこととする。

2章で述べた DE のアルゴリズムの S4 ステップを以下の S4' に置き換えることで、超立方体交叉が可能となる。

(S4') 両親の超立方体交叉によって子ベクトル u を生成する。超立方体交叉の様子を図5に示す。最初に交叉の始点を決める。つぎに、繰り返し発生させた 0 から 1 の大きさの乱数が連続で交叉率 C_R 以下である回数を l として、始点を含めて $(l+1)$ 個の超立方体を作る直交基底ベクトル e_j を対象親ベクトル x に加えることで、子ベクトル u を生成する。このとき、第 N_b 番目の直交基底ベクトルが l 個の中に含まれた場合は、第 1 番目に戻って同様の操作を続ける。

図5のHCMにおいて直交基底ベクトル e_j の全てが選択された場合、通常のDE交叉と同様に子ベクトルは差分変位親ベクトル、全てが選択されない場合には子ベクトルは対象親ベクトルとなる(アルゴリズムの上では必ず1成分は選択される)。HCMでは、両親からのハミング距離のうち短い距離の分だけ両親の軸成分と異なる場所に子を作る。そのため、両親の形質を均等に受け継ごうとする交叉が行われると、どちらの親の形質も受け継ぐことができなくなり、収束が遅くなる。つまり、HCMは片親のみから形質を遺伝するアルゴリズムに適した手法と言える。DEで使用されることの多い指数的な二点交叉の場合、交叉率の大きさによらず、両親から同じような割合で形質を引き継ぐ個体は少なく、両親のどちらかの形質を強く引き継ぐ。このことから、HCMは指数的な二点交叉と合わせて使用することによってより効果的であると考えられる。

5 実験と考察

5.1 実験設定

提案するHCMを用いたDEと通常の交叉を用いたDE(以下、SDE: Simple Differential Evolution)との比較実験を行う。座標軸に垂直なU谷を持つUV構造を有するテスト関数 f_1 、変数間依存のあるRosenbrock関数 f_2 において、最適解発見の割合、収束性、子ベクトルの生成位置の比較を行った。

関数 f_1 、関数 f_2 いずれの場合もHCM、SDEともに、交叉率は $C_R = 0.9$ とし、最適解との誤差が 1×10^{-6} 以下となった場合に最適解に達したとみなした。両親間の距離が各次元の定義域の $1/10$ 以下となった

とき、通常の交叉方法への切替える。関数 f_1 の場合、切替条件は $|v - x| \leq 5$ となる。

関数 f_1 では、個体数 $N_p = 100$ 、世代数 $g = 2000$ 、スケールングファクタは SDE で $S = 0.9$ と $S = 2.0$ の 2 種類、HCM で $S = 0.9$ とした。関数 f_2 では、個体数 $N_p = 100$ 、世代数 $g = 3000$ で収束性を評価し、初期収束回避能力を評価するために個体数 $N_p = 10$ 、世代数 $g = 10000$ の 2 通りのパラメータを与えて実験を行った。なお、本実験では、「誤差が 1×10^{-6} 以下」となった場合に、最適解を探索できたと考え、探索を打ち切る。

差分変位親ベクトルや子ベクトルを生成する際に定義域に収まらなかった場合、定義域を越えた次元について個体の持つ値に近い端点に移動して処理を行った。そのような個体を致死個体として差分変位や交叉をやり直す方法などがあるが、定義域に収まっている他の次元の要素については個体の形質を遺伝していると考え、本論文では端点に移動した。

5.2 テスト関数

実験では以下に示す次元数 10 のテスト関数を用いた。

$$f_1 = - \prod_{j=2}^{N_d} \left[\frac{1}{N_d} \exp\left(-\frac{x_j^2}{10000}\right) \right] - \exp\left(-\frac{1}{100} x_1^2\right) - \exp\left[-1000(x_1 - 10)^2\right] \quad (4)$$

定義域： $-25 \leq x_1 \leq 25$

最適解： $x_1 = 9.999963$, $x_j = 0 (j = 2, \dots, 10)$ のとき、
 $f_1 = -2.267881$

$$f_2 = - \prod_{j=2}^n \left[100(x_1 - x_j^2)^2 + (1 - x_j)^2 \right] \quad (5)$$

定義域： $-2.048 \leq x_1 \leq 2.048$

最適解： $x_j = 1 (j = 1, 2, \dots, 10)$ のとき、
 $f_2 = 0$

f_1 は本研究で用意した UV 構造を持つテスト関数で、図 6 のように x_1 軸に垂直に裾野の広い U 谷があり、U 谷の傾斜の途中で裾野の狭い V 谷を持つ。U 谷内の傾斜は緩いため、U 谷の解への収束は U 谷へ

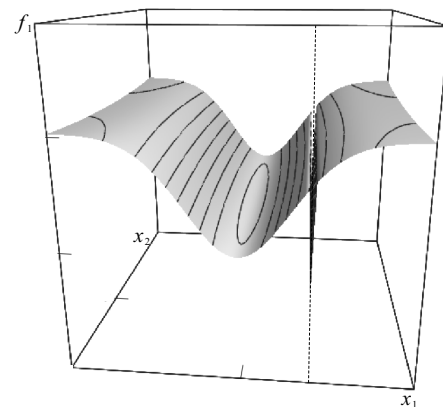


図 6 UV 構造を持つテスト関数 f_1

の収束と比べて遅く、U 谷に沿って個体が並び易い構造となっている。V 谷の裾野では U 谷の解よりも良い解の存在範囲は狭く、V 谷の個体よりも U 谷の個体の方が評価値が良くなることが多い。したがって、U 谷に初期収束を起こし、そのまま U 谷の解へと収束する騙し構造となっている。 f_1 は提案手法の効果を検証するために用意した。なお、U 谷の局所解は厳密には $x_j = 0.0 (j = 1, 2, \dots, 10)$ とはならないが、(4) 式右辺の第 3 項は $x_1 = 0$ のときには、「誤差が 1×10^{-6} 以下」であり 0 とみなすことができるため、U 谷の局所解は $x_j = 0.0 (j = 1, 2, \dots, 10)$ のとき、 $f_1 = -1.9$ であると考えて良い。

f_2 は Rosenbrock 関数で変数間の依存が強いいため、変数が単独で変化してもより良い解は得られない。最適解は $x_j = 1 (j = 1, 2, \dots, 10)$ であるが、大域探索がなされないと $j > 1$ 以外の変数で -1 に収束することがある。 $N_p = 100$ の実験では HCM と SDE との収束の速さを比較し、 $N_p = 10$ の実験では探索性能の違いについて比較する。

5.3 実験結果と考察

実験は同一のパラメータで 20 回行った。結果のグラフは各試行で最良個体 20 試行の平均値、最適解に到達した試行の平均値を示している。

図 7 に HCM と SDE の f_1 の関数値と最適解との誤差を示す。提案手法では全ての試行で最適解を発見でき、世代を重ねることで誤差は小さくなっている。 $S = 0.9$ の SDE では 20 試行中 10 試行が最適解に収束している。最適解を発見できなかった 10 試行については U 谷の解に収束しているため、最良値の誤差平

均の高い値を保ったままになっている。S=2.0のSDEでは、20試行中14回、最適解に到達している。

最適解発見試行の最適解発見平均世代はHCMで1264世代、S=0.9のSDEで365世代、S=2.0のSDEで1495世代である。最適解発見試行のグラフから、収束性についてはS=0.9のSDEが優れており、HCMは1200世代程度まではS=2.0のSDEと収束の速さに大差はないが、1300世代付近を境にS=0.9のSDEと同程度の収束の速さとなりSDEのS=2.0よりも早い世代で最適解を発見できていることがわかる。これは、1300世代付近を境に個体集団の広がり小さくなり、両親間の距離が定義域の1/10以下となることで、HCMのアルゴリズムがS=0.9のSDEのアルゴリズムと等価になることによる。

HCMでは通常のDE交叉と比べて形質遺伝が弱まり、その結果として収束が遅くなる。言い換えると、HCMはU谷の方向に依存しない探索を可能とするため、SDEと比べて広い探索をしており、そのために収束が遅くなっている。本実験の結果からも、HCMの形質遺伝の弱さ、探索範囲の広さによる収束の遅さがうかがえる。関数の形状が単純であるほど、形質遺伝の強さが収束の速さに影響を及ぼす。指数的な二点交叉の場合は両親のどちらかの形質を強く引き継ぐため、外観の形状が単純な f_1 であっても、収束の速さが数倍程度に収まっていると考えられる。

SDEではスケールングファクタの値を大きく取ると探索範囲を広げることができ探索性能が向上するが、 f_1 のようなUV構造を持つ関数ではスケールングファクタSの調整だけでは解決できないことが実験結果からわかる。

HCMとS=0.9のSDEの個体集団と子ベクトルの x_1, x_2 の座標位置を図8, 図9に示す。図8, 図9ともに世代数は50世代、左側が個体集団、右側が子ベクトルの位置を表す。

HCM, SDEのどちらの手法でも50世代目では $x_1=0$ にあるU谷に初期収束している。UV構造を持つ関数では、U谷と比べてV谷が狭いため、探索初期段階で子個体はU谷に生成され易く、U谷を中心とした探索となる。谷が軸に平行に近い方向で存在する場合、通常のDEの交叉ではU谷から脱することができず、最適解に至らない。HCMは軸の方向に限らず、対象親ベクトルと差分変位親ベクトルを対角頂

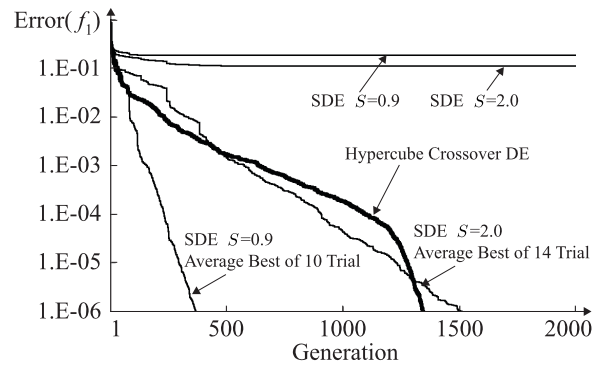


図7 S=0.9, 2.0の時のHCM, SDEでの関数 f_1 の誤差

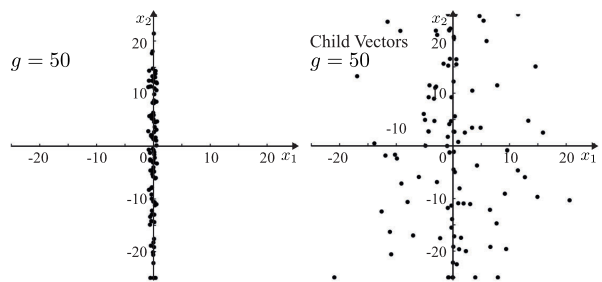


図8 HCMによる50世代目の個体集団(左図)とその子集団(右図)

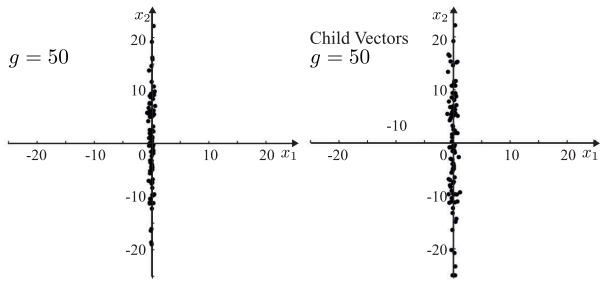


図9 S=0.9のときの、SDEによる50世代目の個体集団(左図)とその子集団(右図)

点とする超立方体の頂点に子ベクトルを生成するため、全ての個体がU谷にあっても探索がU谷に集中し辛く、UV構造を持つ関数に対しても最適解を発見し易い。

図9右図からわかるように、DEの性質上、SDEでは子ベクトルを $x_1=0$ 付近にしか作れず、 x_1 軸方向の探索ができない。一方、HCMでも $x_1=0$ に沿って初期収束しているが、 x_1 軸に垂直方向での散らばりがあるため、図8右図の用に x_1 軸方向にも探索できている。その結果、この実験では64世代目でV谷の点を発見している。図10は、この実験の70世代目で

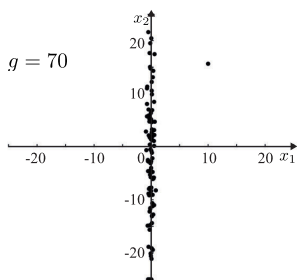


図 10 HCM による 70 世代目の個体集団

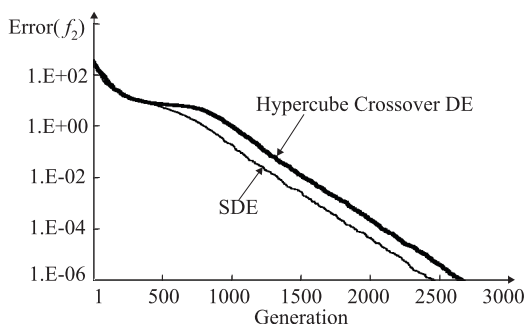


図 11 $N_p = 100$ の時の HCM, SDE での関数 f_2 誤差

あり、V 谷に個体が存在していることがわかる。S の調整では x_1 方向の探索はできず、 $S = 2.0$ の場合も図 9 とほぼ同様の結果となる。U 谷の解より良い V 谷の点が差分変位ベクトルを生成する際に選択されることで、V 谷上の個体が次第に増える。全ての個体が V 谷に移動した後は、V 谷を中心とした探索となる。HCM では全ての個体が V 谷上に移動してから x_1 軸方向の探索を行うため、HCM では $S = 0.9$ の SDE と比べて収束が遅くなる。

図 11 に関数 f_2 に対して 100 個体で行った実験結果を示す。HCM, SDE のどちらも 20 試行全てにおいて最適解を発見できており、HCM では平均 2419 世代、SDE で平均 2382 世代で最適解に到達している。関数 f_2 でも収束の速さに違いが見られるが、関数 f_1 の場合と比べるとその差は小さくなっている。

図 12 は関数 f_2 に対して 10 個体で行った実験結果である。個体数が少ないと HCM, SDE のどちらの場合も、探索は難しくなるが収束は速くなっていることがわかる。収束が速くなることに関しては、一定の関数評価回数の中で対象親ベクトルとして選択される回数が 10 倍となり、進化がより速く進むことに起因していると考えられる。HCM, SDE の手法の違いによる収束の速さの違いはみられないが、各試行のばら

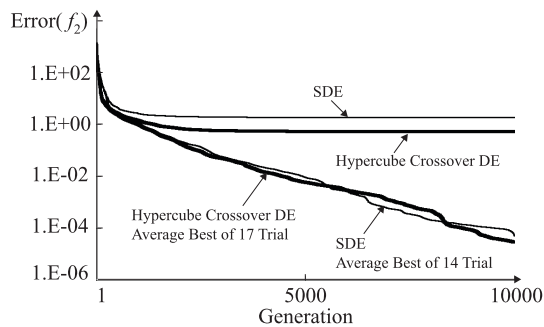


図 12 $N_p = 10$ の時の HCM, SDE での関数 f_2 の誤差

つきは 100 個体の実験結果と比べて初期個体集団の与え方による差が大きかった。20 試行中最適解に到達した回数は HCM が 17 回、SDE が 14 回と若干の違いが認められた。関数 f_2 では (5) 式右辺の内の第一項の影響が大きく、 $x_1 - x_2^2 = 0$ に沿って谷が形成されており、関数 f_1 のように谷が特定の軸に垂直となっていない。そのため、探索範囲の広さと収束の速さに大きな違いがみられない。

6 おわりに

本研究では UV 構造を有した関数で U 谷が座標軸に対して垂直に近くなる場合の DE の問題点を指摘し、それを解決するための HCM を提案し、その有効性を実験により確認した。また、両親の形質を遺伝する実数値 GA とは異なり、DE の片方の親の形質を遺伝することを示した。両親の形質が同じような比率で遺伝するアルゴリズムで HCM を利用すると、親の形質がほとんど遺伝されなくなるため、HCM は DE に特化した手法であると言える。HCM は両親間の座標軸に対するベクトル方向に依存しない交叉を可能としており、個体集団が谷状に初期収束した場合に谷の方向に関わりなく安定した探索ができる。確率的な多点探索では大域探索と収束の速さのトレードオフの関係にあり、従来、さまざまな解析が行われてきた。HCM を SDE と比較した詳細な解析が今後の課題として残されている。

参考文献

- 1) 小野功, 佐藤浩, 小林重信: 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)
- 2) 佐藤浩, 小野功, 小林重信: 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

- 9 誌, Vol. 12, No. 5, pp. 734-744 (1997)
- 3) J. Kennedy and R. C. Eberhart: Particle Swarm Optimization; Proc. IEEE ICNN' 95, pp. 1942-1948, Nov., (1995)
- 4) 田中雅晴, 秋本洋平, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 2 段階 GA “ Solid EMO ” によるレンズ系設計; 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 3D, pp. 193-204 (2008)
- 5) 串田淳一, 大場和久, 亀井且有: 対話型 Differential Evolution によるファッショニングネットワーク支援システムの提案; 第 27 回ファジィシステムシンポジウム講演論文, pp. 145-148 (2011)
- 6) Eshellman, L. J. and Schaffer, J. D.: Real-coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, Foundations of Genetic Algorithms 2, pp. 187-202 (1993)
- 7) Storn, R., Price, K.: Differential evolution -a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces; Technical Report TR-95-012, ICSI (1995)
- 8) Price, K. V., Storn, R., Lampinen, J.: Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization. Springer-Verlag; London, UK (2005)
- 9) 山口智: Differential Evolution における制御変数の自動調節; 電気学会論文誌 C 分冊, Vol. 128, No. 11, pp. 1696-1703 (2008)
- 10) Jun-ichi Kushida, Kazuhisa Oba, Akira Hara, Tetsuyuki Takahama: An Adaptive Crossover Rate Control for Generation Alternation Model in DE; International Conference on Intelligent Computing (ICIC 2013)
- 11) 高濱徹行, 阪井節子, 原章: 低精度の近似モデルを用いた比較推定法による Differential Evolution における関数評価回数の削減; 電子情報通信学会論文誌 D 分冊, Vol. J91-D,
- 12) 串田淳一, 大場和久, 亀井且有: REAL: Differential Evolution における関数評価回数の削減の提案; 進化計算学会論文誌, Vol. 1, No. 1, pp. 79-88 (2010)
- 13) 高濱徹行, 阪井節子, 原章: RDE: 探索点のランク情報を利用した効率的な Differential Evolution の提案; 電子情報通信学会論文誌 D 分冊, Vol. J95-D, No. 5, pp. 1196-1205 (2012)
- 14) 串田淳一, 大場和久, 亀井且有: REAL: DE 世代交代モデル REAL におけるパラメータの検討と高次元問題への適用; 進化計算学会論文誌, Vol. 3, No. 1, pp. 1-11 (2012)
- 15) Jun-ichi Kushida, Kazuhisa Oba, Katsuari Kamei: An Analysis of behavior of Differential Evolution Based on Characteristics Inheritance; ICIC EXPRESS LETTERS, An International Journal of Re-search and Surveys Vol. 6, No 3 (2013)
- 16) 池田心, 小林重信: GA の探索における UV 現象と UV 構造仮説; 人工知能学会誌, Vol. 17, No. 3, pp. 239-246 (2002)
- 17) 喜多一, 小野功, 小林重信: 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, 計測自動制御学会論文集, Vol. 36, No. 10, pp. 875-883 (2000)