

混合型最適化問題用遺伝的アルゴリズムに関する基礎的研究

九州共立大学大学院 学生員 許 佳 芸
九州共立大学大学院 正会員 三 原 徹 治
九州共立大学工学部 学生員 藤 森 雅 崇
第一 復 建 (株) 正会員 千々岩浩巳

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム GA は微分を必要としないなどの取扱いやすい利点をもつ。著者らも交配個体選択 GA(scsGA)と名付けた独自の交配オペレーションを有する GA を提案し、その最適解探索能力の高さをすべての設計変数が離散変数である離散的最適化問題を対象として検証してきた。混合型最適化問題とは設計変数に離散変数と連続変数が混在する最適化問題であるが、その GA による解法に関しては、著者らが知る限り荒川ら¹⁾や著者ら²⁾などの古い研究しかなく、その後の進捗が見られていない。一方で、近年、取扱い容易な GA の枠組みに実数型遺伝子とその交叉オペレーションを導入することにより、設計変数がすべて連続変数である連続型最適化問題を解く方法が研究されている³⁾。著者らも scsGA をベースとした解法を検討し、一定の成果を得ることができている⁴⁾。

本研究では、離散変数は従来の 2 進数線列で構成される離散型遺伝子によって表現し、実数型遺伝子によって連続変数をそのまま表現することにより、種々の操作を必要としないままに混合型最適化問題を解く方法を提示し、その解法特性を基礎的に検討することを目的とする。

2. 従来の解法²⁾

著者らが文献 2) で提示した解法は、混合型最適化問題に登場するいかなる連続変数も有効桁 (必要な精度) があるという前提からすべての連続変数を所望の精度に離散化し、結果的にすべての設計変数が離散変数である離散的最適化問題に変換する方法である。非常にシンプルな方法であるが、GA のプラットフォームに最適解探索能力が比較的高い scsGA を用いたために同じベンチマークテストにおいて荒川ら¹⁾が提示した方法よりも良好な結果を得ることができた。

ただし、離散化する連続変数のとり得る値域が広く、細かな精度まで求められるような場合には離散化された離散値データ数が莫大になり、それを表現する遺伝子線列長も必然的に大きくなり、その結果、scsGA の設定人口数をかなり大きくしなければ良好な解が得られないという問題点が指摘されていた。

3. 実数型遺伝子と離散型遺伝子が混在する scsGA による解法

性差に相当する概念を導入した独特な交叉オペレーションを有する scsGA では、通常の GA と同様に離散型遺伝子 (2 進数線列および順序線列) を用いているが、多くの離散的最適化問題の解法として実績を積み重ねている。その一方で、この scsGA に実数型遺伝子を導入した解法の連続的最適化問題への有効性についても検討している⁴⁾。これらを組合せると、離散変数の変数値を離散型遺伝子により表現し、連続変数の変数値は実数型遺伝子によって表現することが可能となる。この実数型遺伝子と離散型遺伝子が混在する scsGA を CscsGA と名付ける。CscsGA では、高い最適解探索能力を有する scsGA の枠組みと元々の設計変数の性質を直接的に表現する遺伝子 (実数型遺伝子と離散型遺伝子が混在) との重ね合せ効果が期待できる。

なお、実数型遺伝子の交叉に関しては現在のところ最も有効 (scsGA との相性が良い) と判断されるブレンド交叉を用いる。ブレンド交叉は Eshelman によって考案された実数型遺伝子の交叉方法であり、親個体の実数ベクトルの各変数の区間 d_i を両側に αd_i だけ拡張した区間から一様乱数 u に従ってランダムに子個体を生成するものである。具体的には、 $\mathbf{P}_1 = (p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1n})$, $\mathbf{P}_2 = (p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2n})$ を親個体、 $\mathbf{C}_1 = (c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1n})$, $\mathbf{C}_2 = (c_{21}, c_{22}, \dots, c_{2n})$ を子個体をとすると、 c_{1i}, c_{2i} は式(1)により算出される。

$$c_{1i}, c_{2i} = u(\min(p_{1i}, p_{2i}) - \alpha d_i, \max(p_{1i}, p_{2i}) + \alpha d_i) \quad (1)$$

4. ベンチマークテスト

荒川ら¹⁾が用いた 2 つのベンチマークに対して従来の解法と CscsGA を適用し、その解を比較検討する。

(1) 3 変数問題: 設計変数は、 $D=0.0254 \sim 0.1524$ の連続変数、 $d=\{0.004877, 0.005715, 0.006198, 0.006680, 0.007188, 0.007798, 0.008407, 0.009195, 0.010000, 0.011120, 0.012700\}$ の離散変数、 $N=3$ から 1 刻みに 30 までの離散変数である。最適化問題は式(2)に示すような 8 制約条件付き最小化問題である。

$$\begin{aligned}
 \text{Obj. } & F = 0.25 \cdot \pi^2 \cdot D \cdot d^2 \cdot (N+2) \rightarrow \min. \\
 \text{s.t. } & G(1) = (8 \cdot \text{CDF} \cdot \text{WLMAX} \cdot D) / (\pi \cdot d^3 \cdot \text{SA}) / 2.36 - 1.0 \leq 0, G(2) = \text{ALF} / \text{ALMAX} - 1.0 \leq 0, \\
 & G(3) = \text{DMIN} / \text{SD}(D) - 1.0 \leq 0, G(4) = (D+d) / \text{DDMAX} - 1.0 \leq 0, G(5) = 3.0 / \text{CDD} - 1.0 \leq 0, \\
 & G(6) = \text{DFPK} / \text{DPM} - 1.0 \leq 0, G(7) = (\text{DFK} + (\text{WLMAX} \cdot \text{PWL}) / \text{CDK} + 1.05 \cdot (N+2) \cdot d) / \text{ALF} - 1.0 \leq 0, \\
 & G(8) = (\text{WLMAX} \cdot \text{PWL}) / (\text{CDK} \cdot \text{DW}) - 1.0 \leq 0
 \end{aligned} \tag{2}$$

Where SA=1.303E9, GSM=7.929E10, WLMAX=4448.0, ALMAX=0.3556, DMIN=5.08E-3, DDMAX=0.0762, PWL=1334.0, DPM=0.1524, DW=0.03175, CDD=D/d, CDF=(4·CDD-1)/(4·CDD-4)+0.615·CDD, CDK=(175.1·GSM·d⁴)/(8N·D⁴), DFK=WLMAX/CDK, ALF=DFK+1.05*(N+2)*d, DFPK=PWL/CDK

従来の解法では、連続変数 D を 0.0001 刻みで 1271 個の離散値データに変換した。CscsGA では、ブレンド交叉の拡張係数 $\alpha = 0.336$, 突然変異の値域変動係数 $\beta = 0.5$ を設定した。共通な計算パラメータとして、計算世代数 $N_G = 100$, 突然変異発生確率 $P_m = 0.3$ および表-1 に示す人口数 N_P , 交配個体数 N_S を設定した。表-1 の欄外には従来の研究で判明している最適解も示す。表-1 より、従来の解法で

表-1 3 変数問題の最適化計算結果

従来の解法						CscsGA			
N_P	N_S	$F(\times 10^{-5})$	D	d	N	$F(\times 10^{-5})$	D	d	N
30	3	1.625	.0255	.007188	3		最適解		
	4		最適解				最適解		
	5		最適解				最適解		
	6		最適解				最適解		
20	2	1.625	.0255	.007188	3		最適解		
	3	1.727	.0271	.007188	3		最適解		
	4	1.670	.0262	.007188	3		最適解		
15	2	1.625	.0255	.007188	3		最適解		
	3	1.689	.0265	.007188	3	1.906	.0254	.007798	3

最適解: $F = 1.619047565 \times 10^{-5}$, $D = 0.0254$, $d = 0.007188$, $N = 3$

は最適解が得られていない $N_P = 20, 15$ でも CscsGA は最適解を探索していることがわかる。

(2) 4 変数問題: $R = 25.0 \sim 150.0$ の連続変数, $L = 25.0 \sim 350.0$ の連続変数, $T_s = 0.0625$ から 0.0625 刻みで 1.25 までの離散変数, $Th = 0.0625$ から 0.0625 刻みで 1.25 までの離散変数の設計変数を有し, 式(3)に示す 4 制約条件付き最小化問題である。

$$\begin{aligned}
 \text{Obj. } & F = 0.6224T_s \cdot R \cdot L + 1.7781Th \cdot R^2 + 3.1661T_s^2 \cdot L + 19.84T_s^2 \cdot R \rightarrow \min. \\
 \text{s.t. } & G(1) = 0.0193R/T_s - 1.0 \leq 0, G(2) = 0.00954R/Th - 1.0 \leq 0, \\
 & G(3) = L/240 - 1.0 \leq 0, G(4) = (-4.0\pi R^3)/3 + 1296000)/(\pi R^2 \cdot L) - 1.0 \leq 0.
 \end{aligned} \tag{3}$$

CscsGA (用いたパラメータ: $N_P = 50$, $N_S = 5, 6, \dots, 10$, $P_m = 0.3$, $N_G = 100$, $\alpha = 0.336$, $\beta = 0.5$) による計算結果を表-2 に示す。「*」の解よりも良好な解を青字で示している。ここに「*」は過去の研究で判明している最良値, 「**」は $N_P = 200$ による従来の解法の最良値である。

連続変数を離散化する従来の解法では $N_P = 200$ という比較的大きな人口数を用いても「*」と同等の解すら得られていない。これに対して CscsGA では, $N_S = 9, 10$ でこそ良好な解が得られていないが, その他の N_S 値のときには「*」の解よりも良好な解を探索している。 $N_P = 50$ という小さな人口数でもこのような良好な探索を行う CscsGA の有効性を検証することができた。

表-2 4 変数問題の CscsGA による最適計算結果

N_S	F	R	L	T_s	Th
5	5850.3830	38.860102	221.365486	0.7500	0.3750
6	5850.3956	38.860210	221.363832	0.7500	0.3750
7	5850.3831	38.860102	221.365490	0.7500	0.3750
8	5850.3830	38.860102	221.365486	0.7500	0.3750
9	6060.1248	42.095074	176.678376	0.8125	0.4375
10	5950.8210	38.159646	232.420381	0.7500	0.3750
*	5850.4558	38.86	221.37	0.7500	0.3750
**	5894.2735	38.61	225.68	0.7500	0.3750

5. おわりに

提案した CscsGA の混合型最適化問題の解法としての安定性と効率性を本研究で示したベンチマークテスト結果から確認することができた。さらなる解法特性の検討のために数値実験を重ねる必要がある。また, 実数型遺伝子の交叉や突然変異方法のアップデートも CscsGA の性能アップのためにも不可欠と考えられる。

参考文献 1) 荒川雅生ほか:実数領域適応型(ARRange)遺伝的アルゴリズムの開発,日本機械学会論文集,63-616C,1997. 2) 山田泰三,三原徹治ほか:GA を基礎とする混合型最適化問題の一解法,平成 10 年度土木学会西部支部研究発表会,1999. 3) 大林茂ほか:進化アルゴリズムによる空力最適化 I,数値流体力学,6(2),pp.59-73,1998. 4) 藤森雅崇,三原徹治ほか:ブレンド交叉を組んだ実数型交配個体選択 GA の解法特性,平成 19 年度土木学会西部支部研究発表会,2008.