

改良型進化的マルチエージェントシステムを用いた多目的計画法

柴田淳子*, 坂和正敏, 加藤浩介, 片桐英樹, 佐々木浩二

Junko Shibata*, Masatoshi Sakawa, Kosuke Kato, Hideki Katagiri and Koji Sasaki

広島大学大学院工学研究科複雑システム工学専攻

*shibata@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

1 はじめに

近年のシステムの多様化, 複雑化により, 単一目的の最適化よりも複数の目的の最適化が望まれてきている. 例えば, ネットワークのルーティングなどにおいて, コストを最小にしてネットワークを構築するだけでなく, 信頼性を高めることも考慮しなければならなくなっている. このような多目的最適化問題において, 一般にすべての目的関数を同時に最小化するという完全最適解は存在しないので, ある目的関数を改善するためには少なくとも他の1つの目的関数を犠牲にせざるを得ないような解としてパレート最適解の概念が導入されてきている. このようなパレート最適解は一般に多数存在するため, 多点探索手法である遺伝的アルゴリズムに基づく求解手法が提案されてきている. しかしながら, 遺伝的アルゴリズムにおける各個体の状態の変更は, 一般に, ランダムな遺伝的操作を行うことによってのみ可能であり, 探索空間の現在位置における情報の活用などは困難であるため, 探索がうまく進まない場合も見受けられた.

このような状況のもとで, 多目的計画問題に対して, 探索空間の現在位置における情報や他者との相互作用に基づいて自律的に判断・動作する複数の主体を含む進化的マルチエージェントシステム (EMAS) を用いたパレート最適解集合の導出法が K. Socha らにより提案されている [1]. 本研究では, K. Socha らの手法の改良を試みる.

2 多目的計画問題

2.1 定式化

多目的計画問題とは, 与えられた制約条件のもとで, 複数個の相競合する目的関数を最適化する問題である.

$$\left. \begin{array}{l} \text{minimize } f_l(\mathbf{x}), l = 1, \dots, k \\ \text{subject to } \mathbf{x} \in X \subset R^n \end{array} \right\} \quad (1)$$

ここで, X は実行可能領域を表す. いま, $\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2 \in X$ に対して, $f_l(\mathbf{x}^1) \leq f_l(\mathbf{x}^2)$, $l = 1, \dots, k$ で少なくとも一つの $j \in \{1, \dots, k\}$ に対して $f_j(\mathbf{x}^1) < f_j(\mathbf{x}^2)$ となるならば, \mathbf{x}^1 は \mathbf{x}^2 を支配するという. つまり, $\mathbf{x}^* \in X$ に対して, \mathbf{x}^* を支配する $\mathbf{x} \in X$ が存在しないとき, \mathbf{x}^* は問題 (1) の非支配解とよばれパレート最適解である.

3 進化的マルチエージェントシステム (EMAS)

参考文献 [1] の進化的マルチエージェントシステム (EMAS) は, K.Socha らによって提案された進化の概念を取り入れたマルチエージェントシステムである. ここでは, その概要を述べる.

まず, r 番目のエージェント a_r のもつ情報について述べる. 探索点の現在位置 x_r , 目的関数値 $f(x_r)$, エネルギー e_r を属性として持つ. エネルギーとは, エージェントの生命力となる, すなわち, 劣悪とされるエージェントはエネルギーをすべて失い, 死滅する, 逆に, 優秀であるエージェントはエネルギーを多く持ち, 交叉によって新しい個体である子の生成を行ないやすくなる. エネルギー与奪, 交叉, 移動を繰り返すことにより集団としてパレート最適解に近づいていく. エージェントとは, 自己の利益を最大にするように動作する主体である. EMAS における個々のエージェントの目的はエネルギーを多く集め, 子の生成を行なうことであるが, この個々のエージェントの目的の達成を全体のシステムの目的の達成, つまり, パレート最適解集合の導出に繋がるようなルールを設ける. EMAS の手順は次のようになる.

手順 1: (初期個体群の生成)

ランダムに N 個のエージェント $a_r, r = 1, \dots, N$ を生成する.

手順 2: (世代数の初期化)

$T := 1$ とする.

手順 3: (行動エージェント番号の初期化)

$r := 1$ とする.

手順 4: (コミュニケーション相手の選択)

エージェント a_r の探索点 x_r の近傍に含まれる探索点をもつエージェント $a_{r'}$ をランダムに選び, 手順 5 へ行く. もし, そのようなエージェントがなければ, 手順 8 へ行く.

手順 5: (支配によるエネルギー与奪)

もし x_r が $x_{r'}$ を支配しなければ, 手順 6 へ行く. もし x_r が $x_{r'}$ を支配するならば, a_r は $a_{r'}$ から次式にしたがって Δe_r^D のエネルギーを奪う.

$$\Delta e_r^D = \begin{cases} e_{r'} & , \text{ if } e_{r'} \leq e_{\min} \\ e_{\min} & , \text{ if } e_{r'} > e_{\min} \end{cases} \quad (2)$$

ここで, e_{\min} はエージェントが奪うことができるエネルギーの最大量を表し, $e_{r'} \leq e_{\min}$ であるとき, $a_{r'}$ はすべてのエネルギーを失って死滅する. 手順 9 へ行く.

手順 6: (近接関係によるエネルギー与奪) もし x_r と $x_{r'}$ の間の距離 d_r が近接度 ξ 以上, すなわち, $d_r \geq \xi$ ならば, 手順 7 へ行く. もし $d_r < \xi$ ならば, a_r は $a_{r'}$ から

次式にしたがって Δe_r^C のエネルギーを奪う。

$$\Delta e_r^C = e_{r'} \cdot \left(1 - \frac{d^2}{\xi^2}\right) \quad (3)$$

手順 9 へ行く。

手順 7: (交叉)

もし a_r と $a_{r'}$ が交叉の条件 $e_r + e_{r'} \geq 3 \cdot e_{\min}$ を満たしていなければ、手順 8 へ行く。一方、もし交叉の条件を満たすならば、交叉を行い、手順 9 へ行く。

手順 8: (探索点の移動)

エージェント a_r の探索点 x_r をランダムに移動し、手順 9 へ行く。

手順 9: (行動エージェントの更新)

もし $r = N$ ならば、手順 10 へ行く。そうでなければ、 $r := r + 1$ として手順 4 へ行く。

手順 10: (世代数の更新)

もし $T = T_{\max}$ ならば終了し、そうでなければ、 $T := T + 1$ として手順 3 へ行く。

このような手順を繰り返すことにより、他のエージェントに支配されるエージェントはエネルギーを失って死滅していくとともに、交叉により親の形質を受け継いだ新たなエージェントが生成されることにより、エージェントは集団としてパレート最適解集合に近づいていく。

4 進化的マルチエージェントシステム (EMAS) の改良

K. Socha らが提案した EMAS の問題点を挙げ、提案 EMAS について述べる。さらに提案手法の有用性を検証するために数値実験を行い、GA との比較実験を行なう。

4.1 探索効率改善のための工夫

K. Socha らによって提案された EMAS には、次のような問題点がある。

問題点 1: 図 1 のように、手順 5 で行なうエージェント間の支配関係に基づくエネルギー与奪が近くのエージェントに限られているため、エージェントが局所解から抜け出せない場合がある。

問題点 2: 手順 6 において、エージェント間の距離を探索点間の距離としているために目的関数空間におけるパレート最適解集合の分布が偏ることがある。

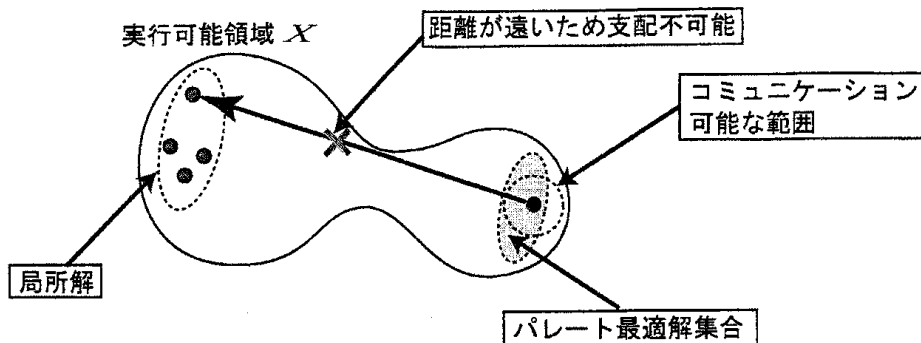


図 1: 局所解から抜け出せない例

問題点 3: EMAS では、手順 8 において移動を行なうエージェントは、次の 2 つである。近くに他のエージェントが存在せず、コミュニケーション相手がいないエージェント、コミュニケーション相手が存在するが、そのエージェントと支配関係、近接関係がなく、また、交叉条件を満たしていないエージェント。これら 2 つの場合では、エージェントが優秀である可能性を十分に秘めているために、移動を行なうことによって、改悪する場合がある。

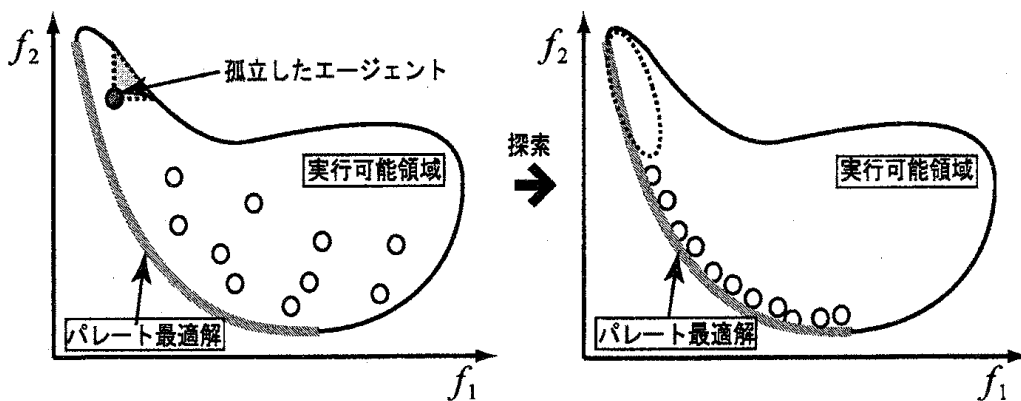


図 2: 孤立したエージェントの例

問題点 4: 図 2 のように、支配領域が狭く、孤立したエージェントは他のエージェントとコミュニケーションがとれないため、そのエージェントがパレート最適解付近にいた場合でも探索を拡げることができない。

このような問題点に対処するために以下の改良を提案する。

改良案 1: 手順 5 で行なう支配によるエネルギー与奪は、近傍のエージェントに限らず、全体のエージェントからランダムに選ぶ。

改良案 2: 手順 6 において「探索点 x_r と探索点 $x_{r'}$ の間の距離 d_r 」を「目的関数値 $f(x_r)$ と目的関数値 $f(x_{r'})$ の間の距離 d_r 」に変更する。

改良案 3: 手順 8 におけるエージェントの移動を除き、手順 5 の後に手順 5', 手順 6 の後に手順 6' を追加し、追加された手順 5', 6' において移動を行なう。このとき、両手順 5, 6 の最後の行に書かれた「手順 9 へ行く」をそれぞれ「手順 5' に行く」、「手順 6' に行く」に変更する。以下に追加する手順の詳細を記す。

手順 5': 支配されたエージェント $a_{r'}$ はエージェント a_r の探索点 x_r を中心とし最大移動距離 D_{\max} を一辺とする超立方体内へランダムに移動し、探索点 $x_{r'}$ を更新し、手順 9 へ行く。

手順 6': もし、孤立したエージェントが存在するならば、エージェント $a_{r'}$ は孤立したエージェントの探索点 x_i を中心とし、存在しないのであれば、エージェント $a_{r'}$ は自分の探索点 $x_{r'}$ を中心とし最大移動距離 D_{\max} を一辺とする超立方体内へランダムに移動し、探索点 $x_{r'}$ を更新し、手順 9 へ行く。

5 数値例

ここでは、幾つかの対象問題に提案した手法を適用する。そして、K. Socha らの EMAS との比較を行い、次に、渡邊らの NCGA との比較を行うことで改良型 EMAS の有用性を検証する。

5.1 対象問題

5.1.1 不連続多目的問題

数値例として次のような N 変数の 2 目的計画問題を考える。

$$\left. \begin{array}{l} \text{minimize } f_1(\mathbf{x}) = x_1 \\ \text{minimize } f_2(\mathbf{x}) = g \times h \\ \text{subject to } g = 1 + 10 \frac{\sum_{i=2}^N x_i}{9} \\ h = 1 - \sqrt[4]{\frac{f_1(\mathbf{x})}{g}} - \frac{f_1(\mathbf{x})}{g} \sin(10\pi f_1(\mathbf{x})) \\ 0 \leq x_i \leq 1, i = 1, \dots, N \end{array} \right\} \quad (4)$$

この問題 (4) に対するパレート最適解集合は図 3, 図 4, 図 5 のように 5 つに分かれており、不連続である。

図 3, 4 において、K. Socha らの EMAS と改良案を適用した改良型 EMAS との比較実験を行っており、□は K. Socha らの EMAS, ○は改良型 EMAS を表す。K. Socha らの EMAS は 3 変数では、改良型 EMAS とさほど変わらないが 5 変数になると、解の悪化

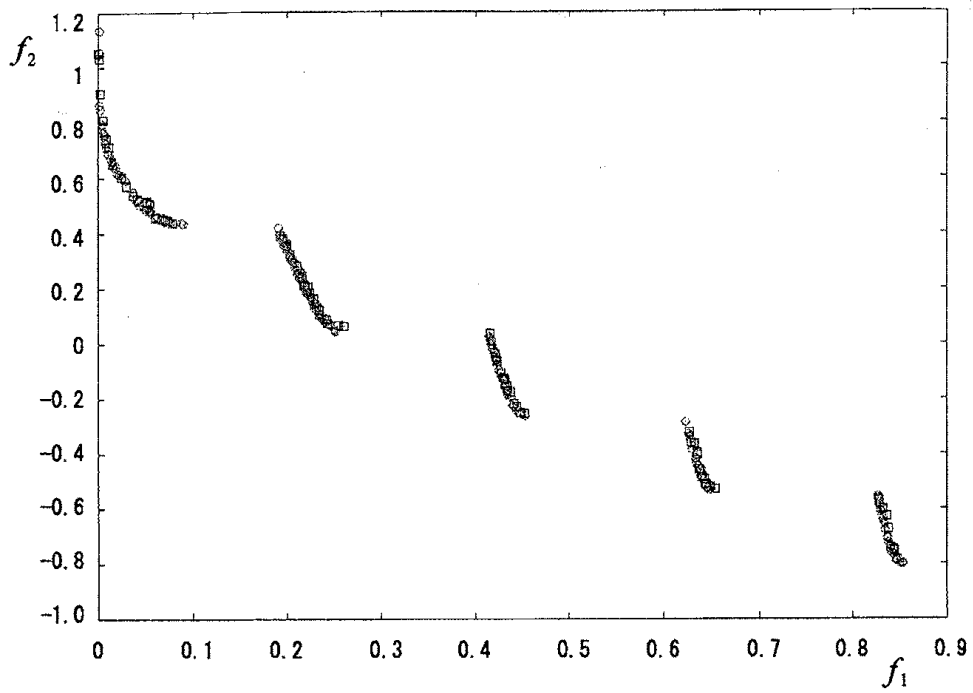


圖 3: 不連續多目的問題 (3 變數), \square :EMAS, \circ :改良型 EMAS

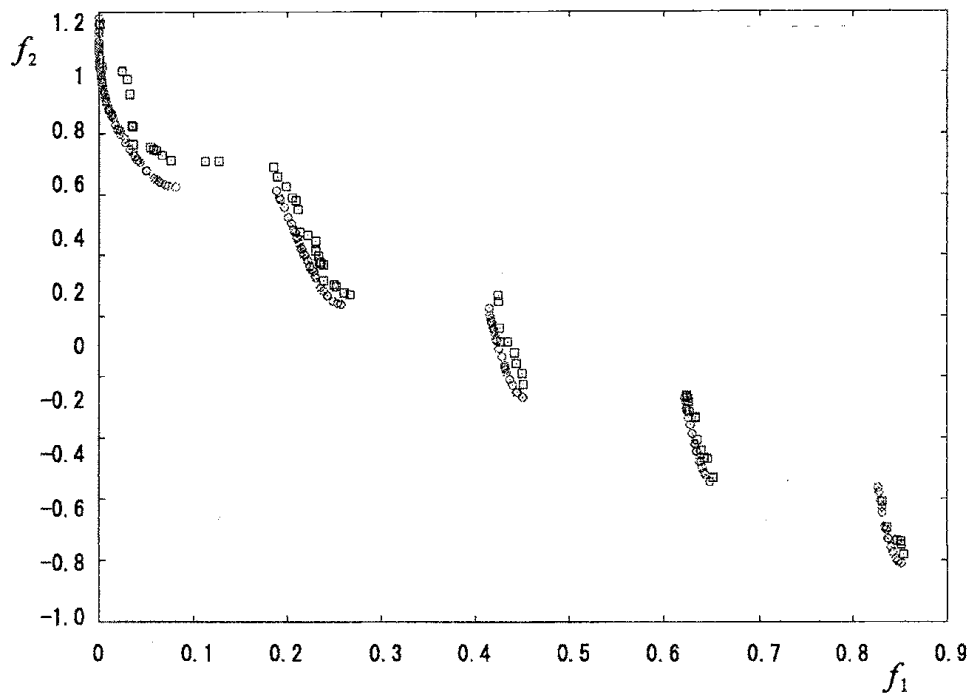


圖 4: 不連續多目的問題 (5 變數), \square :EMAS, \circ :改良型 EMAS

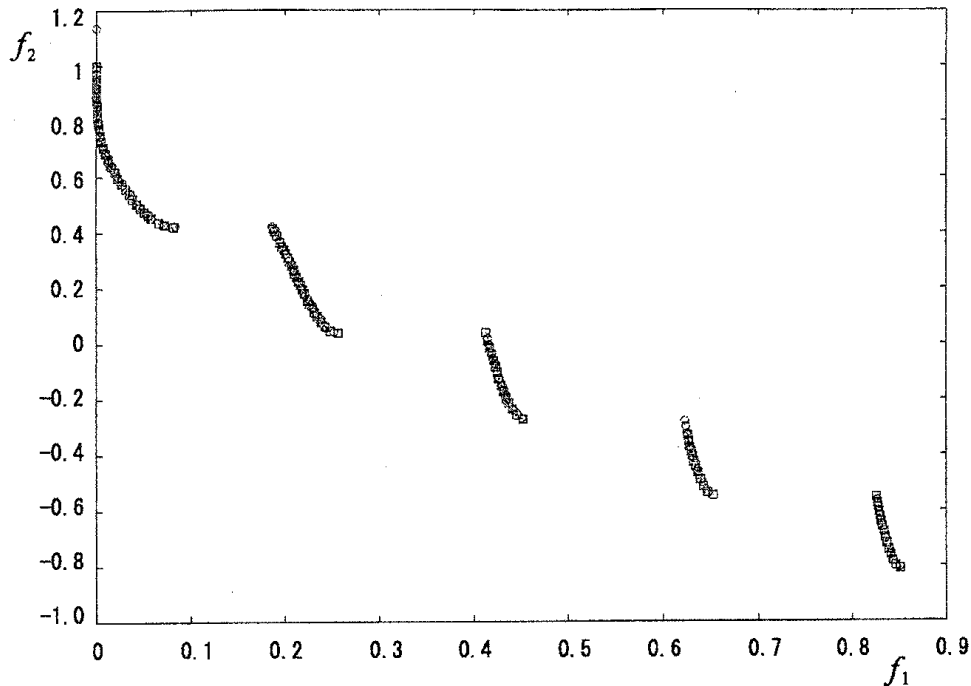


図 5: 不連続多目的問題 (10 変数), □:NCGA, ○:改良型 EMAS

が見られる。一方、改良型 EMAS は、3 変数、5 変数ともにパレート最適解集合に近づいていることが分かる。図 5 において、渡邊らの NCGA との比較実験を行なっており、□が NCGA を表している。この 10 変数の 2 目的問題において多少 NCGA の方が均等にパレート集合に分布しているように見えるが、改良型 EMAS は NCGA とほぼ同等の精度があると評価できる。

5.1.2 2 目的 10 変数、多峰性のある問題

$$\left. \begin{array}{l}
 \text{minimize } f_1(\mathbf{x}) = x_1 \\
 \text{minimize } f_2(\mathbf{x}) = g \times h \\
 \text{subject to } g = 1 + 10 \times 9 + \sum_{i=2}^{10} \{x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)\} \\
 h = 1 - \sqrt{\frac{f_1(\mathbf{x})}{g}} \\
 0 \leq x_1 \leq 1, -30 \leq x_i \leq 30, i = 2, \dots, 10
 \end{array} \right\} \quad (5)$$

この問題 (5) には多峰性があるため、最適解の周辺に準最適解が存在せず、多数存在する局所解に陥りやすい。

図 6 から、改良型 EMAS の方が大幅に NCGA より精度が高いことが分かる。交叉による探索を行う GA は局所解に一旦陥ってしまうと局所解同士の個体が交叉を行なってしまう、微小な確率での突然変異でのみでしか局所解から抜け出せないことが原因だと考えられる。一方、改良型 EMAS では、移動の概念を持っているために、局所解から抜け出す

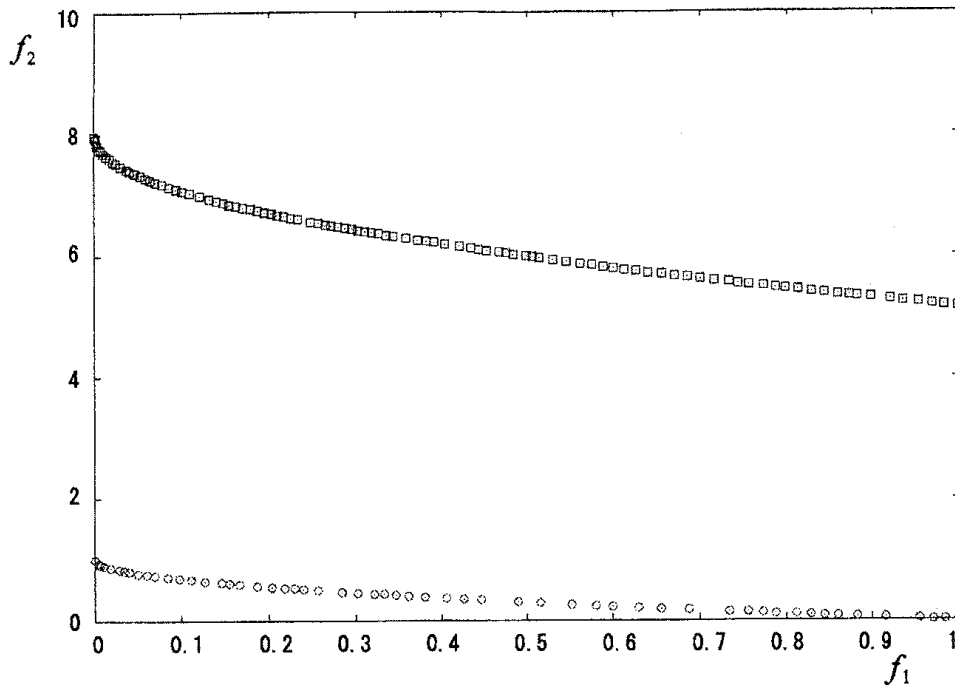


図 6: 多峰性のある問題, □:NCGA, ○:改良型 EMAS

移動が行なわれやすく, 改良案の適用により, 最適解に到着したエージェント付近を集中的に探索することができる.

6 おわりに

本章では, K. Socha らの進化的マルチエージェントシステム (EMAS) の改良を試み, 改良案の有用性を数値実験により確かめた. また, パレート最適解の導出において多く用いられる遺伝的アルゴリズムとの比較実験を行なって, 改良型進化的マルチエージェントシステムの有用性を示した.

参考文献

- [1] K. Socha, M. Kisiel-Dorohinicki, "Agent-based Evolutionary Multiobjective Optimization," Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, vol. 1, pp. 109-114, 2002.
- [2] 坂和正敏, 田中雅博, "遺伝的アルゴリズム", 朝倉書店, 1995.
- [3] 坂和正敏, 石井博昭, "ソフト最適化", 朝倉書店, 1995.
- [4] 渡邊真也 "近傍培養型遺伝的アルゴリズムによる多目的最適化" 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol. 43, No. SIG 10(TOM 7), pp.183-198, November. 2002.