



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PSOが開発され、様々な研究に応用されている。しかし、Particle Swarm Optimization (PSO) 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ッ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、PSO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

Particle Swarm Optimization (PSO) は、群の中の固体（粒子）が持つ最良の情報（p-best）とそのグループの最適値（g-best）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[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。

PSOアルゴリズムは、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（図1:参照）。

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GA (Genetic Algorithm) 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 (SNS) 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でしょう。

したがって、本研究では数ステップでもともと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。連続PSOアルゴリズムから、我々は新しい力学系 Σ_n を得て、連続時間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、CPSOアルゴリズム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。

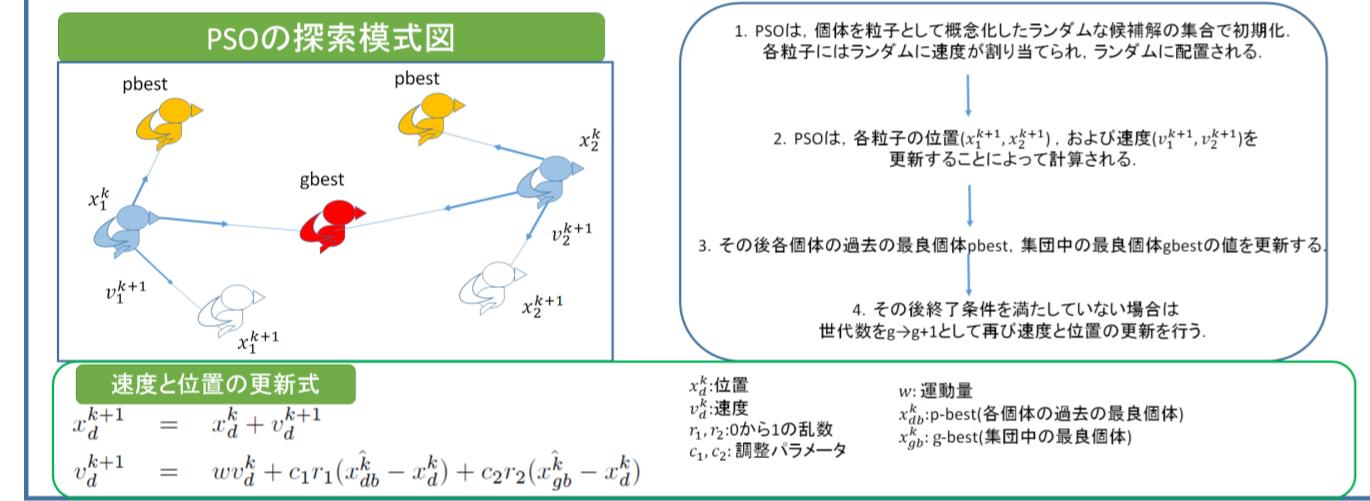


図1 PSOの解説

2 CPSOアルゴリズム

本節では Continuous Particle Swarm Optimization (CPSO) について述べる（図2:参照）。

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
- $X_{db} \triangleq [x_{db_1} \cdots x_{db_n}] \in \mathbb{R}^{d \times n}$: 局所最適位置行列
- $X_{gb} \in \mathbb{R}^d$: グローバル位置行列
- $F \triangleq [f(x_1) \cdots f(x_n)] : \mathbb{R}^{d \times n} \rightarrow \mathbb{R}^n$: 蓄積された目的関数ベクトル
- T : 1からなる行ベクトル
- $Q_i \in \mathbb{R}^n$: 1に等しい i^{th} を除いて、すべての要素が0に等しい列ベクトル
- $I_n \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 大きさ n の単位行列

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。

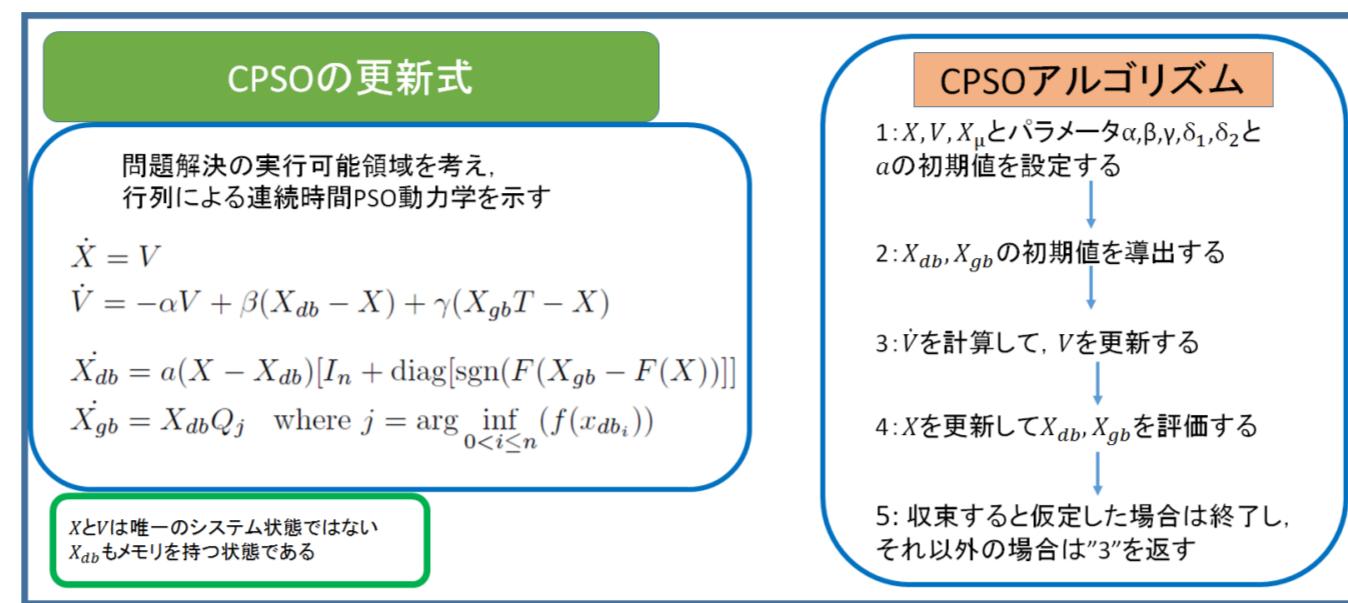


図2 CPSOの解説

3 ハイブリッドPSO

本節ではハイブリッドPSOについて解説する（図3:参照）。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4:参照）

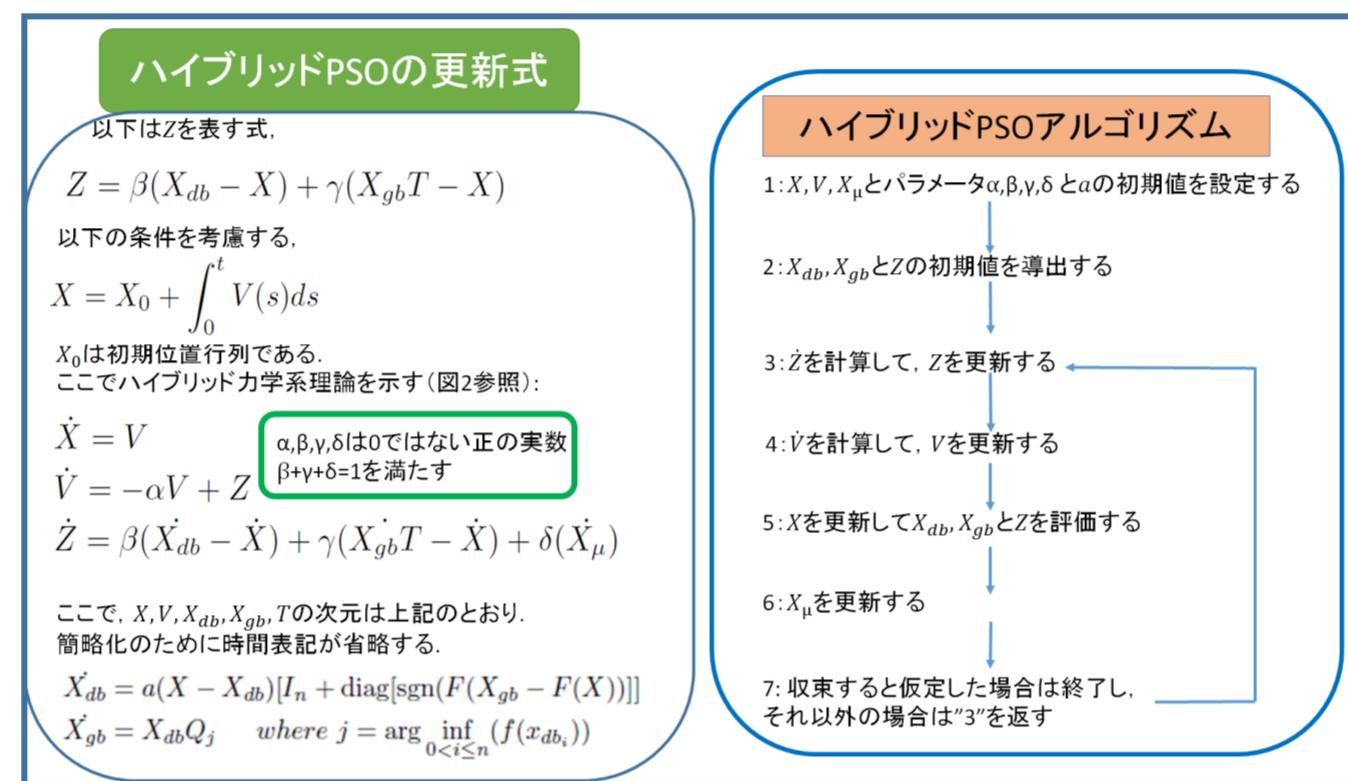


図3 ハイブリッドPSOの解説

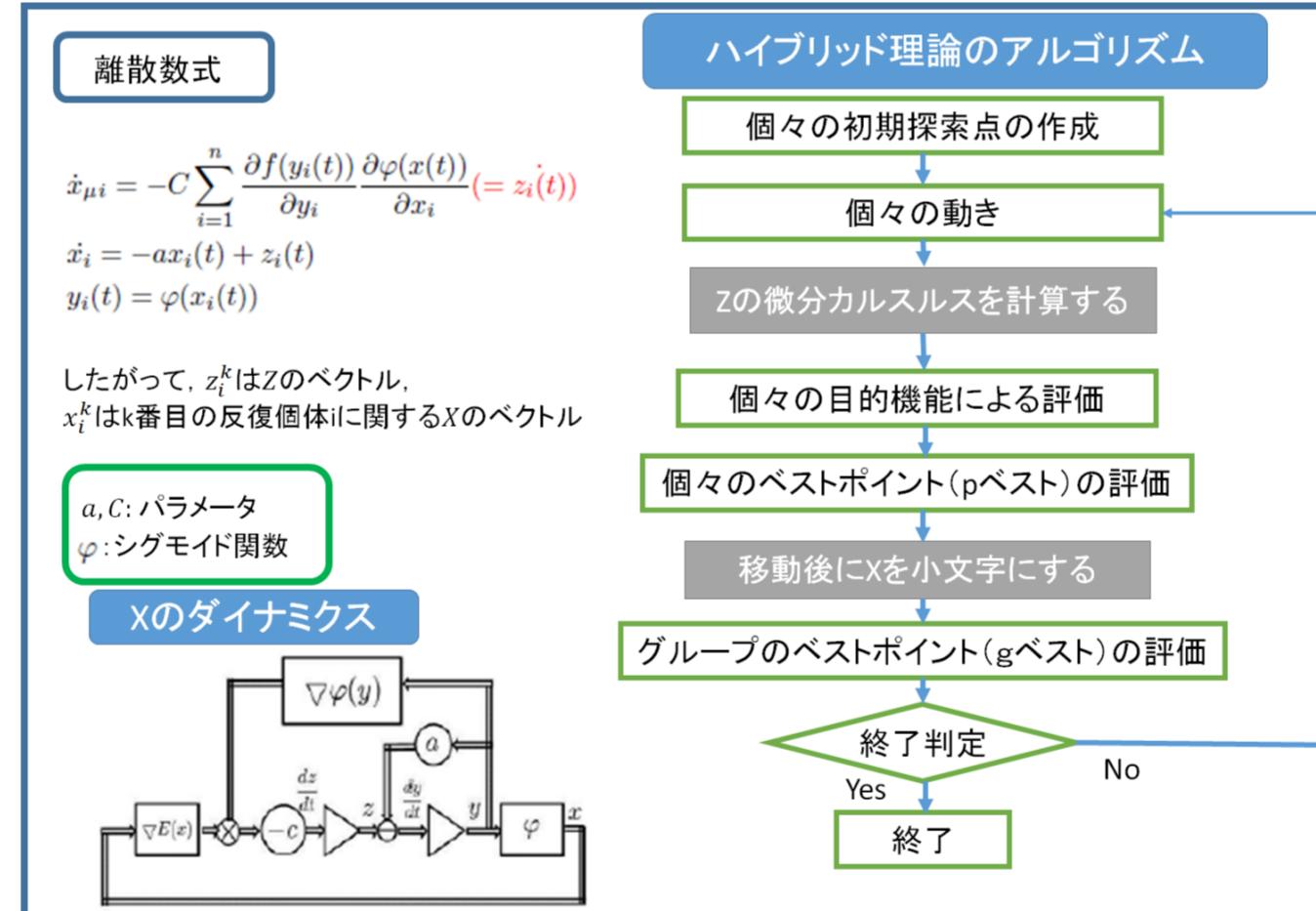


図4 離散数式とハイブリッド理論

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、 $\dot{Z} = \beta(\dot{X}_{db} - \dot{X}) + \gamma(\dot{X}_\mu)$ 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、係数の値によって変化する。 β, γ, δ 。

したがって、 X_μ を計算して取得する。

5 おわりに

参考文献

- Y. Shimizu: Proposal of Evolutionary Simplex Method for Global Optimization Problem, *Information Systems Society of Japan.*, vol. 24, No5, pp. 119-126 (2011).
- 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).
- J. Kennedy, R.C. Eberhart: Particle swarm optimization, *IEEE Conf. On Neural Networks, IV, Piscataway, NJ.*, pp. 1942-1948 (1995).
- J. Kennedy, R.C. Eberhart, Y. Shi: "Swarm intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA," pp. 1942-1948, 2001.
- 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).
- H. M. Emara and H.A. Abdel Fattah: "Continuous swarm optimization technique with stability analysis," *Proceeding of the 2004 American Control Conference*, 2811-2817 (2004).

4 数値実験ならびに考察