

福岡工業大学 機関リポジトリ

FITREPO

Title	関数最適化アルゴリズムSCE-UA 法の性能評価と改良
Author(s)	藤井厚紀
Citation	福岡工業大学研究論集 第44巻1号(通巻67号) P45-P52
Issue Date	2011-9
URI	http://hdl.handle.net/11478/1286
Right	
Type	Departmental Bulletin Paper
Textversion	Publisher

Fukuoka Institute of Technology

関数最適化アルゴリズム SCE-UA 法の性能評価と改良

藤 井 厚 紀 (短期大学部ビジネス情報学科)

Performance Evaluation of Shuffled Complex Evolution Optimization Method and Its Improvement

Atsunori FUJII (Junior College, Department of Business and Information Technology)

Abstract

This paper investigates the characteristics of the shuffled complex evolution (SCE-UA) global optimization method and proposes a modified SCE-UA algorithm. The search performance of the SCE-UA method was compared with that of a real-coded genetic algorithm with the simplex crossover (SPX) using several benchmark functions. The SCE-UA method showed higher performance than SPX for all test functions. The “mutation step” on the SCE-UA algorithm was modified because of a decrease in optimization performance for the objective function that has the optimal solution near the boundary of the search space. As a result, the modified SCE-UA method showed a high efficiency for optimization. It is thought that the improved SCE-UA method can be effectively applied to various problems with function optimization.

Key words: *shuffled complex evolution, function optimization, real-coded genetic algorithm, boundary, mutation*

1. はじめに

関数最適化問題は、実問題においてしばしば見られる重要な問題の一つである。実問題では、解析的に最適解を求めることが困難とされる場合が多いため、確率的に準最適解を探索するアルゴリズムである実数値 GA¹⁾がこれまで用いられてきた。

様々な実問題に対して優れた探索性能を実現するためには、実数値 GA の交叉オペレータや世代交代モデルの設計が重要であることが喜多らによって提唱されている²⁾。これまで、実数値 GA の交叉オペレータとして BLX- α ³⁾、正規分布交叉 (UNDX)⁴⁾、シンプレクス交叉 (SPX)^{5,6)}や REX⁷⁾、世代交代モデルとして分散 GA⁸⁾、Minimal Generation Gap (MGG)⁹⁾や Just Generation Gap (JGG)¹⁰⁾などが提案されており、それぞれ従来法との比較検証が行われている。しかしそれらの結果を概観すると、実数値 GA における集団サイズや子個体生成数といったパラメータの調整を入念に行わなければ良好な探索性能が得られないアルゴリズムもあれば、パラメータには推奨値が得られているものの問題の性質によっては探索性能が著しく低下するア

ルゴリズムもあり、実数値 GA の設計に関してはパラメータ設定と探索性能の間にある相反関係を考慮しなければならない現状にあると考えられる。

一方、Duan らによって提案された SCE-UA 法 (shuffled complex evolution method developed at the university of arizona) は、実数値 GA に類似した最適化アルゴリズムとしてこれまで河川流出モデルのパラメータ探索に用いられ、単純 GA などの従来法に比べて探索性能が極めて高いことが報告されている¹¹⁻¹³⁾。さらに、幾つかの実験^{14,15)}によりアルゴリズムのパラメータの推奨値も得られていることから、実問題に適した汎用性の高い最適化アルゴリズムとしての可能性が考えられる。しかし、SCE-UA 法が現在ある実数値 GA に比べどの程度優れた探索性能を示すのかについて評価した例は見あたらない。また、SCE-UA 法のパラメータを推奨値に合わせた場合に、どのくらいのパフォーマンスを示すのかについては十分に検討されているとは言えない¹⁶⁾。もし、SCE-UA 法がアルゴリズムのパラメータ調整を施すことなく、実数値 GA に比べて目的関数の性質によらずロバストかつ効率良く最適化できることが確認されれば、今後様々な実問題に応用できると期待される。

本研究では、SCE-UA 法の有用性を評価するため、テスト関数を用いて実数値 GA との性能比較を行った。テスト

関数には、目的関数の特徴が異なる数種のベンチマーク関数を採用した。アルゴリズムの探索性能の評価は、ロバスト性と効率性の二つの観点から行った。その結果、種々のテスト関数に対して SCE-UA 法がより優れた探索性能を示すことが認められた。また、SCE-UA 法においては、目的関数が多峰性で定義域の境界付近に最適解が位置するような問題に対しては、探索効率が悪化する傾向が見られたが、アルゴリズム中の突然変異ステップに改良を加えたところ、効率を大幅に改善することができた。これらの結果から、改良 SCE-UA 法が様々な実問題に応用できる可能性が示唆されたので報告する。

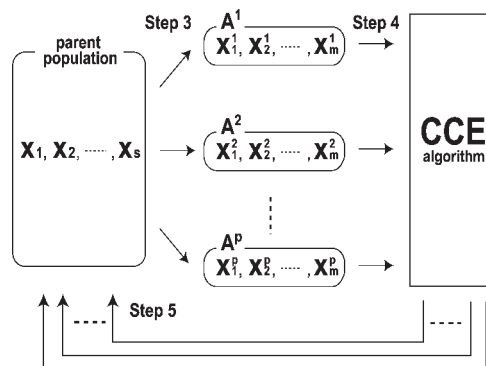


図1 SCE-UA 法の概略図

2. SCE-UA 法の概要

SCE-UA 法は Duan らによって提案され、河川流出モデルのパラメータ探索などに用いられた¹¹⁻¹⁵⁾。SCE-UA 法は、ランダム探索法や滑降シンプレクス法、実数値 GA に類似した概念を備えており、大域的探索法と局所探索法とのハイブリッド型の最適化手法であるといえる。上記に付け加えて SCE-UA 法には「集団混合」の概念が新たに導入されている。また、この手法は実数値をパラメータとした目的関数値の最小化問題に適用可能な仕様となっている。以下にそのアルゴリズムを示す。

- **Step 1** : 集団の個数 $p(p \geq 1)$ と各集団における個体の数 $m(m \geq n+1)$ を設定する。ただし、 n は探索するパラメータの個数 (次元) である。
- **Step 2** : s 個 ($s = pm$) の個体 X_1, \dots, X_s を制約領域 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ からランダムに生成する。このとき、 $X = (x_1, \dots, x_n)^T$ とする。各個体における目的関数値 f_1, \dots, f_s を計算し、各個体を目的関数値の小さい順に並べ換える。
- **Step 3** : s 個の個体を m 個の個体を含む p 個の集団 A^1, \dots, A^p に分割する (集団分割)。ただし、 $A^k = \{X_j^k \mid X_j^k = X_{k+p(j-1)}, j=1, \dots, m\}$ とする。
- **Step 4** : 各集団 A^k を以下で述べる CCE (competitive complex evolution) アルゴリズムによって進化させる。
- **Step 5** : すべての集団に含まれる個体を混ぜ合わせる (集団混合)。そして、 s 個の個体について目的関数値の小さい順に並べ換える。
- **Step 6** : 収束を判定する。収束判定基準が満たされれば終了し、そうでなければ Step 3 へ戻る。

図1に SCE-UA 法の概略図を示す。ここで例えば $m=21$, $p=10$ とした場合、集団 A^1 に含まれる個体は $X_1, X_{11}, \dots, X_{21}$ となり、また A^2 に含まれる個体は $X_2, X_{12}, \dots, X_{22}$ といったように、各集団は目的関数値の小さい個体から大きい個体まで一通り含まれることになる。各集団は CCE アルゴリズムによって独立に進化を行い、進化後の集団を混合さ

せたのち収束判定を行う。すなわち、ここまでのステップを GA での 1 世代とみなすことができる。

続いて、**Step 4** で呼び出される CCE アルゴリズムを以下に示す。

- **Step 4-1** : 親個体の数 $q(2 \leq q \leq m)$ 及び反復回数 $\alpha(\alpha \geq 1)$, $\beta(\beta \geq 1)$ を設定する。
- **Step 4-2** : A^k に含まれる個体 X_j^k について、選択確率 $\rho(X_j^k) = \frac{2(m+1-j)}{m(m+1)}$ を与える。ただし、 $j=1, \dots, m$ である。選択確率に従って個体を q 個だけ非復元抽出する。
- **Step 4-3** : q 個の個体を親 (U_1, \dots, U_q) として、以下の手順に従って子個体を生成する。
- **Step 4-4** : q 個の個体を目的関数値の小さい順に並べ換え、それらのうち目的関数値が最も大きい個体となる U_q を省いた個体群について、その重心 $G = \frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^{q-1} U_i$ を求める。
- **Step 4-5** : 子個体 $R = 2G - U_q$ を求める (鏡像ステップ)。もし、 R が制約領域 Ω に含まれているのであれば目的関数値 f_R を計算して Step 4-6 へ進む。そうでなければ、ランダムに Ω 内に子個体 Z を生成する (突然変異ステップ)。そして目的関数値 f_Z を計算し、 $R = Z$, $f_R = f_Z$ とする。
- **Step 4-6** : もし $f_R < f_{U_q}$ ならば、 $U_q = R$, $f_{U_q} = f_R$ として、Step 4-8 へ進む。そうでなければ、子個体 $C = (G + U_q)/2$ を生成し (収縮ステップ)、目的関数値 f_C を計算する。
- **Step 4-7** : もし $f_C < f_{U_q}$ ならば、 $U_q = C$, $f_{U_q} = f_C$ として、Step 4-8 へ進む。そうでなければ、ランダムに Ω 内に子個体 Z を生成し (突然変異ステップ)、目的関数値 f_Z を計算する。そして $U_q = Z$, $f_{U_q} = f_Z$ とする。
- **Step 4-8** : Step 4-4 から Step 4-7 までを α 回繰り返す。

大きくなると最適解が求めやすくなる性質があるが、多数の局所解を持つので大域的に探索を行わなければ局所解に陥る可能性がある。 $x_i=0$ で最小値 0 をとる関数である。

● F8 : Griewank-d 関数

$$F8 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - 100)^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (8)$$

Griewank-d 関数は、Griewank 関数の最適解(最小値 0)の座標を表 1 に示す定義域の上限値と原点との間($x_i=100$)にシフトさせた関数である。

3.2 実験方法および評価基準の設定

本研究では、各テスト関数の次元 n はすべて 10 とした。また、表 1 に示す定義域 Ω を制約領域として設定した。アルゴリズムのパラメータに推奨値があればそれに合わせた(詳細は後述)。なお、実数値 GA における適応度関数はテスト関数の逆数で表現した。収束判定基準は、まず最良個体の目的関数値が 10^{-8} を下回った場合、パラメータは最適解に十分近づいたとして探索は成功したとみなすこととした。一方でこの条件を満たさないうちに目的関数により評価した回数(評価回数)が 840,000 回を越えた場合は探索に失敗したとみなすこととした。これらを前提として、各テスト関数それぞれにつき 100 回独立に試行を行った。アルゴリズムの探索性能の評価は、Duan らの基準^{14,15)}に基づいてロバスト性と効率性の二つの観点から行った。前者については、探索に成功した試行数(探索成功回数)の値が大きいほど優れているとみなした。後者については、成功した試行のみについての評価回数の平均(平均評価回数)の値が小さいほど優れているとみなした。

3.3 アルゴリズムのパラメータの設定

SCE-UA 法のパラメータについて、Duan らは $m=(2n+1)$, $q=(n+1)$, $a=1$, $\beta=(2n+1)$ を推奨している^{14,15)}。本研究では、その推奨に準じてそれぞれ 21, 11, 1, 21 に設定した。また、集団の個数 p は 10 として(母集団に含まれる個体数 s は 210 となる)、各点のデータ型は実数型(倍精度)とした。

次に SPX に必要なパラメータについて、まず母集団における個体の数は、SCE-UA 法であるならば s に相当するた

め同様に 210 に設定し、各個体のデータ型は実数型(倍精度)とした。SPX では従来の実数値 GA での交叉や突然変異といった遺伝的操作の生起確率を設定する必要はない。交叉を行うために母集団からランダムに非復元抽出する親個体数 S_m は $n+1$ が推奨されているため 11 に設定した。交叉回数については、経験則として $S_m \times 10$ が用いられているため 110 に設定した。また、拡張率 ϵ についても $\sqrt{n+2}$ が推奨されているため $\sqrt{12}$ に設定した。また、世代交代モデルには MGG を参考にして、交叉によって得られた子個体と親個体を合わせた数からトーナメント戦略により 11 個体選択し、それらを母集団に戻すよう設定した。

4. 実験結果と考察

4.1 実験結果

表 2 に実験で得られた探索成功回数、平均評価回数を各テスト関数別に示す。まず、探索成功回数について両アルゴリズムで比較してみると、実数値 GA (以下: SPX) の場合では Sphere, Ridge, Bohachevsky 関数について 100 試行中のすべてが探索に成功しているが、それ以外の関数については 100 を満たしておらず、特に Rosenbrock と Schwefel 関数については探索の効果がほとんど得られていないことが分かる。一方、SCE-UA 法の場合ではいずれの関数についても 100 試行中のすべてが探索に成功していることが分かる。このことは、アルゴリズムのパラメータは推奨値のままでも目的関数の性質によらず高精度な解が得られたことを意味している。以上の結果から、SCE-UA 法がロバスト性に優れていることが認められた。

次に平均評価回数について両アルゴリズムで比較を行った。表 2 を見るとほとんどの関数について SCE-UA 法が SPX に比べ良好な結果を示していることが分かる。特に

表 2 テスト関数を用いた実験の結果

テスト関数	手法	探索成功回数	平均評価回数
F1 Sphere	SPX	100	47814
	SCE	100	7745
F2 Ridge	SPX	100	62830
	SCE	100	9966
F3 Rosenbrock	SPX	7	153984
	SCE	100	14662
F4 Bohachevsky	SPX	100	59083
	SCE	100	9325
F5 Rastrigin	SPX	77	100918
	SCE	100	37099
F6 Schwefel	SPX	2	105601
	SCE	100	423574
F7 Griewank	SPX	97	74835
	SCE	100	13071
F8 Griewank-d	SPX	94	76345
	SCE	100	13344

表 1 各テスト関数の定義域

テスト関数	下限値	上限値
F1 Sphere	-5.12	5.12
F2 Ridge	-65.536	65.536
F3 Rosenbrock	-2.048	2.048
F4 Bohachevsky	-5.12	5.12
F5 Rastrigin	-5.12	5.12
F6 Schwefel	0	512
F7 Griewank	-512	512
F8 Griewank-d	-512	512

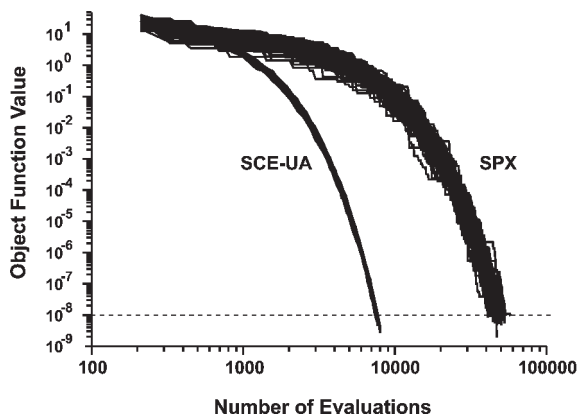


図3 評価回数に対する目的関数値の推移

Rosenbrock 関数については、SCE-UA 法は SPX の約10分の1の値に収まっていることが分かる。ここで、両アルゴリズムの探索過程を比較するために、各試行で得られた最良個体について、評価回数に対する目的関数値の推移を求めた。図3は Sphere 関数についての結果を示したものである。図中の点線は探索の成功を示すしきい値であり、両軸は対数軸となっている。図から両アルゴリズムともに探索の開始から徐々に目的関数値が減少し、探索の終盤では減少の割合が急激に増加する傾向が見られるが、SPX の場合に比べて SCE-UA 法では少ない評価回数でしきい値に達していることが分かる。これらの相違は表2の平均評価回数の差にも表れている。以上の結果から、効率性についても SCE-UA 法が優れていることが認められた。

4.2 SPX の探索性能についての考察

SPX で行った場合にほとんど探索が成功しなかった Rosenbrock 関数と Schwefel 関数について更に詳しく検討した。まず、Rosenbrock 関数について探索に失敗した93試行の探索打ち切り時(評価回数: 840,000回)における各パラメータの値の分布を求めた。図4はその結果を示している。図の横軸はパラメータの番号、縦軸はパラメータの値を定義域で正規化したものである。なお、図中のゴシック状の点線は最適解の値を示している。図からいずれの試行も各パラメータは例外なく最適解($x_i=1$)に近い値を示していることが分かる。SPX は Rosenbrock 関数のような単峰性でパラメータ間に強い依存関係を持つ関数の探索にも有効とされている反面、最適解を求めるには膨大な評価回数を要するという問題点が指摘されている^{6,17,19})。上記の結果を考慮すると、デフォルトの設定では最適解への収束速度が極端に低下している可能性があると考えられる。一般に、個体数を増加することによって個体集団の多様性の維持が図られ、最適解に到達できる確率が高くなると考えられる^{9,19})。そこで、SPX の個体数をデフォルトの210から420へと変更し再度探索を行ったところ、平均評価回数はおおよそ256,327に増加したものの、100試行中のすべてが探索に

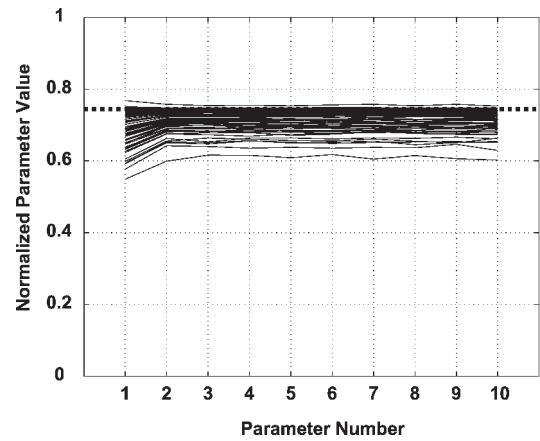


図4 SPX における各パラメータの分布 (Rosenbrock 関数)

成功することができた。これらのことから、Rosenbrock 関数のパラメータ探索が失敗した原因は、SPX のパラメータのチューニング不足であることが分かった。

続いて Schwefel 関数について探索に失敗した98試行の探索打ち切り時における各パラメータの値の分布を同様に求めた。その結果、ほとんどの試行において各パラメータの値は表1で示した定義域を大幅に超えており、局所解でさえも探索できていなかった。SPX では親個体が形成したシンプレクスを拡張率 ϵ で相似変換した図形の中で一様に交叉を行うため、探索過程において定義域を超えた領域に子個体が生成される場合がある。また、相似変換されたシンプレクスは、定義域境界付近に存在する最適解を適切に包含できないことが問題点としてあることが指摘されている⁹)。この問題を解決するために、子個体が定義域外に生成された場合においては、その個体を強制的に定義域境界に引き戻すように変更して再度探索を行ったところ、ほとんどの試行において局所解が探索できるまでに改善された。以上のことから、Schwefel 関数について探索が失敗した原因は、SPX のアルゴリズム自体の性質にあることが分かった。

5. SCE-UA 法のアルゴリズムの変更

4.1の実験結果において、SCE-UA 法は多数の局所解やパラメータ間に依存関係を持つ関数については特に高い探索性能を示したが、Schwefel 関数のように多峰性で最適解が定義域の上限境界付近に存在する関数については、他の関数に比べて平均評価回数が著しく増大する傾向が見られた。そこで、この原因について考察するために、CCE アルゴリズム中の最初の進化ステップである Step 4-5に着目し、各世代における突然変異ステップの実行頻度の推移を求めた。なお $P_e(t)$ の定義式を次に示す。

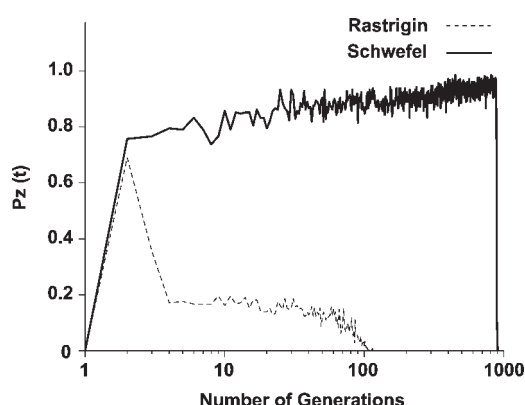


図5 世代に対する突然変異ステップの実行頻度 $P_z(t)$ の推移

$$P_z(t) = \frac{N_z(t-1)}{\alpha \cdot \beta \cdot p} \quad (9)$$

ここで、 t は世代、 $N_z(t)$ は t 世代目における **Step 4-5** の突然変異ステップの実行回数であり、 α , β , p は SCE-UA 法のパラメータである。図5は Schwefel 関数と Rastrigin 関数についての結果を示している。それぞれの結果は **4.1** の実験で行った100試行のうち、任意の一試行を取り出して得られたものである。なお、図の横軸は世代を対数軸で示しており、 $P_z(t)$ の値が0になった時点が探索の成功（終了）を意味している。図から Rastrigin 関数の場合では、探索の開始時においては $P_z(t)$ が約0.7にまで達しているが、その後は探索が成功するまで徐々に減少していることが分かる。一方、Schwefel 関数の場合では、探索の開始から $P_z(t)$ が約0.8を示しており、探索が成功する直前まで増加の傾向を示していることが分かる。これは、Schwefel 関数の探索において **Step 4-5** の鏡像ステップによって生成される子個体はほとんど定義域から外れていることを意味しており、**Step 4-5** の突然変異ステップにおけるランダム探索では Schwefel 関数の最適解を効率的に発見できないことを示唆している。このような定義域外での子個体の生成による探索性能低下の問題は **SPX (4.2 参照)** で見られた問題と類似していることから、そこでの改善策と同様にアルゴリズムに改良を加えれば探索性能が改善される可能性がある。しかしながら改良にあたっては、Schwefel 関数以外の性質を持つ関数に対しての探索性能には影響を与えないことが望ましい。以上のことを考慮してアルゴリズムのステップに以下のような変更を行った。

[Step 1の変更]

- **Step 1'**: 集団の個数 $p(p \geq 1)$ 、各集団における個体の数 $m(m \geq n+1)$ およびパラメータの次元 n を設定する。世代 t 、突然変異ステップの実行回数 $N_z(t)$ およびその頻度 $P_z(t)$ 、しきい値 T_h を設定する。また、 $t=1$, $N_z(t)=P_z(t)=0$ に初期化する。

[Step 6の変更]

- **Step 6'**: 収束を判定する。収束判定基準が満たされれば終了し、そうでなければ $t=t+1$ として Step 3へ戻る。

[Step 4-5の変更]

- **Step 4-5'**:
 - (I) 鏡像ステップ: 子個体 $R=2G-U_q$ を求める。もし、 R が制約領域 Ω に含まれているのであれば目的関数値 f_R を計算して Step 4-6へ進む。そうでなければ(II)へ進む。
 - (II) 突然変異ステップ: もし、 $P_z(t) > T_h$ であるならば(II-1)へ進む。そうでなければ(II-2)へ進む。
 - (II-1) R の複製として子個体 Z を生成する。 Z のうち制約領域 Ω の上限値(下限値)を上回(下回)ったパラメータについて、その上限値(下限値)へ引き戻す。そして(III)へ進む。
 - (II-2) ランダムに Ω 内に子個体 Z を生成する。そして(III)へ進む。
 - (III) 目的関数値 f_z を計算し、 $R=Z$, $f_R=f_z$ とする。 $N_z(t)=N_z(t)+1$ としたのち、Step 4-6へ進む。

[Step 4-11の追加]

- **Step 4-11**: $P_z(t+1)$ を式(9)に従って更新する。

ここで、アルゴリズムの変更による効果を見るため、定義域境界への引き戻しを決定するしきい値 T_h の値は0.8に設定して、再度 Schwefel 関数と Rastrigin 関数のパラメータ探索を行った。図6は Schwefel 関数について、従来の SCE-UA 法と改良 SCE-UA 法の $P_z(t)$ の推移を同様に示したものである。図中の破線は設定したしきい値を示している。図を見ると、両者とも探索の開始時においては $P_z(t)$ が約0.8にまで達しているが、改良を加えた場合は従来の場合に比べ少ない世代で0へ収束しており、子個体の定義域境界への引き戻しによる探索効率の向上が示されていることが分かる。また、両関数の探索結果(表4)を見ると、改良を行ったことによって、Schwefel 関数に対してのロバスト性は失われることなく効率性が約10倍も向上しており、なおかつ Rastrigin 関数に対する探索性能にはほとんど影響を及ぼしていないことが分かる。また、上記以外のテスト関数(F1~F4, F7, F8)についても同様に比較したが、探索成功回数は同等であり、平均評価回数の増減率は最大でも0.5%とほとんど影響を及ぼしていないことが確認された。以上の結果から、今回の改良により SCE-UA 法の探索性能が大幅に向上したことが認められた。

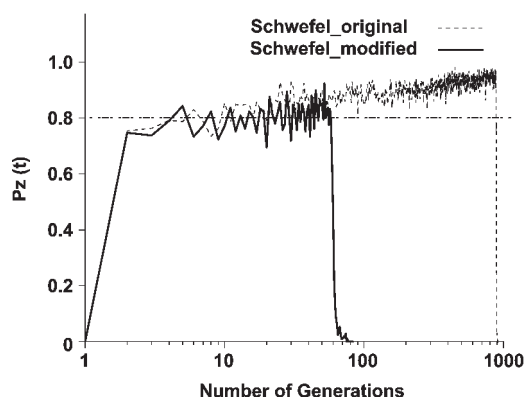
図6 突然変異ステップの変更による $P_z(t)$ への効果

表4 突然変異ステップの改良による探索性能への効果

テスト関数	SCE-UA	探索成功回数	平均評価回数
Schwefel	original	100	423574
	modified	100	41103
Rastrigin	original	100	37099
	modified	100	37231

6. まとめ

- (1) 本研究では、SCE-UA 法の実問題への有用性を評価するため、目的関数の特徴が異なる数種のテスト関数を用いて SPX との性能比較を行った。
- (2) SPX においては、アルゴリズムのパラメータの調整やアルゴリズム自体の変更を行わなければ良好な探索性能を得ることができなかった。
- (3) SCE-UA 法では、アルゴリズムのパラメータのチューニングを一切施すことなく、SPX に比べ目的関数の性質によらずロバストかつ効率良く最適化できた。
- (4) SCE-UA 法では、目的関数が多峰性で定義域の境界付近に最適解が位置するような問題に対しては、探索効率が低下する傾向が認められたが、アルゴリズム中の突然変異ステップに変更を行ったところ、探索効率を向上させることができた。
- (5) 以上の結果から、改良 SCE-UA 法が関数最適化を伴う実問題に対して広く応用できる可能性が考えられた。

7. 謝辞

本研究を遂行するにあたり、技術協力を頂いたパナソニック電気株式会社の甲斐俊文氏、有限会社 Siesta-Club の中山比佐雄氏と鶴田耕三氏に深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1) L.D. Davis: The Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, New York, (1991).
- 2) 喜多 一, 山村雅幸: 機能分担仮説に基づく GA の設計指針, 計測制御, vol.38, no.10, pp.612-617, (1999).
- 3) L.J. Eshelman and J.D. Schaffer: Real-coded genetic algorithms and interval-schemata, Foundations of Genetic Algorithms 2, L.D. Whitley (ed.), pp.187-202, Morgan Kaufmann, San Mateo, (1993).
- 4) 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, 人工知能誌, vol.14, no.6, pp.1146-1155, (1999).
- 5) S. Tsutsui, M. Yamamura, and T. Higuchi: Multi-parent recombination with simplex crossover in real coded genetic algorithms, Proceedings of the 1999 Genetic and Evolutionary Computation Conference, pp.657-664, (1999).
- 6) 樋口隆英, 筒井茂義, 山村雅幸: 実数値 GA におけるシンプレックス交叉の提案, 人工知能誌, vol.16, no.1, pp.147-155, (2001).
- 7) 小林重信: 実数値 GA のフロンティア, 人工知能誌, vol.24, no.1, pp.341-346, (2009).
- 8) R. Tanese: Distributed genetic algorithms, Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms, pp.434-439, (1989).
- 9) 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, 人工知能誌, vol.12, no.5, pp.734-744, (1997).
- 10) 秋本洋平, 永田裕一, 佐久間 淳, 小野 功, 小林重信: 実数値 GA における生存選択モデルとしての MGG と JGG の挙動解析, 人工知能誌, vol.25, no.2, pp.281-289, (2010).
- 11) Q. Duan, S. Sorooshian, and V.K. Gupta: Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models, Water Resources Research, vol.28, no.4, pp.1015-1031, (1992).
- 12) 藤井厚紀, 甲斐俊文, 田内雅規: 単一ニューロンモデルの構築を目的とした最適化アプローチの試み, 信学論 (A), vol.J87-A, no.12, pp.1555-1559, (2004).
- 13) 田中丸治哉: 河川流出, 土木工学における逆問題入門, 村上 章(編), pp.105-117, (社)土木学会, 東京, (2000).
- 14) Q. Duan, V.K. Gupta, and S. Sorooshian: A shuffled complex evolution approach for effective and efficient optimization, Journal of Optimization Theory and Applications, vol.76, no.3, pp.501-521, (1993).
- 15) Q. Duan, S. Sorooshian, and V.K. Gupta: Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrat-

- ing watershed models, *Journal of Hydrology*, vol.158, pp. 265-284, (1994).
- 16) N. Muttill and S.Y. Liong: Superior exploration-exploitation balance in shuffled complex evolution, *Journal of Hydraulic Engineering*, vol.130, no.12, pp.1202-1205, (2004).
- 17) 小野 功, 山村雅幸, 喜多 一: 実数値 GA とその応用, *人工知能誌*, vol.15, no.2, pp.259-266, (2000).
- 18) 金久保正明, 萩原将文: 疑似シンプレクス法併用型パラメータフリー遺伝的アルゴリズム, *信学論(D-I)*, vol. J87-D-I, no.6, pp.721-729, (2004).
- 19) 木村周平, 小長谷明彦: 距離に依存せずに多様性を制御する GA による高次元関数最適化, *人工知能誌*, vol.18, no.4, pp.193-202, (2003).