多目的GAにおける重み付け選択手法の解への影響

the weight-sum method's effect on the solution in multiobjective genetic algolism

岡田 靖男
Yasuo OKADA

Abstract: Today the most general method in multiobjective genetic algolism is the method of ranking and this method is researched many time. One of the general methods is the method of weight-sum. This method is not researched.In this paper the method of weight-sum is considered.

1 はじめに

近年，遺伝的アルゴリズム（以下、GAと略）を用いた多目的最適化問題に対する適用が注目を集め，多くの研究がなされている [1, 2]．その結果，多くのアルゴリズムが提案され，様々な問題に対してその有効性の検証が行われている [1]．

現在，多目的GAにおける最も一般的な選択手法の一つとしてランキング法があり，多くの文献でその考察が行われている [1]．一方，多目的問題を重み付けによる単一目的化という概念を用いて選択を行う重みパラメータ法に関しては，幾つかの文献によりその問題点が指摘されているものの厳密な考察を行った研究はあまり見られない．

そこで本発表では，重みパラメータ法における問題点を考察しその解決方法としてシェアリングを用いた場合について比較，考察を行う．

2 選択手法

2.1 重みパラメータを変化させる方法

重みパラメータ法とは，目的関数 f_k（k＝1，⋯，p）のそれぞれに重み（重要度）w_k を設定して荷重和 $\Sigma_k w_k f_k$ を求め, これを単一の目的関数とする手法である. ここで, 重み w_k は個体ごとに変化させることで, 複数のパレート最適解を求めることができる.

2.2 遺伝子型による重みパラメータ

本発表では，重みパラメータ法の特に重みに関して以下のような手法を用いた．

- 各目的関数に割り当てる重みを $\omega_i \in]0,1[, \sum \omega_i = 1$ と定める.（特に本発表で用いる対象問題は目的関数を 2 つにしてあるので，用いる重みは [0.1, 0.9], [0.2, 0.8], [0.3, 0.7], [0.4, 0.6], [0.5, 0.5], [0.6, 0.4], [0.7, 0.3], [0.8, 0.2], [0.9, 0.1] の 9 種類とする.）
- 作成した重みパターンをそれぞれ 1〜9 の数字を割り当て，それを遺伝子型にする．
- 遺伝子型にした重みを各個体の遺伝子とつなぎ合わせる．
- 重みと個体の遺伝子をつなげた遺伝子を用いて GA を適用する．

以上が，本発表で用いた主な重みパラメータの手順である．

3 パレート解評価手法

得られたパレート解の評価手法として，本発表では以下のものを使用した．

精度 ：真のパレート解との誤差
被覆率 ：真のパレート解集合に対する広がり

以下にそれぞれについて詳細に述べる．

a 精度

精度とは，得られた解と（真のパレート解における）最近接点とのユークリッド距離を用いて測定したものである．また，本発表でのパレート最適解集合の精度は誤差の合計値で表されるものとする．

b 被覆率

パレート最適解の一点のみが探索された場合，解の精度は，非常に良くなるが，パレート解集合として十分とはいえない．そのため，精度とは異なる横幅の広さを示す指標が必要であるといえる．被覆率とは，いかに真のパレート解を隙間無く詳細に求めているかを評価する基準である．本発表では，縦幅と横幅に対するパレート解の占める割合を求め，その平均で表されるのものとする．

4 数値実験結果

本発表では，特に解への多様性の維持という面について注目した．まず，選択手法として重み付けパラメータ法を用いてさまざまな問題を解き，それぞれの場合における解への多様性を検証を行った. さらに，この対象問題に対して sharing を用いた場合での解の多様

性についても比較，検討した．本発表における GA のパラメータを Table 1 に示す．

Table 1 パラメータ

個体数	100
交叉率	1.0
突然変異率	0.01
シェアリングレンジ	100

4.1　対象問題

本発表では，解への多様性の比較を考慮した 3 つの例題を用いて数値実験を行った．以下にそれらを示す．

目的関数

$$\begin{cases} f_1 = \frac{1}{4}{x_1}^2 \\ f_2 = x_1(1-x_2)+5 \end{cases} \tag{1}$$

$$\begin{cases} f_1 = 2\sqrt{x_1} \\ f_2 = x_1(1-x_2)+5 \end{cases} \tag{2}$$

$$\begin{cases} f_1 = x \\ f_2 = x_1(1-x_2)+5 \end{cases} \tag{3}$$

上記の全ての目的関数について，以下の制約条件を用いた．

制約条件

$$1 \le x_1 \le 4 \tag{4}$$

$$1 \le x_2 \le 2 \tag{5}$$

本発表で用いた対象問題の真のパレート解を Fig.1 に示す．

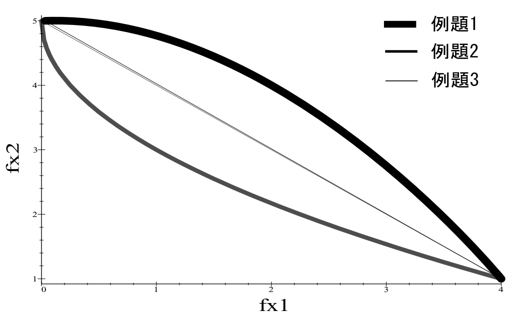

Fig. 1　パレート解

4.2　計算結果と考察

上記例題を解いた結果を Fig.2，Fig.3 に示す．
この結果より以下の事が分かる．

(1) Fig.2 より精度面においては，例題 2（非凸形曲線）のときに最も良いパレート解が得られた．

(2) Fig.3 より被覆率においては，例題 3（直線）のときに最も良好な結果が得られた．

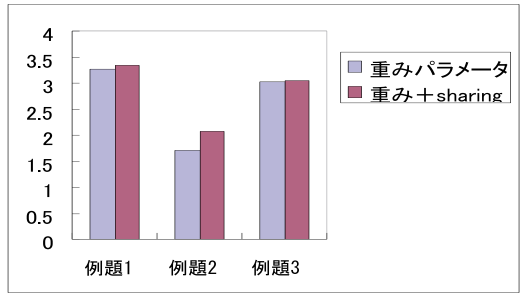

Fig. 2　精度

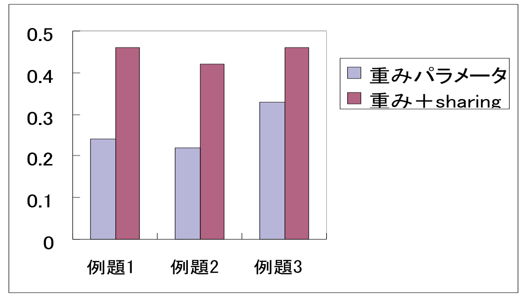

Fig. 3　被覆率

(3) シェアリングを組み合わせた場合，精度においては少し悪化したが，被覆率は非常に良くなった．

(1)(2) より重みパラメータ法は，特定の対象問題以外ではあまり有効な手法ではないことがわかった．また，(3) より重みパラメータ法は sharing を組み合わせる必要性があるといえた．

5　結論

本発表ではさまざまな対象問題に対する重み付けパラメータ法の解への影響と，sharing の有効性について検証した．その結果重みパラメータ法において，解は非凸曲線のときに良い解が得られ，凸曲線に対してはあまり有効な手法でないことがわかった．

また，被覆率については，パレート解が曲線であるよりも直線に近いパレート解において良好な結果を得られることがわかった．sharing を用いたときに対しても，精度面の悪化を無視できるほど被覆率の面で良好な結果を得ることができた．

参考文献

1) 三宮信夫，喜多一，玉置久，岩本貴司『遺伝アルゴリズムと最適化』（朝倉書店，1998）

2) P.Hajela and C.-Y.Lin　『Genetic search strategies in multicriterion optimal design』（New York Springer, 1992）

3) 廣安知之，三木光範，渡邉真也，畠中一幸『多目的分散遺伝的アルゴリズムにおけるシェアリング，収束判定，及び解の評価方法の検討』（同志社大学理工学研究報告，Vol.40, No.4，2000）