

要約

Swarm Intelligence（群知能）は、鳥や魚、アリのコロニーなどのグループの行動に基づく最適化手法である。この技術の一つである粒子群最適化が開発され、様々な研究に应用されている。そこで、現在PSOの更新式に勾配情報を加えた非線形変数変換モデルをを活用し、ファジィ・ランダム変数を導入した多目的日程計画問題への組み込みを行うことを目指す。

キーワード：：粒子群最適化，勾配情報，局所探索

1 はじめに

粒子群最適化(Particle Swarm Optimization; PSO)は、群の中の固体（粒子）が持つ最良の情報とそのグループの最適値から過去の探索から考慮した確率的最適化手法であり、ケネディが社会的行動に基づいて開発した並列進化計算技術である。 社会的方法と計算方法の両方を扱うPSOに関する標準的な研究がある。

近年、コンピュータサイエンスの発展は、ハードウェアとソフトウェアの有効性が顕著に表れている。その中で大規模問題の最適化の重要性はますます高めている。ソーシャルネットワークサービスの登場により、ログやパスの問題も大規模になっている。最新のコンピュータでこれらの問題を解決するには時間がかかってしまう。

本研究では数ステップでもっとも最適解が見つかる新しいハイブリッド動的システムを実際の数理最適化問題に適応する。すでに提案されている連続PSOアルゴリズムに勾配法を組み込み、定式化する手法を活用し、ファジィ・ランダム変数を導入した多目的日程計画問題への組み込みを行うことが本研究の目的になっている。

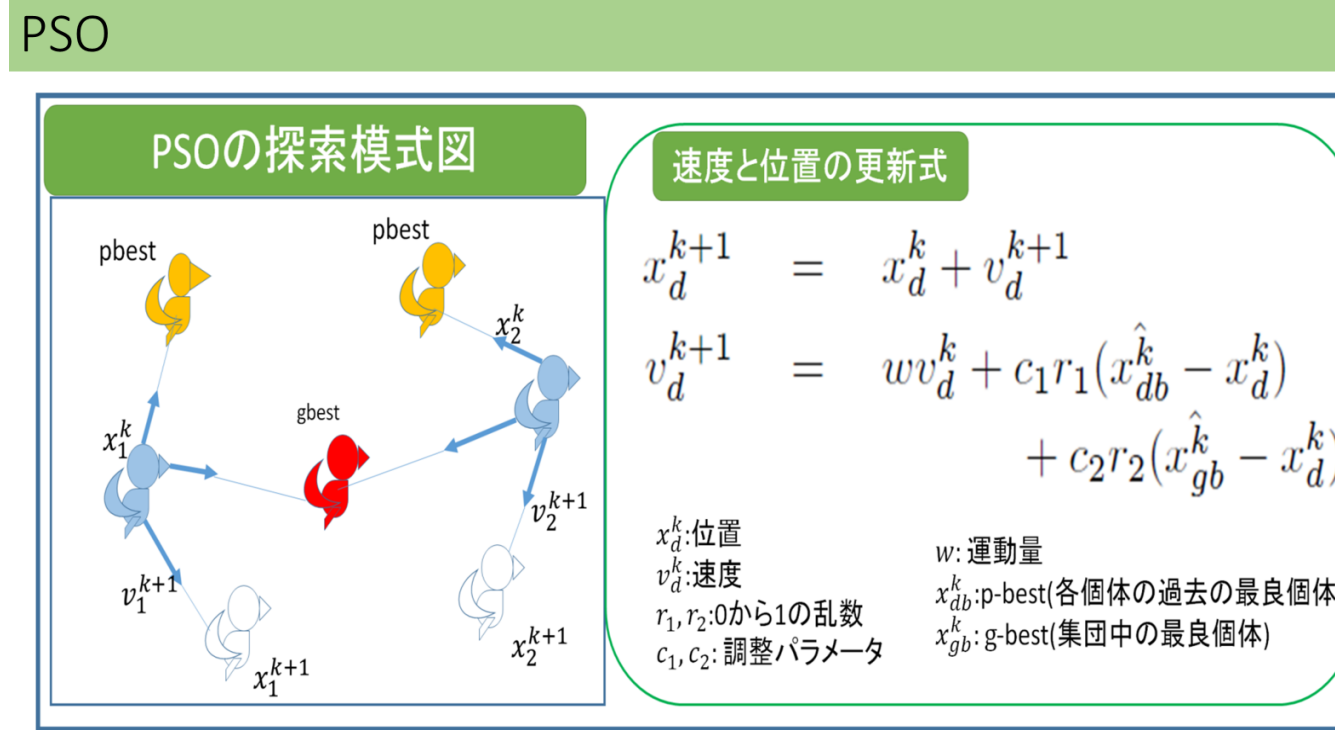
— 2 多目的最適化におけるPSO —

2.1 PSOアルゴリズム

PSOは群を成して移動する生物の行動を模範したアルゴリズムである。群をなす生物を粒子としてモデル化し、粒子は最適化問題における候補解を示している。PSOは群の中の粒子がもつ最良の情報（ $p_{\text{best}}$ ）とその集団の最適値（ $g_{\text{best}}$ ）から過去の探索を考慮し、さらにその集団の各粒子の位置および速度を更新することによって計算される。以下にPSOの解説を示す（図1: 参照）。

ここで、PSOの探索模式図及び速度と位置の更新式（図1: 参照）より、 $p_{\text{best}}$  に向かう  $c_{1r_1}(x_k \ d_b \ \bar{x}_d \ k)$ 、 $g_{\text{best}}$  に向かう  $c_{2r_2}(x_k \ d_b \ \bar{x}_d \ k)$ 、これまでの進行方向へ向かう  $wv_k^d$  の3つのベクトルを合成して速度ベクトル  $v_{i,k+1}$  を決定し、それを元に次に移動する位置  $x_k^d + 1$  を決定する。

PSOの探索式はランダム要素を含み、同時に最良解情報である  $p_{\text{best}}$  と  $g_{\text{best}}$  が探索に伴い変化するという時変性を有している。このままの形では理論解析が困難であるので、一つのParticleに着目し、一次元の位置  $x$  と速度  $v$  について考え、さらに  $p_{\text{best}}$  と  $g_{\text{best}}$  を一つの点に縮約した簡略モデルが提案されている。この簡略モデルは、確定的な線形時不変システムとして表現され、よく知られた固有値解析により、Particleが構成するシステムの安定・不安定が解析的に評価でき、その安定性を示す（図1参照）。





た多目的日程計画問題の組み込むことを提案する．そこで，このようなPSOを多目的日程計画問題に適応するに当たって，まず連続系の力学系を想定し，それを上下限制約内に閉じ込めた力学系として「非線形変数変換モデル」のモデルを利用し，それを離散化することによって，上下限制約を直接考慮した離散時間系モデルを実装し，問題に組み込む．

## 5 数値実験ならびに考察

各パラメータの値は、 $N$ （粒子の数）=10,  $c$ =1.0,  $c_1 \cdot c_2$ =1.4,  $c_3$ =0.1,  $a$ =1.0,  $\Delta T = 0.8$  というように与えた。また試行回数は100とした。結果を考えると勾配情報を加えたPSOは従来手法より，最適な値に収束していることがわかる．よって勾配情報を加えたPSOは，多峰性をもつ関数に有効であることが示された．これは，greiwank関数が非常に多くの局所解をもつという特徴があり,従来手法が局所解に収束してしまう場合が多いことに反して,勾配情報を加えたPSOがgriewank関数という関数全体を見て,局所解から脱出しているのではないかと考察できる．

### griewank関数を用いた数値実験

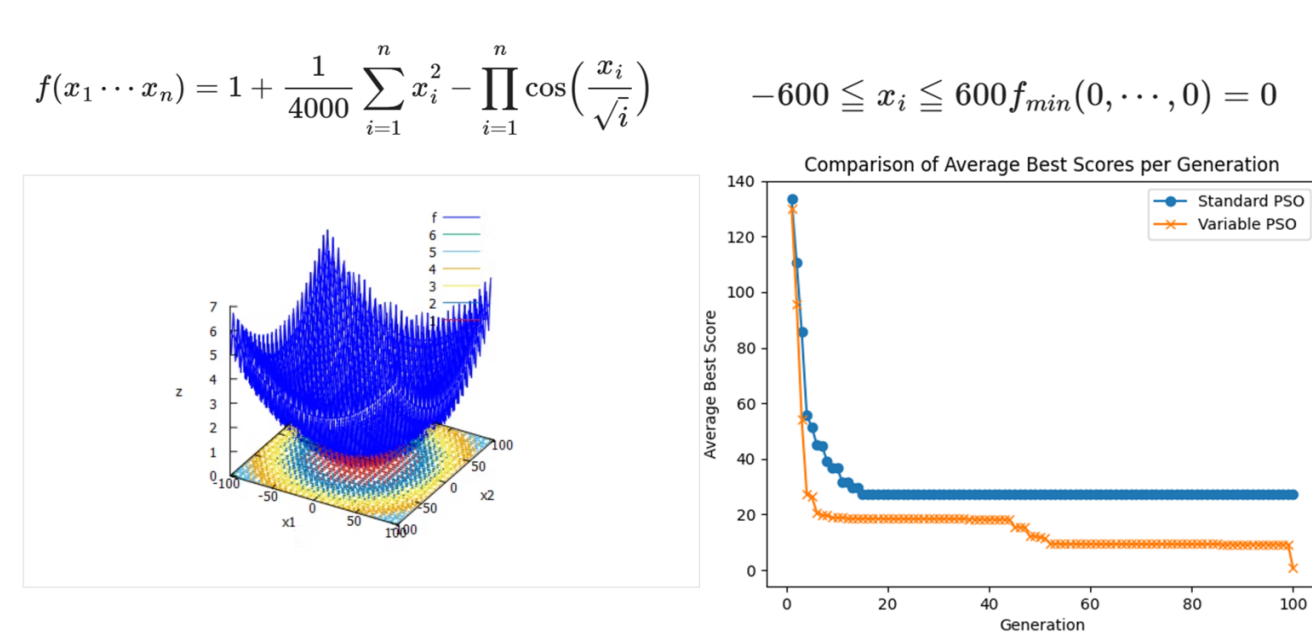


図7 Booth関数を活用した数値実験

## 6 おわりに

本研究では，上下限制約条件付き最適化問題に対して直接適用可能なPSOをファジィ・ランダム変数を導入した多目的日程計画問題の組み込むことを提案した．そこで，このようなPSOを多目的日程計画問題に適応するに当たって，まず連続系の力学系を想定し，それを上下限

制約内に閉じ込めた力学系として「非線形変数変換モデル」のモデルを利用し，それを離散化することによって，上下限制約を直接考慮した離散時間系モデルを実装した．また，PSOの簡単な数値実験を行った．しかし，実際の問題に適応したわけではない．よって今後は，提案手法の適応を行う．

## 参考文献

[1] J. Kennedy, R.C. Eberhart: Particle swarm optimization, IEEE Conf. on Neural Networks, IV, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948 (1995).

[2] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Y. Shi: “Swarm intelligence,” Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, pp. 1942-1948, 2001.

[3] 石亀 敦司, 安田 恵一郎: “群れの知能： Particle Swarm Optimization,” 知能と情報（日本知能情報ファジィ学会誌）, Vol. 20, No. 6, pp. 829-839（2008）.

[4] H. M. Emara and H.A. Abdel Fattah: “Continuous swarm optimization technique with stability analysis,” Proceedings of the 2004 American Control Conference, pp. 2811-2817 (2004).

[5] Ryuzaburo SUGINO, Anan National College of Technology: “Numerical Performance of PSO Algorithm Using Gradient Method.”

[6] M. Jiang, Y. P. Luo and S. Y. Yang: “Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm,” Information Processing Letters, vol. 102, No. 1, pp. 8-16 (2007).