

進化的多数目的最適化のための少数目的組合せの提案とその評価

井上, 誠
オブティマ設計

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/1808915>

出版情報：進化計算シンポジウム．2010，pp.259-265，2010-12-19
バージョン：
権利関係：



進化的多数目的最適化のための少数目的組合せの提案とその評価

井上誠[†], 高木英行^{††}

オブティマ設計[†], 九州大学大学院芸術工学研究院^{††}

1 はじめに

進化的多目的最適化(EMO)は目的数が多くなると最適化性能が低下する問題が指摘されている。これを多数目的最適化の問題と呼ぶ。石浜らは多数目的最適化で世代がある程度進むとパレート・ランキング法⁹⁾では個体群を占める非劣解の割合が極端に大きくなる事が原因であると指摘している¹⁴⁾。パレート・ランキング法では一つ以上の目的についてその他の解に対して劣勢でなければその解は非劣解となることその原因であると考えられる。

ある世代間隔毎にランキングに用いる少数の目的の組合せを変える手法の研究を行っている¹⁷⁾。この他に、多数目的問題の改善手法として選択圧の強化^{1, 8)}、目的関数空間における探索領域の削除^{6, 7)}、評価指標の利用などが提案されている^{20, 21)}。average ranking手法²⁾では非劣解間の優劣判定はパレート・アプローチを使用せず、多様性保持性能が悪いことが指摘されている^{3, 11, 16)}。

我々はこの多数目的問題を改善するために少数目的組合せ手法を提案してきた^{12, 13)}。この提案手法は全 m 目的に対して少数目的数 s を設定し、少数 s 目的の全組合せ(${}_m C_s$)に対してランキングを行い、それを統合することで最終ランクを決定する方法である。

本論文では提案手法を多目的遺伝的アルゴリズム(MOGA)⁵⁾に組み入れ、多目的0/1ナップザック問題²¹⁾に対して最適化実験を行い、解の収束性と多様性について検証することを目的とする。

2 少数目的組合せ

2.1 少数目的組合せのコンセプト

パレート・ランキングでの目的数を減らすことで個体間の優劣が生じやすくし、かつ全目的について考慮するものとする。パレート・ランキング⁹⁾ではすべての目的の内一つに関してでも他の解に対して非劣勢であればその解は非劣解となる (Fig. 1(a)参照)。ここで当該目的以外の他目的での優劣関係は無視される。我々の提案手法ではこの消失した優劣関係を利用するために、少数目的数 $s(1 \leq s \leq m)$ を設定し、全 m 目的の中から s 個の目的について ${}_m C_s$ 通りのパレート・ランキングを行い、それらを統合 (本論文では合計) することで各解 (個体) のランクとする (Fig. 1(b)参照)。 $s = 1$ ならばaverage ranking手法や重みが全て同じweighted-based genetic algorithm (WBGA)⁵⁾などと同様な手法になり、 $s = m$ ならば通常のパレート・アプローチによるEMO手法になる。

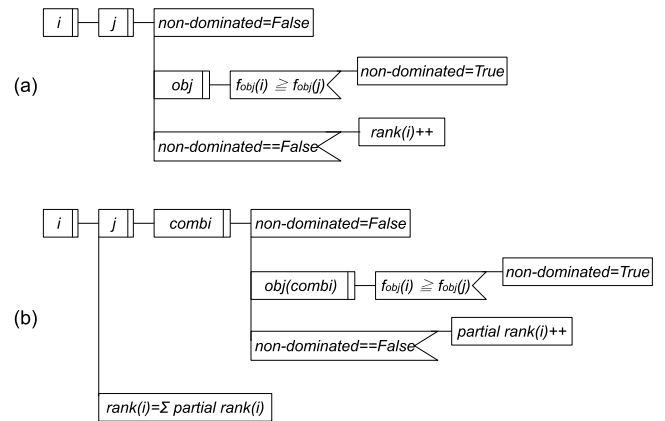


Fig. 1 (a)従来のパレート・ランキング, (b)提案の少数目的組合せパレート・ランキングのPAD¹⁰⁾。 i は比較主体個体番号, j は比較対象個体番号, $i \neq j$, obj は目的番号, $f_{obj}()$ は目的関数, $combi$ は組合せ番号。

Proposal of Fewer-Fixed-Objective Combination for Evolutionary Many-Objective Optimization and its Evaluation

[†] Makoto Inoue (<http://inoue.s201.xrea.com/>)

^{††} Hideyuki Takagi

(<http://www.design.kyushu-u.ac.jp/~takagi/>)

Architect Office Optima Design (†)

Faculty of Design, Kyushu University (††)

2.2 提案手法の例示

全目的数 $m = 5$, 解 A,B,C の各目的の値が $(2,2,2,2,2)$, $(1,1,1,1,3)$, $(3,3,3,3,1)$ (Fig. 2 参照) の例解¹⁴⁾を用いて, $s = 3$ の時の本手法でのランキングを示す. 5目的から3目的を選ぶ組合せ数は ${}_5C_3 (=10)$ 通りあり, それぞれのパレートの平均ランクは Table 1 の値となる.

同様に $1 \leq s \leq m$ の場合のランクを求めると Table 2 の値となる. Table 2 は少数目的数 s が小さいほど各解間のランクに差があることを示している. つまり, 少数目的によるランキングは個体が非劣解になる割合を減少させる. なお, $s = 1$ の時は average ranking 手法と同等であり, $s = 5$ の時は通常のパレート・ランキングである.

この提案手法では各パレート判定時の目的数を減少させているが, 全体的にはすべての少数目的組合せを考慮しているので最終的なランクは全目的についての少数目的パレートを反映したものになっている. よってパレート・アプローチの性質は少数目的数 s に応じてある程度保持されているので, 解の多様性も s に応じて段階的にある程度期待できると考えられる. これは実験によって確かめる.

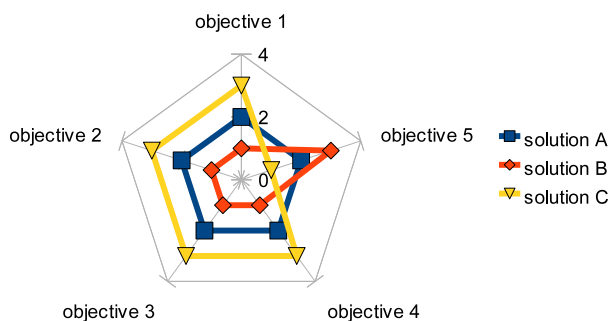


Fig. 2 例解の視覚化. 解 A, B, C の各目的の値は $(2,2,2,2,2)$, $(1,1,1,1,3)$, $(3,3,3,3,1)$.

3 実験条件と評価指標

3.1 実験条件

最適化する問題は多目的0/1ナップザック問題²¹⁾を用いた. 目的 (ナップザック) 数8, アイテム数100, アイテム重量のインターバル $[10,100]$, ナップザックに入れるアイテムの総重量の上限を各ナップザック許容重量の0.5とし, これを越えた場合はその個体を致死個体とする.

EMOアルゴリズムはMOGA⁵⁾を用い, 提案の少数目的組合せパレート・ランキングを組み

Table 1 全目的数 $m = 5$, 少数目的数 $s = 3$ の場合の目的の全組合せと, 各組合せ時のパレート・ランク, および平均ランク.

Obj.	$\frac{1}{2}$ 3	$\frac{1}{2}$ 4	$\frac{1}{2}$ 5	$\frac{1}{3}$ 4	$\frac{1}{3}$ 5	$\frac{1}{4}$ 5	$\frac{2}{3}$ 4	$\frac{2}{3}$ 5	$\frac{2}{4}$ 5	$\frac{3}{4}$ 5	average rank
A	2	2	1	2	1	1	2	1	1	1	1.4
B	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1.0
C	3	3	1	3	1	1	3	1	1	1	1.8

Table 2 5目的から s 目的を選ぶ組合せ数とそれぞれの解 A, B, C の平均ランク.

少数目的数 s	$s = 1$	$s = 2$	$s = 3$	$s = 4$	$s = 5$
${}_5C_s$	5	10	10	5	1
A	2.0	1.6	1.4	1.2	1.0
B	1.4	1.0	1.0	1.0	1.0
C	2.6	2.2	1.8	1.4	1.0

込む. なお, 今回は得られたランクはスケールリングせずに使用した.

少数目的数 $s = 1, 2, \dots, 8$ の8種類全部の場合について評価実験を行った. ここで $s = 1$ の時は8目的を同じ重みで単目的化したもの, $s = 8$ の時は通常MOGAと同等となる. なお, エリート保存はせず, 親と子供を総入れ替えした. 個体数200, 世代数500, 試行数10, ルーレット選択, 突然変異率1%, 交差率100%, 一様交差, ニッチ境界閾 σ_{share} ⁵⁾ = 0.4924⁴⁾, α_{share} ⁵⁾ = 1とした.

実験に用いた環境は, CPU: Intel Core2 Duo P8700 2.53GHz, RAM: 2GB, OS: Windows 7 32bit, 数値解析プログラミング環境: INRIA Scilab 5.2.1 である.

3.2 評価指標

実験結果を主として収束性と多様性の両方の指標であるHypervolume (HV), C Metricで評価した. これらの他に一般的指標としてCPU Time, 解の多様性の指標としてMaximum Spreadを用いた. 各指標の詳細を以下に示す.

Hypervolume¹⁵⁾ はパレート最適解が支配する多目的空間のハイパー体積であり, その数値が大きいほど解の収束性と多様性の両方を含めて良いことを示す. 計算にはWeighted Hypervolume Indicator²²⁾を用いた. なお, 全てのパレート最

適解でHypervolumeを求めると時間がかかりすぎるため、全パレート最適解からNicheCount⁵⁾の小さいもの200個を選択しHypervolumeの計算に用いた。

C Metric¹⁵⁾は、例えば $C(A, B)$ は、パレート最適解集合 A がパレート最適解集合 B を支配している割合で、式(1)で与えられる。その値のインターバルは $[0, 1]$ であり、1に近いほどパレート最適解集合 A がパレート最適解集合 B を多く支配している。なお、多くの場合 $C(A, B) \neq C(B, A)$ となる。

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B; \exists a \in A : a \preceq b\}|}{|B|} \quad (1)$$

CPU Timeは少数目的数 s 毎に10試行した合計の計算時間である。

Maximum Spread (MS)¹⁹⁾はパレート最適解が多目的空間をどの程度カバーしているかを式(2)で表し、解の多様性に関する指標として多く用いられる。なお、ナップザックのアイテム数が100、重量インターバルが $[10, 100]$ 、割合制限が0.5から $F_i^{max}=5500$ 、 $F_i^{min}=10$ とした。Maximum Spreadの値は0に近いほど解の多様性がなく、1に近いほど解の多様性がある。

$$MS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\min(f_i^{max}, F_i^{max}) - \max(f_i^{min}, F_i^{min})}{F_i^{max} - F_i^{min}} \right)^2} \quad (2)$$

4 実験結果

少数目的数 $s = 1, 2, \dots, 8$ 毎10試行のHypervolumeのboxplotをFig. 3に示す。Hypervolumeは少数目的数 s が8の場合が最も小さく、少数目的数 s が7, 6, ..., と小さくなるにつれて徐々に大きくなり、少数目的数 s が5以下ではあまり変化は見られない。

Fig. 4は、少数目的数 $s = 1, 2, \dots, 8$ を比較するためのC Metricの全てをboxplotで示す。 $C(A, B)$ の A と B は少数目的数 s を表す。概して、少数目的数 s が小さい方のパレート最適解が他方を支配している傾向がみられ、その少数目的数 s の差が大きいほど支配率は大きくなっている。

目的の組合せ数、言い換えれば部分ランクの回数が少数目的数 s 毎に異なり、その大きさが進化的計算の時間に大きく影響する。その程度を確認するためにTable 3に少数目的数 s 毎の目的の組合せ数をまとめた。今回の8目的の場合、少数目的数 $s = 8$ の場合は通常のMOGAと同じであ

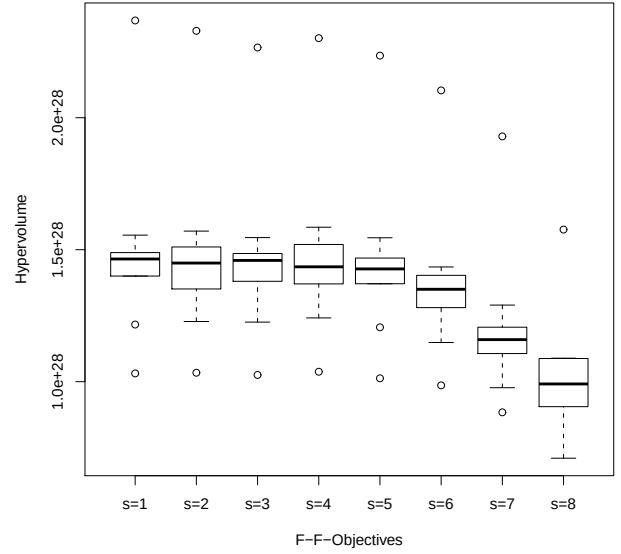


Fig. 3 少数目的数 $s = 1, 2, \dots, 8$ 毎10試行のHypervolumeのboxplot. F-F-Objectivesは少数目的の数, s .

り目的の組合せ数は1となる。また、少数目的数 $s = 4$ の場合に目的の組合せ数は最大の70となる。

Table 3 少数目的数 s とその目的の組合せ数 mC_s との関係。

s	$s = 1$	$s = 2$	$s = 3$	$s = 4$
mC_s	${}_8C_1 = 8$	${}_8C_2 = 28$	${}_8C_3 = 56$	${}_8C_4 = 70$
s	$s = 5$	$s = 6$	$s = 7$	$s = 8$
mC_s	${}_8C_5 = 56$	${}_8C_6 = 28$	${}_8C_7 = 8$	${}_8C_8 = 1$

次に、実験結果の一つである少数目的数毎10試行の合計CPU Time (秒)の棒グラフをFig. 5で示す。少数目的数 $s = 8$ の場合が最小となり、少数目的数 $s = 4$ の場合に最大となった。

少数目的数毎10試行のMaximum SpreadのboxplotをFig. 6に示す。Maximum Spreadの値は今回の8目的では少数目的数 $s = 8$ の場合に最も大きくパレート最適解が広く多目的空間をカバーし、少数目的数 s が7, 6と小さくなるにつれて減少して行き、少数目的数 s が5以下では大きな変化は見られない。10試行の中でのMaximum Spreadの最大値と最小値の幅は少数目的数 s が8の場合には比較的小さく、少数目的数 s が6以下ではそれほど変わりがないようである。

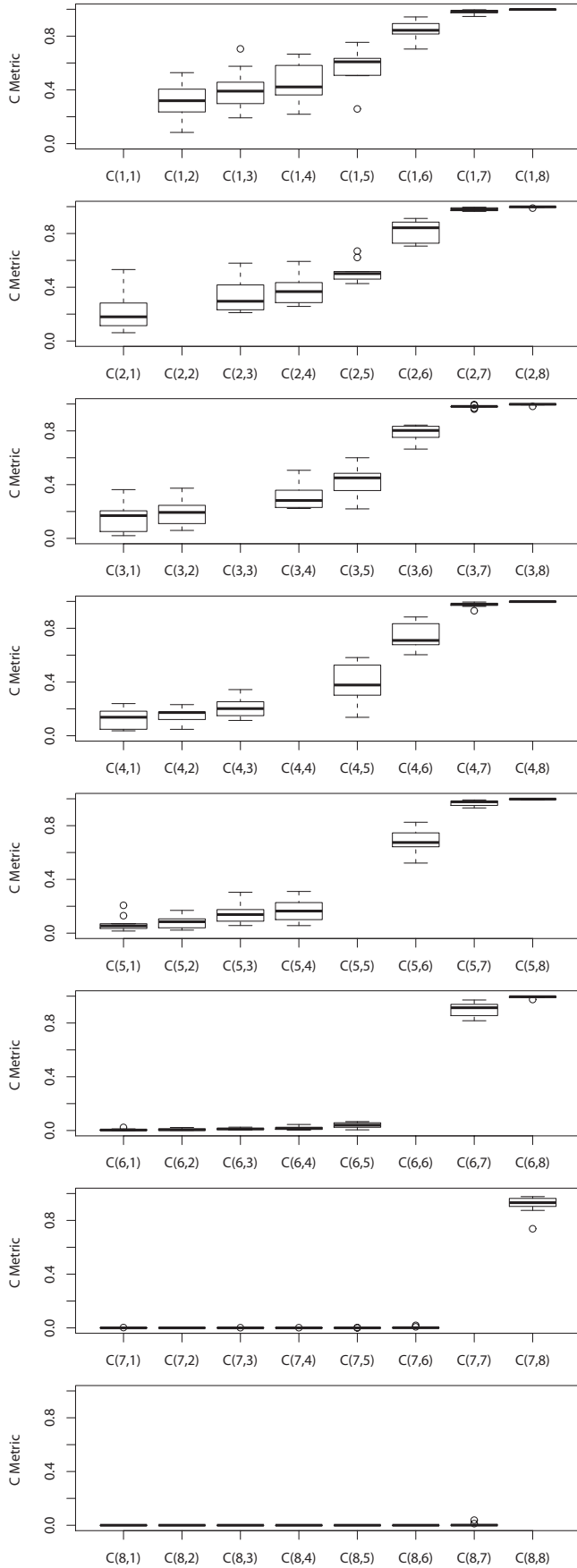


Fig. 4 少数目的数 s の全組合せ10試行のC Metricのboxplot. $C(A, B)$ の A と B は少数目的数 s のそれぞれのパレート最適解集合を示す.

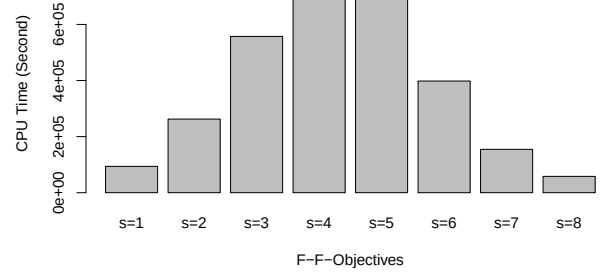


Fig. 5 少数目的数 s 毎10試行のCPU Time合計. F-F-Objectivesは少数目的数, s .

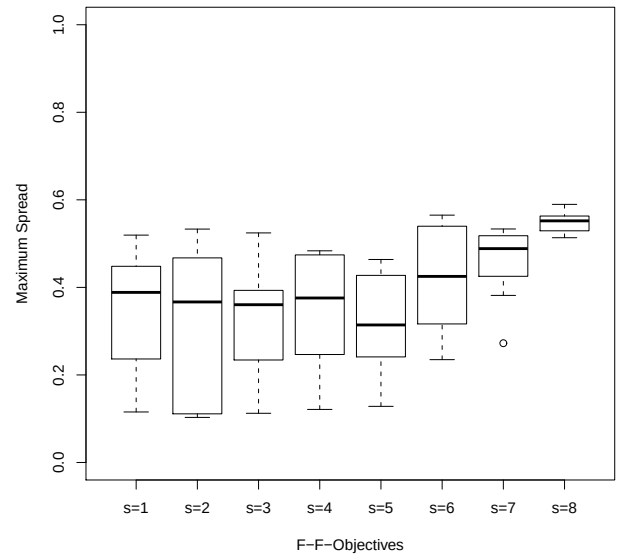


Fig. 6 少数目的数 s 毎10試行のMaximum Spreadのboxplot. F-F-Objectivesは少数目的数, s .

5 考察

Fig. 3で示したように少数目的数 s を全目的数の8から5へと少なくしていくにつれてHypervolumeは増加している. 符号検定の結果, 少数目的数 s が8と7, 7と6, 6と5との間で, 少数目的数 s が小さい場合のHypervolumeの方が有意に大きい($p < 0.01$). 同様の結果が, 少数目的数 s が5と3の場合でも見られ($p < 0.05$)たが, 少数目的数 s が3以下の比較では有意差は見られなかった. よって, 今回の実験の場合, 少数目的数 s が3から8までの間でHypervolumeが有意に変動している. Hypervolumeは解の収束性と多様性の両方を考慮した評価指標であるから, Hypervolumeで評価

する限り、提案手法は有効であると考えられる。

C MetricはFig. 4に示したように少数目的数 s が小さい方のパレート最適解が他方を支配している傾向がみられ、その少数目的数 s の差が大きいほど支配率は大きくなっていることが分かる。次に $C(A, B)$ と $C(B, A)$ との符号検定を行うことで少数目的数に関する提案手法の特徴をみることにする。Table 4はその符号検定の結果である。少数目的数が1から3の範囲で A と B の差が2程度の時には有意差は見られないが、少数目的数 s が4を境に、少数目的数 s が5以上であれば $p < 0.01$ で有意差がある。

Table 4 $C(A, B)$ と $C(B, A)$ との符号検定。-は有意差不明、 B は $p < 0.01$ で $C(A, B)$ が勝っている有意差あり、 b は $p < 0.05$ で $C(A, B)$ が勝っている有意差あり、 W は $p < 0.01$ で $C(A, B)$ が劣っている有意差あり、 w は $p < 0.05$ で $C(A, B)$ が劣っている有意差ありを示す。

A \ B	1	2	3	4	5	6	7	8
1		-	-	b	B	B	B	B
2	-		-	B	B	B	B	B
3	-	-		-	b	B	B	B
4	w	W	-		b	B	B	B
5	W	W	w	w		B	B	B
6	W	W	W	W	W		B	B
7	W	W	W	W	W	W		B
8	W	W	W	W	W	W	W	

提案手法において計算量が増える箇所は少数目的組合せによるパレート・ランキング部分であり、目的の組合せ数 (Table 3) が多ければその分だけ計算量が増えると考えられる。CPU Timeの結果 (Fig. 5) もそれに一致する関係を持っているように見え、それぞれの示す最大と最小の少数目的数 s は一致している。

少数目的数 s が小さい時のMaximum Spreadは小さくなる傾向がみられる。符号検定において、少数目的数 s が7の場合のMaximum Spreadは8の場合より有意に小さい($p < 0.01$).. 同様に、少数目的数 s が5のMaximum Spreadは7の場合より有意に小さい($p < 0.05$)が、少数目的数 s が4以下の有意差は見られなかった。よって、今回の実験の場合、少数目的数 s が5から8までの間でMaximum Spreadが有意に変動している。一般に

Maximum Spreadが小さいと解の多様性も小さいとされるので、少数目的数 s を小さくすると解の多様性が減少すると言える。

6 結論と今後の展望

少数目的組合せ手法は進化的多数目的最適化において、従来のMOGAと比べてHypervolumeやC Metricに関しては有効である結果を得た。一方で、Maximum Spreadについては従来のMOGAの方が有効であるが、average ranking手法や重みが等しいWBGAと比べると提案手法の方が有効である。

提案手法はaverage ranking手法や重みが等しいWBGAと通常のパレート・アプローチによるEMOのランキング手法との中間的両性質を持ち、パレート・ランキングにおける少数目的数 s を変えることで、その解の収束性と多様性が調整できる可能性を確認した。

さらに提案手法の利点を加えて述べるならば、どの世代でも全ての目的について考慮した最適化になっていることが上げられる。また、目的を削減するための分析や意思決定を行う必要がなく、そのための計算コストや対話型システムが不要である。提案手法は進化的計算だけでなく現実世界の様々な多数目的問題の優劣判定やパレート・ランクの発祥分野である経済学においても用いることができるであろう。

本論では8目的の多目的0/1ナップザック問題に対し実験を行ったが、今後は目的数を変え、他の多目的ベンチマーク関数に対して、他のEMOアルゴリズムに組入れた上で実験を行い、検証を進める。

今回は提案手法をMOGAに組み入れて実験を行ったが、少数目的組合せはパレート・アプローチを用いるEMOのどれにでも利用することができる。さらにはパレート・アプローチを用いないものでさえ利用できると考えている。例えば、Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA)¹⁸⁾は最も初期に提案されたEMOアルゴリズムで、パレート・ランクを用いていない。通常のVEGAはFig. 7のSTEP1で個体群を全目的数 m 分割し、それぞれの目的についての適応度によって全個体の中から選択されたものをその部分個体群に格納する。ここで少数目的組合せを利用する場合は、個体群を mC_s 分割し、それぞれの少数目的での部分パレート・ランクによる適応度によって全個体の中から選択したものをその

部分個体に格納すれば良い。VEGAの欠点はパレート最適解がパレート・フロントの端部付近に集中し、中間付近の最適解が得難いことが指摘されている。そこで少数目的組合せによる部分パレート・ランクを導入ればこの欠点を緩和できるのではないかと考える。MOGAでの検証結果と同様に、少数目的数 s を変えるとVEGAに導入するパレート・アプローチの度合いを調整することもできるであろう。この様にパレート・アプローチでないVEGAに本提案手法を取り入れる意義は大きいと考えられる。これらを検証のために今後、少数目的組合せを用いたVEGAの評価実験を行いたい。

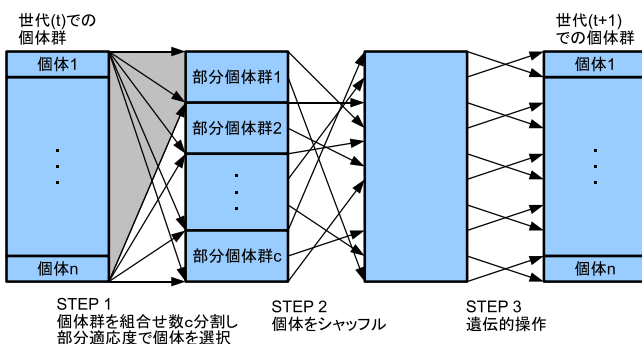


Fig. 7 少数目的組合せのVEGAへの応用構成.

参考文献

- 1) Aguirre, H., Sato, H. and Tanaka, K., "Controlling dominance area of solutions and its impact on the performance of MOESs," 4th Int. Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO2007), LNCS 4403, Springer, Berlin, pp.5–20, 2007.
- 2) Bentley, P. and Wakefield, J., "Finding acceptable solutions in the pareto-optimal range using multi-objective genetic algorithms," In: Soft Computing in Engineering Design and Manufacturing. Springer-Verlag, pp. 231–240, 1998.
- 3) Corne, D. W. and Knowles, J. D., "Techniques for highly multiobjective optimisation: some non-dominated points are better than others," Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO2007), London, UK, pp.773–780, July, 2007.
- 4) Deb, K. and Goldberg, D. E., "An Investigation of Niche and Species Formation in Genetic Function Optimization," 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms, J. D. Schaffer, Ed. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, pp.42–50, 1989.
- 5) Deb, K., *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, John Wiley & Sons Inc., Chichester, 2001.
- 6) Deb, K. and Saxena, K., "Searching for Pareto-optimal solutions through dimensionality reduction for certain large-dimensional multi-objective optimization problems," 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2006), pp.3353–3360, Vancouver, 2006.
- 7) Deb, K. and Sundar, J., "Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms," In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO2006), pp.635–642, 2006.
- 8) Drechsler, R., Drechsler, N. and Becker, B., "Multiobjective optimisation based on relation favour," 1st Int. Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO201), pp.154–166, Springer Verlag, 2001.
- 9) Fonseca, C. M. and Fleming, P. J., "Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization," 5th Int. Conf. on Genetic Algorithms (ICGA1993), pp. 416–423, Urbana-Champaign, IL, USA, July, 1993.
- 10) Futamura, Y., Kawai, T., Horikoshi, H., and Tsutsumi, M., "Development of computer programs by problem analysis diagram (PAD)," 5th Int. Conf. on Software Engineering, San Diego, CA, UAS, pp.325–332, March, 1981.
- 11) 廣安知之, 石田裕幸, 三木光範, 横内久猛, "多数目的最適化における進化的探索の問題点," 同志社大学理工学研究報告, 00368172, 同志社大学, 50巻, 1号, pp.24–33, 2009年4月.
- 12) 井上誠, 高木英行, "進化的多数目的最適化のための少数目的組合せ," 電気関係学会九州支部連合大会, 飯塚, 09-1P-04, 2009年9月.
- 13) 井上誠, 高木英行, "少数目的組合せによる進化的多数目的最適化と建築間取りでの評価," 第11回日本知能情報ファジィ学会九州支部学術講演会, 北九州, pp.45–48, 2009年12月.
- 14) Ishibuchi, H., Tsukamoto, N. and Nojima, Y., "Evolutionary many-objective optimization: a short review," 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2008), Hong Kong, pp. 2424–2431, June, 2008.
- 15) Knowles, J. and Corne, D., "On metrics for comparing nondominated sets," 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC2002), Honolulu, HI, USA, pp.711–716, May, 2002.
- 16) Kukkonen, S. and Lampinen, J., "Ranking-Dominance and Many-Objective Optimization,"

2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2007), Singapore, pp.3983–3990, Sept., 2007.

- 17) 佐藤寛之, エルナン・アギレ, 田中清, “パレート部分支配を用いるMOEAの多数目的最適化における効果の検討,” 進化計算シンポジウム2009, 沖縄, pp. 31–38, 2009年12月.
- 18) Schaffer, D., “Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms,” Proceedings of 1st International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, PA, pp.93–100, July, 1985.
- 19) Tan, K., Khor E. and Lee, T., “Multiobjective Evolutionary Algorithms and Applications,” Springer, London, 2005.
- 20) Wagner, T., Beume, N and Naujoks, B., “Pareto-, aggregation-, and indicator-based methods in many-objective optimization,” 4th Int. Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, (EMO2007), LNCS 4403, pp.742–756, Springer, Berlin, 2007.
- 21) Zitzler, E. and Thiele, L., “Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms - A Comparative Case Study,” 5th Int. Conf. on Parallel Problem Solving From Nature, London, UK, pp.292–304, Sept., 1998.
- 22) Zitzler, E., Brockhoff, D. and Thiele, L., “The Hypervolume Indicator Revisited: On the Design of Pareto-compliant Indicators Via Weighted Integration,” 4th Int. Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, (EMO2007), LNCS 4403, pp.862–876, Berlin, 2007. Springer.