

目的関数の探索難易度を考慮した探索法に関する検討

A study on search method considering search difficulty of objective functions

丹羽健斗 *1

Kento Niwa

吉川大弘 *1

Tomohiro Yoshikawa

*1 名古屋大学工学研究科

Graduate School of Engineering Nagoya University

In real-world multi-objective problems, the characteristics of objective functions and their search difficulties are different one another. Therefore, when search resources are evenly allocated like MOEA/D, the objective functions with low search difficulty are preferentially optimized while those with high search difficulty are not optimized. In real-world problems, it is better to search equally for each objective function. In this paper, we propose a method to allocate search resources based on their search difficulties. We performed quantitative evaluation on optimization balance between objective functions on 2 and 4 objective optimization problem. The results of experiments showed the proposed method could perform more balanced search than conventional methods.

1. はじめに

近年、進化計算の工学的応用が盛んとなっている [Coello 04, Dasgupta 13]. これらの実問題においては、ベンチマーク問題とは異なり、目的関数ごとの特性により探索の難易度に差が生じることがある。その際、探索難易度が低い目的関数の最適化が進む一方で、探索難易度の高い目的関数の最適化が進みづらい。この結果、探索の進度に偏りが生じる可能性がある。しかし、現在、多目的進化計算手法の評価指標として最も代表的な HV (Hyper Volume) [Zitzler 98, Liu 16] などにおいては、探索難易度が低い目的関数に積極的に探索資源を割り、探索を進めることが、探索難易度の高い目的関数の探索を進めるより高い評価となる場合がある。

しかし、実問題において、目的関数として用いられている以上、各目的関数が均等に最適化されることが望ましい。つまり、各目的関数の探索進度に応じて、探索の進んでいない目的関数に動的に探索資源を割り当てる必要がある [岸上 16, Harada 17]. 動的に探索資源を割り当てる手法としては、Zhang らによって提案された MOEA/D-DRA [Zhang 09] や、原田らによって提案された MOEA/D-AWV [Harada 17] がある。これらの手法 [Harada 17, Zhang 09] はともに、MOEA/D [Zhang 07] をベースとした手法である。

MOEA/D-DRA [Zhang 09] では、各重みベクトルの更新量に従って、更新されている方向、つまり、探索難易度が低い領域へ重点的に探索資源が割り当てられる。これは、HV の値を大きくすることには有効であるが、上述した目的とは逆のパフォーマンスとなる。一方、MOEA/D-AWV [Harada 17] では、各サブ領域でのパレート解の所属数に従い、パレート解の所属数が多い、つまり、探索難易度が低いサブ領域から探索難易度の高いサブ領域へ重みベクトルを移動させることで、探索難易度の高い領域へ重点的に探索資源を割り当てている。この手法では、サブ領域の数というパラメータを設定する必要はあるが、その目的は本稿での目的と完全に合致する。

本稿では、上述の目的の下、MOEA/D-DRA で用いられている更新量に着目する。MOEA/D-DRA においては、更新さ

れている領域へ積極的に探索資源が割り当てられるが、本稿では、この特徴とは反対に、更新されていない領域へ積極的に探索資源を割り当てることで、各目的関数間の探索難易度に差がある問題においても、各目的関数を均等に最適化する手法を提案する。さらに本稿では、最適化の均等さを定量的に評価できる新たな指標を提案する。実験を行い、提案手法が従来手法と比較して、各目的関数間のバランスが取れた探索が行えること、さらにそれを定量的に比較・評価できることを示す。

なお、MOEA/D-DRA は、前述した高い HV を得ることを目的としたものではなく、どちらかといえば、パレートフロントに到達した探索方向の探索資源を、解の改善の余地がある方向に分配するための手法である。本稿で想定する問題は、与えられた評価回数 (世代) の範囲内では、探索難易度に差はあるものの、すべての方向について改善の余地があり、パレートフロントへの到達は前提としない。

2. 従来手法

2.1 MOEA/D-DRA

MOEA/D-DRA は、MOEA/D をベースに、各ベクトルへの探索資源の割り当てを動的に変化させることで、効率的な探索を行い、収束性を向上させる手法である。従来の MOEA/D では、すべての重みベクトルに所属する個体に対して、親個体となる機会が均等に与えられるため、すべての目的関数に対して均等に探索資源が割り当てられる。しかし、MOEA/D-DRA においては、各重みベクトルの更新量を指標に、より更新されている重みベクトルに所属する個体が親個体となる機会を増やすことで、探索資源の割り当てを変更している。MOEA/D-DRA の探索資源割り当てにおけるアルゴリズムを以下に示す。なお以下は、最小化問題の場合である。

更新判断

各重みベクトル i が更新されているかを判別するために、更新量 Δ_i と更新判断指標 π_i を用いる。

$$\Delta_i = \frac{\text{old function value} - \text{new function value}}{\text{old function value}} \quad (1)$$

$$\pi_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta_i > 0.001 \\ (0.95 + 0.05 \frac{\Delta_i}{0.001}) \pi_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

連絡先: 丹羽健斗, 名古屋大学大学院工学研究科, 名古屋市中種区不老町, 052-789-2793, niwa@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp

ここで, *old function value* は 50 世代前のスカラー化関数の出力, *new function value* は現世代のスカラー化関数の出力である. すなわち, 更新判断指標 π_i は, 各重みベクトルが, 50 世代の間に一定量更新された場合 1 となり, 更新されなかった場合は小さくなっていく.

親個体選択

MOEA/D-DRA においては, 1 世代の評価回数, つまり, 交叉によって新たに作られる個体数は個体数/5 となっている. したがって, 一部の個体のみが親個体となる機会を与えられ, その親個体を選択する必要がある. 親個体 (交叉の機会が与えられるベクトル) としては, 1 つの目的関数のみを考慮する重みベクトルに所属する個体と, π_i に基づくトーナメント選択 (トーナメントサイズ 10) によって選択された重みベクトルに所属する個体を選択され, それぞれそれらの近傍ベクトルに所属する個体とで交叉が行われる. つまり, 式 (2) に基づき, 更新された重みベクトルに所属する個体が優先して親個体として選択される. また MOEA/D-DRA では, 交叉には DE (Differential Evolution) が用いられる.

2.2 MOEA/D-AWV

MOEA/D-AWV は, MOEA/D をベースに, 重みベクトルの “分布” を動的に変化させることで, 幅広く均一なパレート解を獲得することを目的とした手法である. 従来の MOEA/D では, 重みベクトルを評価値空間上に均一に分布させることで, すべての目的関数に対して均等に探索資源を割り当てている. 一方, MOEA/D-AWV においては, 評価値空間をいくつかの領域に分割し, 所属するパレート解の数が少ない, つまり探索が進んでいない領域に重みベクトルを重点的に分布させることで, 探索資源の割り当てを変更している. MOEA/D-DRA の探索資源割り当てにおけるアルゴリズムを以下に示す.

Step1 貢献度算出

領域 $i (i = 1, 2, \dots, N)$ に所属するパレート解の数をカウントし, これを領域 i の貢献度 C_i とする.

Step2 難易度算出

領域の難易度 RC_i を, 貢献度の逆順で割り当てる. つまり, 貢献度が最も高い領域の難易度の値を, 貢献度が最も低い領域の貢献度の値とする. ただし, 文献 [Harada 17] では明記されていないが, 本稿では, 貢献度が同じ領域に違う難易度が割り当てられた場合は, それらの難易度の平均値を割り当てることとする.

$$RC_{\text{sort_arg_min}[i]} = C_{\text{sort_arg_max}[i]} \quad (3)$$

Step3 割り当てベクトル数算出

領域の難易度 RC_i から, 割り当てるベクトルの本数 AWV_i を算出する. なお, 式 (4) において, SWV は再配置されるベクトルの総数 (総ベクトル数 - 領域数 + 1) である.

$$AWV_i = \frac{RC_i}{\sum_{i=1}^N RC_i} \times SWV \quad (4)$$

Step4 ベクトル割り当て

各領域において, Simplex-lattice 法により, 均等にベクトルを配置する.

3. 提案手法

3.1 アルゴリズム

提案手法の目的は, 目的関数間に探索難易度の差がある場合でも, 探索資源の割り当てを変更することにより, すべての目的関数に対して, 均等に最適化がなされることである. これを実現するために, 2.1 節で述べた, MOEA/D-DRA の更新量を指標とした探索資源割り当て機構に着目する. MOEA/D-DRA では, 更新された重みベクトルに所属する個体を優先して親個体として選択することで, 収束性を向上させている. そこで, 提案手法では, 更新判断指標に基づき, 更新されていない重みベクトルに所属する個体を, 優先して親個体として選択することで, 探索難易度が高い領域へ探索資源を割り当て, 均等な最適化を行う. 以下に, 提案手法のアルゴリズムを示す.

更新判断

更新量 Δ_i (式 (1)) と更新判断指標 π_i (式 (2)) を MOEA/D-DRA と同様に算出する.

親個体選択

MOEA/D-DRA とは異なり, 負の更新判断指標 $-\pi_i$ によるトーナメント選択 (トーナメントサイズ 10) によって, 親個体を選択する. この選択により, 探索難易度が高い領域に対する探索資源割り当てが増加し, 更新が進んでいない方向への探索が進むことが期待される.

3.2 HV を用いた最適化バランス指標

多目的進化計算手法の代表的な評価指標である HV は, パレート解群の多様性, 収束性を 1 つの指標で評価可能であるため, 極めて優れた指標であるといえる. しかし, HV の値のみでは, 個体群が各目的関数をバランスよく最適化しているのか, 特定の目的関数のみに偏った最適化を行っているのかを判断することはできない. そのため, 図 1 のように, 目的関数間でバランスの取れた個体 A を求めるよりも, 探索しやすい目的関数のみを最適化した個体 B を求めた方が優れている (HV の値が大きい) と評価されることがある. これは, 実問題において, 各目的関数を均等に最適化したいという要求に対し, HV のみでは適切に指標化できていないことを表している. そのため, 例えば HV に基づいて, 最も探索性能の高い手法を用いて探索を行ったとしても, 必ずしも設計者の要求を満たした解が得られるとは限らない. そこで本稿では, HV を用いた最適化バランス指標 (以下, Balanced-HV と表記) を以下の手順で算出し, 手法の評価に用いる. Balanced-HV は, 0 から 1 の値をとり, 大きいほどバランスが取れたパレート解を獲得できていることを表す. ただし本 Balanced-HV は, 各目的関数の均等性のみを指標化したものであり, 探索性能の評価には, 従来の収束性と多様性の評価指標である HV などとともに用いる必要がある. また, 本指標は, 各目的関数が適切に 0 から 1 の値に正規化できることを前提とする.

Step1 HV の算出

すべての目的関数を, 0 から 1 の最大化問題に変換する. その後, 個体群の HV を算出する. (図 2(a))

Step2 対称点を追加した HV の算出

すべての目的関数を均等に最適化する方向をバランス方向 (適切に正規化が行えているならば, $(1, 1, \dots, 1)$ 方向) と定義し, 各パレート解について, バランス方向に対して線対称になるように個体を追加する. そして, 追加された個体群を加えた全個体群の HV を算出する. (図 2(b))

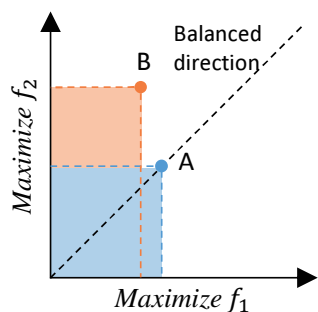


図 1: HV による偏った探索の評価

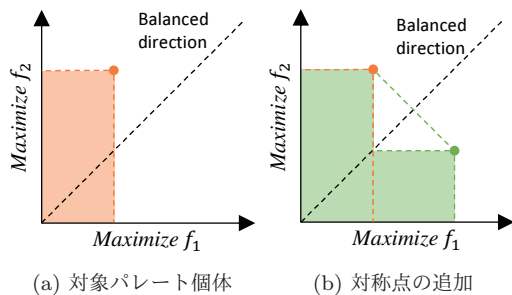


図 2: HV を用いた最適化バランス指標 (Balanced-HV)

ただし、3 次元以上の場合、対称点が正規化範囲の 0 から 1 から外れる可能性がある。このとき、対称点は疑似的に正規化範囲内に移動させた点を用いる。(図 3)

Step4 Balanced-HV の算出

Step2 で算出した HV に対する、Step1 で算出した HV の比率を算出し、Balanced-HV とする。

4. 実験

4.1 実験設定

本稿では、2 目的および 4 目的問題として複数車種の同時最適化問題 [小平 17] を用いる。この問題は、車格の異なる 3 車種、SUV-Car(SUV), Large-Car(CDW), Small-Car(C5H) を対象とした、54 個の制約を持つ最適化問題である。目的関数は、車種の重量と、車種間で共通して使用できる部品数である。2 目的問題では、3 車種の重量の和と共通部品数を目的関数とし、4 目的問題では、各車種の重量 (3 目的) と共通部品数を目的関数とした。実験のパラメータは以下の通りである。

表 1: 実験時のパラメータ

	2 目的	4 目的
個体数	100	120
評価回数	300,000	
近傍個体数	10	
交叉	SBX($\eta_c = 10, P_c = 1.0$)	
突然変異	PM($\eta_m = 10, P_m = 1/222$)	
スカラー化関数	重み付き Tchebycheff	
領域数 (AWV)	2,4,6,8,10	-
試行回数	11	

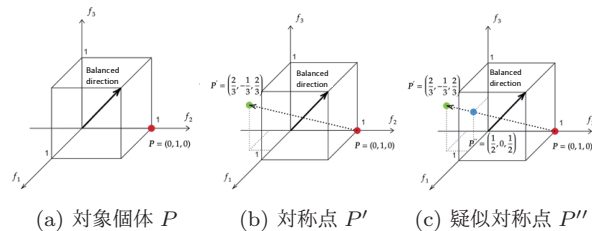
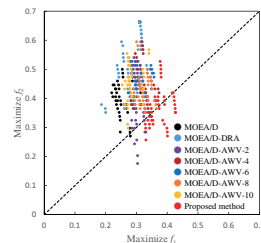
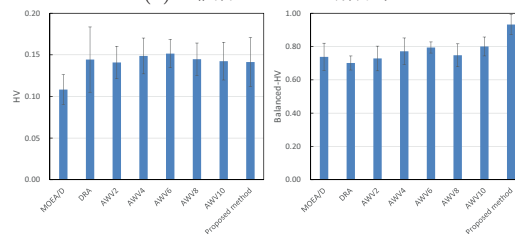


図 3: 疑似対称点の追加



(a) 全試行のパレート解分布



(b) 各手法の HV (c) 各手法の Balanced-HV

図 4: 2 目的問題の結果

比較手法は、MOEA/D, MOEA/D-DRA, MOEA/D-AWV, 提案手法の 4 手法である。ただし、MOEA/D-AWV は、[Harada 17] において 2 目的問題以外への適用指針が示されていないため、2 目的問題でのみ用いる。評価は、全試行において獲得されたパレート解の分布と HV、そして 3.2 で示した Balanced-HV によって行う。

4.2 実験結果 (2 目的問題)

図 4(a) に、300,000 評価時点での、4 手法それぞれについて、各試行 (11 試行) で得られたパレート解をすべて合わせたものを示す。これらの図において、 f_1, f_2 は正規化され、破線に近い、あるいは破線に対して対称にパレート解が獲得されているほど、バランスが取れた探索がされたことを表している。図 4(a) から、MOEA/D は他の手法に比べて探索が進んでおらず、また f_2 に偏った探索を行ったことがわかる。また、MOEA/D-DRA は、MOEA/D よりも収束性が向上しているものの、 f_2 により強く偏った探索を行っている。さらに、MOEA/D-AWV は、幅広く均一なパレート解の獲得を目的としているが、どの領域数においても、MOEA/D-DRA ほどではないものの、依然、 f_2 に偏った探索を行っていることがわかる。これに対し、提案手法では、2 つの目的関数の探索進度において差があまり見られず、バランスの取れた探索を行ったことがわかる。提案手法以外が f_2 に偏った探索を行っていることから、この問題では f_1 に比べ、 f_2 の探索難易度が低いと考えられる。

次に、図 4(b) に、各手法における HV の平均値と標準偏差を示す。図 4(b) から、提案手法よりも MOEA/D-DRA や MOEA/D-AWV の方が高い HV を示していることがわかる。

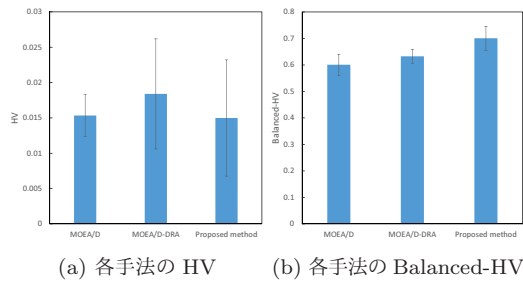


図 5: 4 目的問題の結果

MOEA/D-DRA では、1. 章で述べた通り、探索難易度の低い領域へ多くの探索資源を割り当てることで、収束性が向上した結果であると考えられる。つまり、バランスの取れた探索よりも、偏った探索をあえて行うことで、HV での指標上は優れていると判断されることを表している。また、MOEA/D-AWV は、パレート解の分布が広がるように探索を行う機構が有効に働き、HV が向上したと考えられる。

最後に、図 4(c) に、Balanced-HV の平均値と標準偏差を示す。Balanced-HV の値から、提案手法が、他の手法に比べて均等な探索を行ったことがわかる。この結果は図 4(a) の結果と一致していることから、Balanced-HV を用いることで、パレート解の各目的関数への均等さを定量的に評価できていると考えられる。また、本指標の算出方法は基本的には目的関数の数（次元数）に依存しないため、可視化できない高次元の探索においても、各目的関数への均等さを定量的に表すことができると考えられる。

4.3 実験結果 (4 目的問題)

図 5(a) に、各手法における HV の平均値と標準偏差を示す。図 5(a) から、MOEA/D-DRA が最も優れた HV を示し、MOEA/D と提案手法はほぼ同程度であることがわかる。これは、4.2 でも述べたように、MOEA/D-DRA の特徴が表れた結果であると考えられる。

次に、図 5(b) に、Balanced-HV の平均値と標準偏差を示す。Balanced-HV の値から、提案手法が、他の手法に比べて均等な探索を行ったことがわかる。この結果から、提案手法は HV では MOEA/D-DRA に及ばないものの、各目的関数を均等に最適化するという点において、従来手法よりも優れていることが確認できた。

5. まとめ

本稿では、目的関数間に探索難易度の差がある場合について、バランスの取れた探索を行うために、難易度の高い領域により多くの探索資源を割り当てる手法を提案した。提案手法では、MOEA/D-DRA をベースに、更新されていない重みベクトルに所属する個体を優先して親個体として選択することで、難易度の高い領域への探索資源の割り当てを増やしている。さらに本稿では、各目的関数に対する最適化の均等さを定量的に評価できる新たな指標として、HV を用いたバランス指標 Balanced-HV を提案した。実験では、複数車種の同時最適化問題に対して、提案手法を適用し、パレート解の可視化結果と Balanced-HV によって、バランスの取れた探索を行うことができることを示した。今後は、様々な性質を持つ多目的問題における性能比較を行っていく予定である。

参考文献

- [Coello 04] Coello, C. and Lamont, G.: *Applications of Multi-objective Evolutionary Algorithms*, Advances in natural computation, World Scientific (2004)
- [Dasgupta 13] Dasgupta, D. and Michalewicz, Z.: *Evolutionary Algorithms in Engineering Applications*, Springer Berlin Heidelberg (2013)
- [Harada 17] Harada, K., Hiwa, S., and Hiroyasu, T.: Adaptive weight vector assignment method for MOEA/D, in *2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pp. 1–9 (2017)
- [Liu 16] Liu, H., Chen, L., Zhang, Q., and Deb, K.: An evolutionary many-objective optimisation algorithm with adaptive region decomposition., in *2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 4763–4769 (2016)
- [Zhang 07] Zhang, Q. and Li, H.: MOEA/D: A Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 11, No. 6, pp. 712–731 (2007)
- [Zhang 09] Zhang, Q., Liu, W., and Li, H.: The performance of a new version of MOEA/D on CEC09 unconstrained MOP test instances, in *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 203–208 (2009)
- [Zitzler 98] Zitzler, E. and Thiele, L.: Multiobjective optimization using evolutionary algorithms — A comparative case study, in *Parallel Problem Solving from Nature — PPSN V*, pp. 292–301 (1998)
- [岸上 16] 岸上 利裕, 吉川 大弘: 多目的最適化問題における探索難易度を考慮した目的関数に対する重み付けの検討, 2016 年度人工知能学会全国大会, 2F3-4 (2016)
- [小平 17] 小平 剛央, 釧持 寛正, 大山 聖, 立川 智章: 応答曲面法を用いた複数車種の同時最適化ベンチマーク問題の提案, 進化計算学会論文誌, Vol. 8, No. 1, pp. 11–21 (2017)