

最適化問題における群知能による補間探索

山本 聖也

富山県立大学工学部電子・情報工学科情報基盤工学講座

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、様々な研究に応用されている。しかし、粒子群最適化の収束は根拠がない。本論文では、より良い最適解を求めるための Swarm Intelligence とニューラルネットワークダイナミクスの新しいハイブリッド動的システムを提案した。本論文の主な結果として、粒子群最適化とニューラルネットワークのメカニズムを理論的にどのように組み合わせるかを示し、提案システムが客観的な環境のグローバルな情報に基づいて補間探索を実現できることを確認した。

キーワード: 粒子群最適化、ニューラルネットワークダイナミクス

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の最適化手法であり、ケネディ[3]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は、[4]である。

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。特に、進化法は盛んに行われ、シミュレーションベースを用いてアプリケーションの容易さから開発、適用されている[2]。例として、PSO と Simplex のハイブリッド法が提案されている[1]。また、PSO と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)の方法が提案されている[2]。大規模問題の最適化工学的重要性はますます高まっている。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るてしまう。

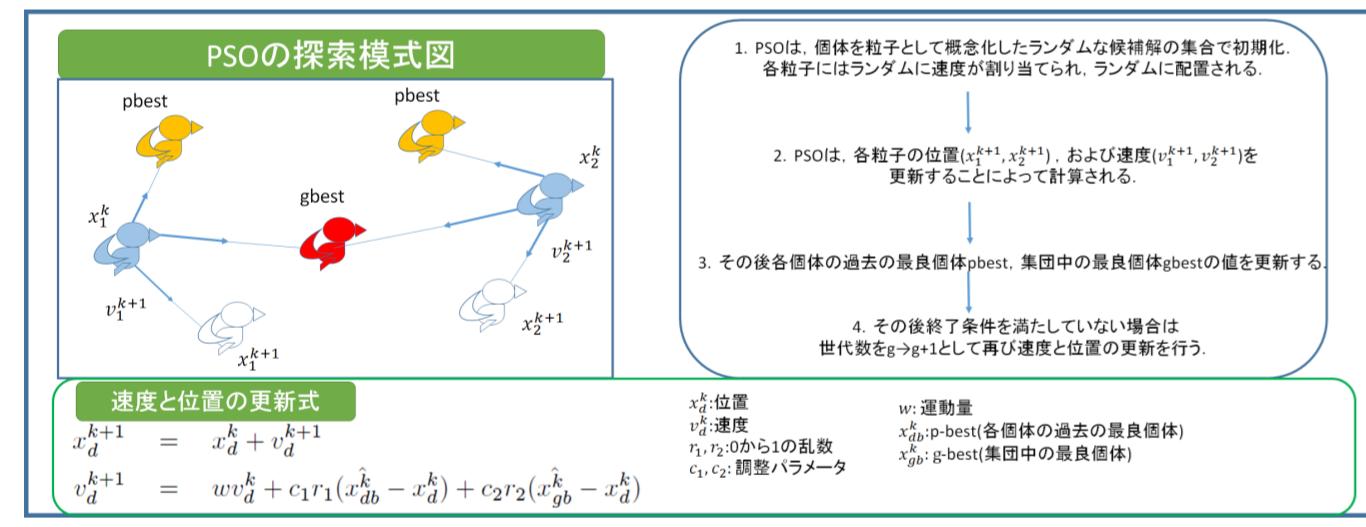
したがって、本研究では数ステップでもっとも最適な解が見つかる新しいハイブリッド動的システムを提供する。そこで連続 PSO アルゴリズムから、ニューラルネットワークに同等の力学を定式化することができる。そこで、グローバル最適の補間探索を実現するための補強学習機構の適用を検討する。

本研究は以下のように編成されている。2章では、PSO の概要について簡単に解説する。3章では、ハイブリッド PSO についての解説を行い、最急降下法を用いてそれを導出する。4章では、ハイブリッド PSO の有効性を示し、数値実験ならびに考察を行う。最後に、5章で結論を述べる。

2 PSO の概要

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($p\text{-best}$)とその集団の最適地($g\text{-best}$)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)。



2.2 離散型 PSO アルゴリズム

離散型 PSO(Discrete Particle Swarm Optimization; DPSO)は、探索点を粒子と呼び、全ての粒子は座標値と、探索方向を決定するための速度をもっている。座標値により設計変数を表す。また、個々の粒子は探索過程における過去の $p\text{-best}$ をもち、また群全体での $gbest$ を PSO と同様にもつ。またアルゴリズムを以下に示す(図2: 参照)。

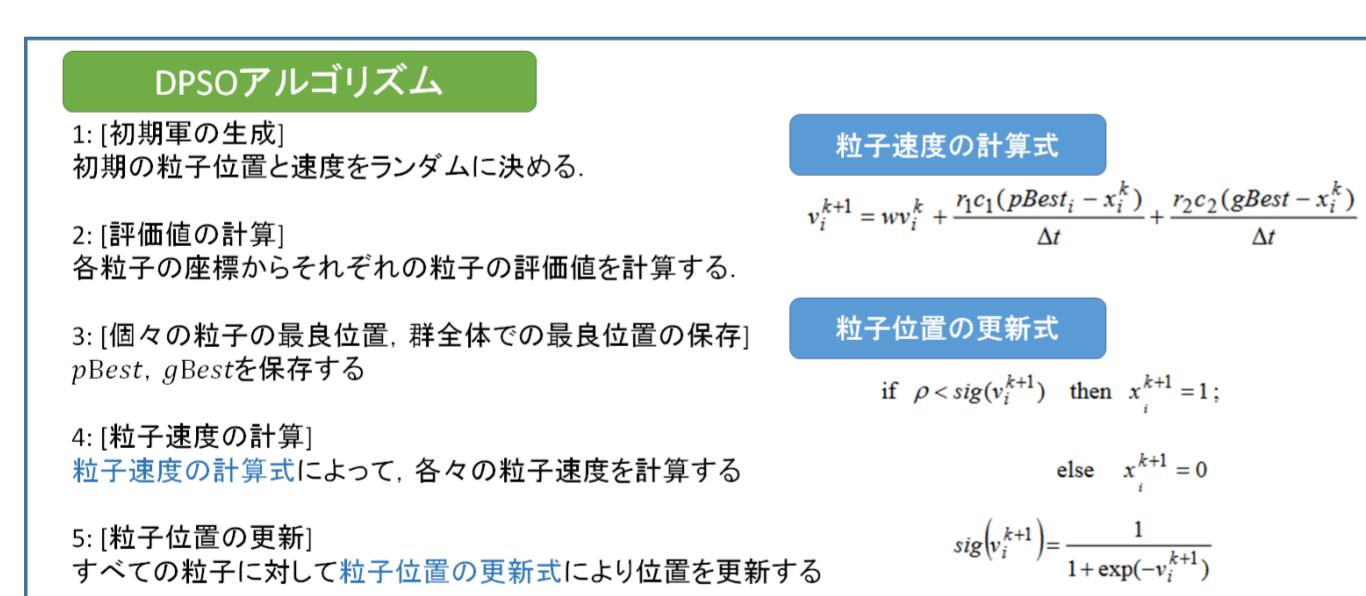


図2 DPSO の解説

ここで、 ρ は 0 から 1 までの一様乱数、 $\text{sig}(v_i^{k+1})$ はシグモイド関数である。この点が粒子位置の更新式により連続量が離散値となり PSO と大きく異なる点である。すなわち、DPSO の位置更新は、確率的な閾値 ρ によって決定される。例として、 $\text{sig}(v_i^{k+1})$ が、閾値 ρ より高い値ならば粒子は 1 になり、そうでなければ 0 になる。位置の更新後、繰り返し回数に達していれば終了、達していなければ評価値の計算から繰り返しとなるように終了判定を行う。

2.3 連続型 PSO アルゴリズム

連続型 PSO アルゴリズム(Continuous Particle Swarm Optimization; CPSO)について述べる(図3: 参照)。

以下のベクトルおよび行列を以下のように定義する。

- $X \triangleq [x_1 \cdots x_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$: 位置行列
- $V \triangleq [v_1 \cdots v_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$: 速度行列
- $X_{db} \triangleq [x_{db_1} \cdots x_{db_n}] \in \mathbb{R}^{d \times n}$: 所有最適位置行列
- $X_{gb} \in \mathbb{R}^d$: グローバル位置行列
- $I_n \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 大きさ n の単位行列
- $F \triangleq [f(x_1) \cdots f(x_n)] : \mathbb{R}^{d \times n} \rightarrow \mathbb{R}^n$: 蓄積された目的関数ベクトル

図3 ベクトルと行列の定義

ベクトル y と $\text{sgn}(y)$ の要素によって与えられる対角要素を持つ対角行列を $\text{diag}[y]$ とする。 y の σ 関数を表す。そして $\text{sgn}(y) = 1$ if $y > 0$ の場合は、 $\text{sgn}(y) = -1$ if $y < 0$ 。

したがって、正の定数であると仮定すると、最小化のために X の進化を近似することが提案される。CPSO の安定性解析も議論されている[6]。

状態変数 X 、 V 、 X_{db} はベクトルではなく、以前に定義された適切な次元の行列であるため、上記の表記法は標準状態空間表記法ではありません。この説明は、明瞭さを失うことなく提供する単純さとコンパクトさに動機付けられている。また以下に CPSO の CPSO の位置と速度の更新式と、アルゴリズムについて示す(図4: 参照)。

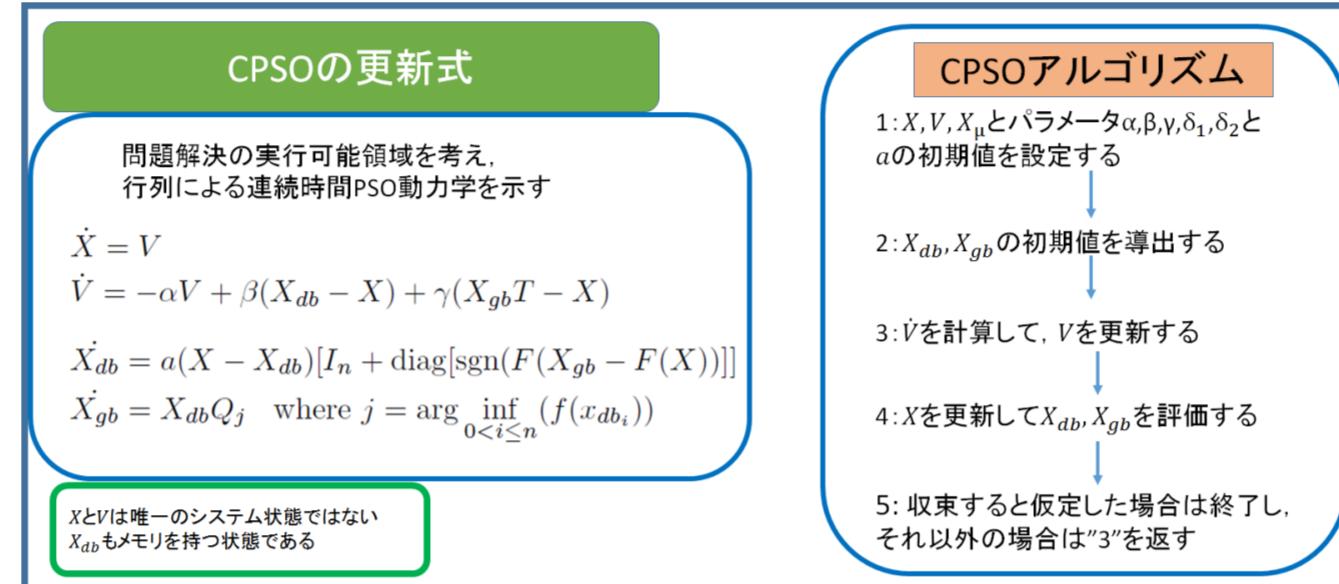


図4 CPSO の解説

3 ハイブリッド PSO の提案

3.1 勾配情報の適応(仮)

一般的に PSO は勾配情報を用いない探索を行っている。メリットとしては勾配情報を使わないことにより、不連続な目的関数に対しても適用できるということである。それに対して本研究ではより効率的かつ高精度な探索を実現するために勾配法による速度評価を導入する。

3.2 ハイブリッド PSO アルゴリズム

本節ではハイブリッド PSO について解説する(図5: 参照)。PSO の応用法である CPSO の応用法であり、 X, Y の二つの行列に加えて Z を加えかつ、いくつかのパラメータを与えて再急降下法を用いる。 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ などの実数は、PSO とニューラルネットワークを調整するために重み付けするパラメータである。 X_μ はニューラルネットワークのダイナミクスに由来する新しい行列である。 X_μ は以下のダイナミクス[5]と定義する。(図6: 参照)

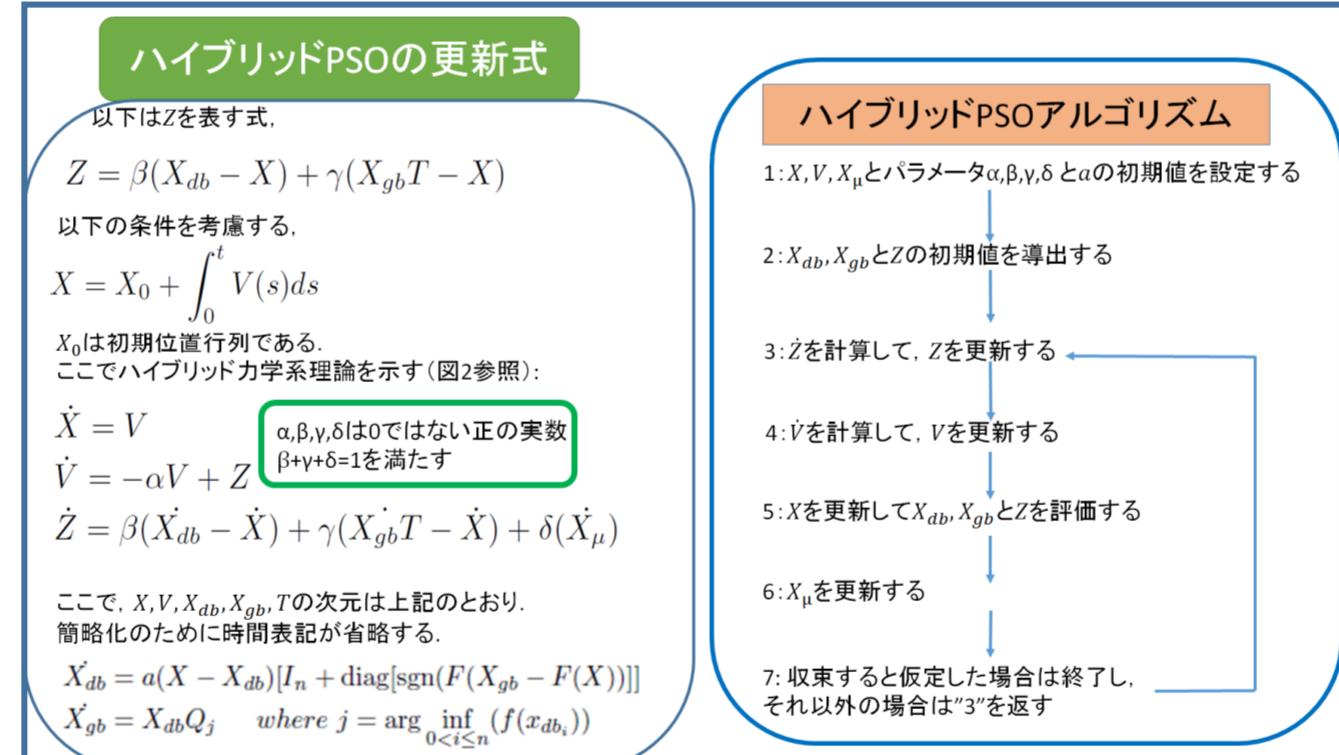


図5 ハイブリッド PSO の解説

によって数値シミュレーションが行われる。サンプリング時間の設定は、係数(β, γ, δ)の値によって変化する。したがって、 X_μ を計算して取得する。

4 数値実験ならびに考察

5 おわりに

参考文献

- [1] Y. Shimizu: Proposal of Evolutionary Simplex Method for Global Optimization Problem, *Information Systems Society of Japan.*, vol. 24, No5, pp. 119-126 (2011).
- [2] S. F. Shu-Kai, Z. Erwie: A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization, *European Journal of Operational Research.*, pp. 527-548 (2007).
- [3] J. Kennedy, R.C. Eberhart: Particle swarm optimization, *IEEE Conf. On Neural Networks, IV, Piscataway, NJ.*, pp. 1942-1948 (1995).
- [4] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Y. Shi: "Swarm intelligence, Morgan Kau mann Publishers, San Francisco, CA," pp. 1942-1948, 2001.
- [5] 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).
- [6] H. M. Emara and H.A. Abdel Fattah: "Continuous swarm optimization technique with stability analysis," *Proceeding of the 2004 American Control Conference*, pp. 2811-2817 (2004).

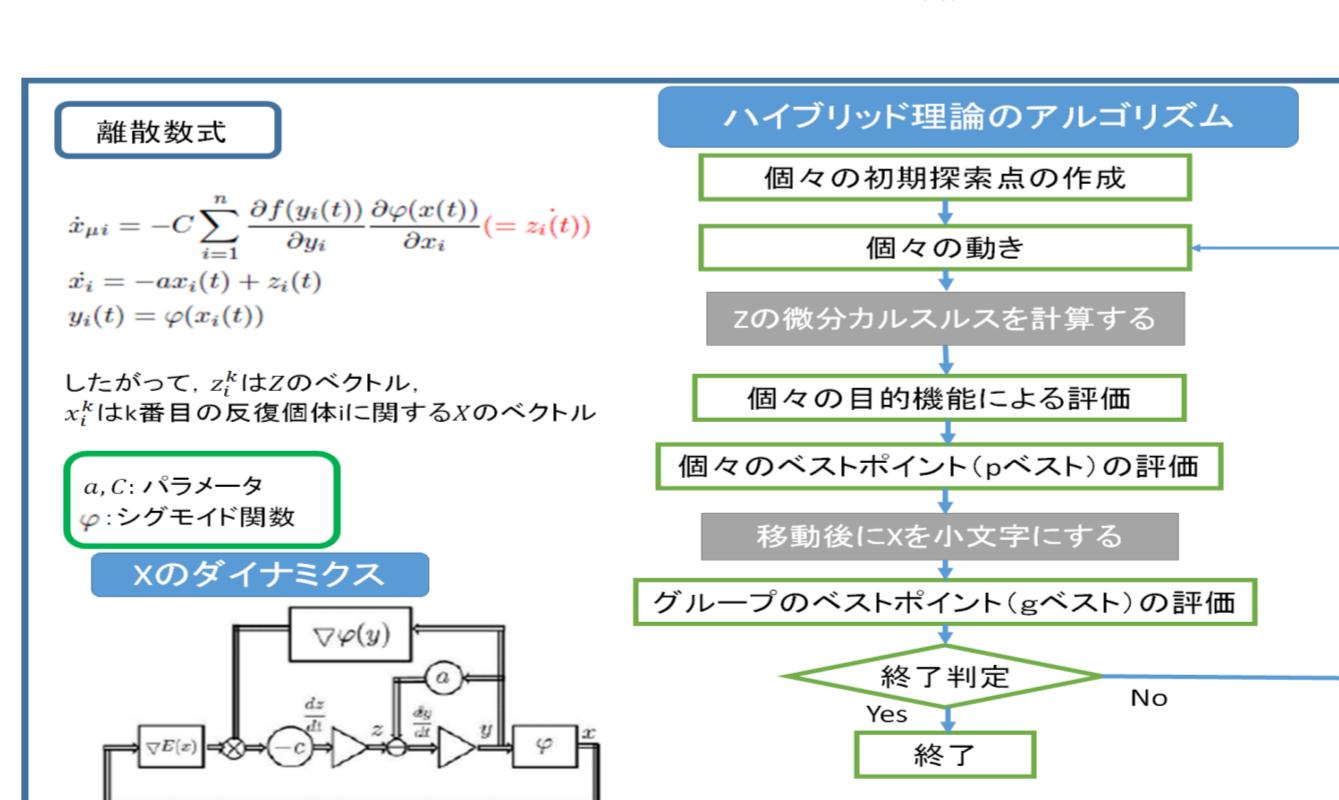


図6 離散数式とハイブリッド理論

次に、差分法を適用する。理論的な分析の観点から、PSO の \dot{V} と \dot{x}_i は同等のものとみなす。 $\beta(X_{db} - X) + \gamma(X_{gb}T - X)$ は PSO の速度を制御する。 $\delta(X_\mu)$ はニューラルネットワークの速度を制御する。理論的に提案されたハイブリッドの、 $Z = \beta(X_{db} - X) + \gamma(X_\mu)$ PSO が有するグローバル探索、ニューラルネットワークが持つ局所最急降下法などがある。連続時間モデルでは、PSO とニューラルネットワークの組み合わせの理論的アルゴリズムが考慮されるが、分散モデル