

アブストラクト 柔軟な最適解探索アルゴリズムとして注目を集めている粒子群最適化の基礎と課題と発展形ついて解説する. まず、基本的なアルゴリズムを紹介し、それを発展させ応用させていくための課題を概観し検討する. 非線形システムとの対応付けが一つのポイントになると思われる. 数ある応用の中で、回路のパラメータ最適化問題に着目する. 具体例として、DC/AC インバータの動作を実現するスイッチ信号の合成問題を紹介する. 多目的最適化への有効な対処方法や、解探索に有効なパラメータの次元の自動調節法にも言及する.

キーワード 粒子群最適化、非線形システム、多目的最適化、パワーエレクトロニクス

1. はじめに

粒子群最適化法 (Particle Swarm Optimizers, 以下では PSO と略す) $^{(1)^{\sim(4)}}$ は、個体群に基づく最適化アルゴリズム (Population-based Optimization Algorithms, 以下では PBOA と略す) の一種である. 生物の集団行動をヒントにしているといわれている. 探索の対象となる目的関数が与えられたとき、複数の粒子が互いに情報を共有しながら最適解を求めて探索空間内を動き回る. その概念とアルゴリズムの簡素さ、動作の柔軟さ、多様な改良の可能性、などから注目を集めている. その特徴には以下のようなものがある.

・柔軟な並列処理

各粒子は、自分自身の過去の情報に加えて、自分の周りの粒子の過去の情報を互いに共有しながら解を探索する。情報共有の方法には多様性がある。その情報共有がうまくいけば、並列処理を基本とするので、かなり困難な問題でも、効率良く解を見つけることができる。

・勾配情報を用いない探索

目的関数が滑らかであることを要求しない. 最急降下法のように勾配に関する情報を使わないので,不連続な目的関数に対しても適用可能である.

・非線形システムとの対応

粒子の時間発展を記述する数理モデルは、乱数パラメータ等 の確率的要素を含まない場合は、大規模非線形力学系の一種と

斎藤利通 正員:フェロー 法政大学理工学部電気電子工学科

E-mail tsaito@hosei.ac.jp

Toshimichi SAITO, Fellow, Member (Faculty of Sciences and Engineering, Hosei University, Koganei-shi, 184-8485 Japan).

電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ

Fundamentals Review Vol.5 No.2 pp.155–161 2011 年 10 月 ©電子情報通信学会 2011

みなすことができる. 多様な非線形ダイナミクス⁽⁵⁾の積極的な利用が期待できる. 非線形システムの動作解析法の, 探索機能解析への応用も期待できる.

応用の対象も幅が広い、例えば次のようなものが考えられている:画像処理 $^{(6),(7)}$,遺伝子データ処理 $^{(8)}$,センサネットワーク $^{(9)}$,ゲーム戦略 $^{(10)}$,ディジタル信号処置 $^{(11)}$,ニューラルネット合成 $^{(12),(13)}$,組み合わせ最適化問題 $^{(14)}$,電力システム $^{(15)}$,パワーエレクトロニクス $^{(16)}$,非線形システムの分岐パラメータの探索 $^{(17)}$.

PBOAには、PSOのほかにも、Genetic Algorithms や Differential Evolution など様々なアルゴリズムが提案されている。それぞれが個性的な特徴を持っており、それぞれを適材適所に応用した研究などが盛んである。しかし、その探索機能の理論的議論は不十分である。数理計画法の理論(18)にははるか遠く及ばない(ただし、どのアルゴリズムも理論的裏付けが不十分なゆえ、大きく発展していく可能性を秘めている一少なくとも発展のその可能性は否定できない)。現時点におけるアルゴリズムの性能評価としては、数多くのベンチマークに対する数値解析結果に基づく比較検討が主流のようである。

本解説では、その非線形システムとの対応の良さに着目し、PSO に的を絞ることにする。まず、基本的な PSO のアルゴリズムを紹介する。各粒子間での情報共有方法や粒子群の構成方法が重要である。次に、アルゴリズムを発展させ、様々な応用を考えていく上で重要であると思われる課題として、以下の項目について概観し検討する:ローカルミニマムからの脱出、複数解探索、多目的最適化、適切な粒子群構造、確定的 PSO の構築、ディジタル PSO の構築。特に、確定的 PSO は、非線形システムと対応が付き、研究の発展のための一つのポイントになると思われる。次に、PSO の応用として、特に回路のパラメータ最適化問題に着目し、多目的最適化を意識して解説する。具体例として、DC/AC インバータのスイッチ制御信号最適化へ

の応用を考察する.この回路は、パワーエレクトロニクスの代表例である.この例題を用いて、多目的最適化への有効な対処方法と、探索に有効なパラメータの次元の調節方法を紹介する. 最後に、解説の内容をまとめ、今後の展開について述べる.

2. 基本的な PSO

ここでは PSO の基本アルゴリズム $^{(1),(2)}$ を概観する. M 次元探索空間 S_0 で,正定関数 F の最小値を探索することを考える:

$$F(\boldsymbol{x}) \le C_1, \quad \boldsymbol{x} = (x_1, \dots, x_M) \in S_0$$
 (1)

ただし、Fの最小値は 0 に正規化されており、あるしきい値 C_1 以下となる x を探索することとする. $C_1=0$ が厳密値の探索、 $0 < C_1$ が近似解の探索、に対応する. 数理的研究においては厳密解探索を対象とする場合が多いが、様々な応用問題においては計算コストに応じて適当な近似解を求めることが重要である.

基本 PSO では、N 個の粒子が探索空間 S_0 を動き回って解を探索する. 各粒子は、

位置:
$$\mathbf{x}^i \equiv (x_1^i, \dots, x_M^i)$$
, 速度: $\mathbf{v}^i \equiv (v_1^i, \dots, v_M^i)$

によって特徴付けられる。ただし,i は粒子のインデックスであり,1 から N までの値をとる。M は探索空間の次元であり,位置は潜在解に対応する。各粒子は, S_0 内に与えられた初期位置から与えられた初期速度で動作を開始する。その動作では次の二つの量が重要である:

・パーソナルベスト (Pbest)

 $m{p}^i \equiv (p_1^i, \cdots, p_N^i)$. i 番目の粒子の現在までの最良値をあたる粒子位置:

$$F(\mathbf{p}^i) \leq F(\mathbf{x}^i(n)) \text{ for } 0 < n < n_p.$$

ただし、n は計算ステップに対応する離散時間、 n_p は現在時刻である。全ての粒子のパーソナルベストの最良値をグローバルベスト (Gbest): $\mathbf{g}\equiv(g_1,\cdots,g_N)$ と呼ぶ。Gbest はその時点での近似解である。

・ローカルベスト (Lbest)

 $l^i \equiv (l^i_1,\cdots,l^i_N)$. i 番目の粒子の "近傍"のパーソナルベストの最良値. ここで、"近傍"は粒子の結合形態 (トポロジー) に依存して決まることに注意する. 基本的なトポロジー (全結合,リング,木)を図1に示す. 全結合の場合, Lbest と Gbest は一致する. 各粒子の相互作用は、目的関数に基づく Lbest(あるいは Gbest) を介してなされる. その相互作用によって "粒子群"が形成される.

粒子の更新式としては,以下のものが基本的である.

$$v_j^i(n+1) = wv_j^i(n) + \rho_1(p_j^i - x_j^i(n)) + \rho_2(l_j^i - x_j^i(n)) x_j^i(n+1) = x_j^i(n) + v_j^i(n)$$
(2)

ただし、 $i=1\sim N, j=1\sim M, N$ は粒子の個数、M は次元である。 w, ρ_1, ρ_2 はパラメータであり、適当な乱数によって与

えられる場合が多い. Pbest は、各時刻の目的関数の値によって更新される.

$$\boldsymbol{p}^i = \boldsymbol{x}^i(n) \text{ if } F(\boldsymbol{x}^i(n)) < F(\boldsymbol{p}^i)$$

Pbest の更新と連動して、Lbest と Gbest も更新される. Gbest が以下の最適値基準を満たした時点で探索は完了する.

$$F(\boldsymbol{g}) \leq C_1$$

基準を満たさない場合は、式 (2) による粒子位置と速度の更新、Pbest、Lbest、Gbest の更新を繰り返す。長時間繰り返しても基準を満たさない場合もあるので、制限時間 $n=n_{max}$ を設ける。ここで、簡単な例題を考える。

$$F(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2$$
, $S_0 = \{(x_1, x_2) | |x_1| \le 5, |x_2| \le 5 \}$

探索空間は二次元であり (M=2), 原点が最小値を与える. この問題は PSO を用いるまでもなく解けるが、粒子の動きを概観するために PSO を適用する. 試行錯誤により、パラメータを以下のように設定する:

$$N = 10, \ w = 0.5, \ \rho_1 = \rho_2 \in \text{RND}[0, 0.14]$$

ただし、RND(I) は、区間 I 内一様乱数である。図 2 に探索過程の概要を示す。ある粒子が解=原点に近づいて Gbest に対応する "優良粒子"となると、粒子群がその "優良粒子"に引きずられて原点に近づいていく。

3. PSO の課題

基本 PSO によって問題を効率良く解ける場合もあるが、そうはいかない場合も少なくない。この PSO を改良して発展させ、様々な問題に応用していくために、多くの課題が指摘され、その解決のために様々な研究が続いている⁽²⁾. 以下に今後とも重要と思われる課題を列挙する.

・ローカルミニマムからの脱出 $^{(2),\;(19)}$

単一解を探索しているとき、ある粒子がローカルミニマムにトラップされると、他の粒子もそれに引きずられて動けなくなってしまう場合がある。このトラップからの脱出は、他の様々な探索アルゴリズム同様、基本的だが困難な問題である。いうまでもなく、目的関数が複雑な形状をしていると、脱出は困難である。この問題には幾つかの対策が検討されている。粒子速度が落ちて粒子が停滞した時点で、粒子を再配置する方法は基本的である。なお、目的関数の形状によっては、粒子群のトポロ

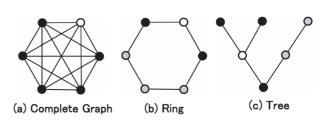


図 1 PSO における粒子の結合形態例 黒粒子が白 粒子の近傍.

ジーが脱出特性に大きく影響する. 例えば, 全結合の場合は, 一つの粒子がトラップされると, それが全粒子に影響するのでトラップされやすく, 脱出も難しい.

複数解探索^{(20)~(23)}

目的関数が複数の最適値を持つ場合、その複数解探索問題は、本質的にローカルミニマムのトラップからの脱出と逆の目的を有する. すなわち、後者ではローカルミニマムは不都合なものであるのに対し、前者ではローカルミニマムは複数解の近似値として必要となる場合もある. この問題を解くためには、全ての解にトラップされる必要がある. 一つの解が見つかった時点で、その解を含む局所領域を再進入不可として探索を繰り返すタブーサーチが基本的である. 探索空間から、各解を一つ含む部分領域を構成し、その部分領域で単一解探索を行う方法も検討されている.

· 多重目的最適化 (MOP) (2), (24)

複数の目的関数を同時に最適化する MOP は、基礎応用両面から重要である。 M_p 個の目的関数に基づく MOP の対象は、例えば次式で記述される:

$$F_i(\boldsymbol{x}) \le C_i, \ \boldsymbol{x} \in S_0, i = 1 \sim M_p$$
 (3)

ただし、最小値は0に正規化されているものとする。 C_i は i 番目の目的関数に対するしきい値である。全てのi に対して $C_i = 0$ であるときが厳密解、あるi に対して $C_i > 0$ であるときが近似解に対応する。このような MOP では、目的関数を結合して単一の目的関数に置き換える方法が基本的である。しかし、その結合方法によって探索性能が大きく変化し、好ましい結合方法を

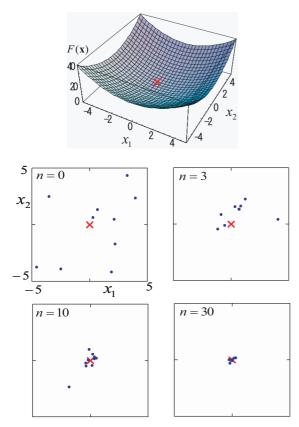


図 2 基本 PSO の探索過程の概要 赤 X が解.

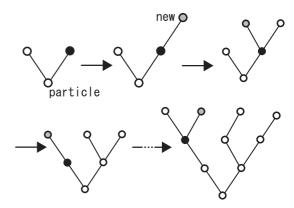


図3 木トポロジーの成長 粒子がトラップ (黒丸) されると、離れた位置に新しい粒子を生成して結合し、脱出を助ける.

見いだすことが課題となっている.また,MOPでは,一部の目的関数値が十分小さくなると,他が関数値が不十分でも最適と みなされてしまう場合があり(パレート最適解),その解決も課題である.この問題解決の有効な一つの方法を次章で紹介する.

・適切な粒子群構造^{(19), (25)~(27)}

先に述べたように、粒子群のトポロジーはその探索性能に影響を及ぼす。このトポロジーと、粒子数、粒子次元などを適切に設定して、粒子群の構造を決める問題は重要である。適切な粒子群の構造は問題に依存するので、与えられた問題によって柔軟に粒子群の構造が変わる方法が要求される。筆者らは、目的関数の形状に依存して、粒子数が変化し、木形状のトポロジーが成長していく成長木 PSO を提案した⁽¹⁹⁾. 図 3 は木の成長の概念図である。このアルゴリズムはトラップからの脱出には有効である。複数解探索への応用には課題が多い。

・確定的 PSO (28)~(32)

PSO アルゴリズムでは、式 (2) 等での粒子位置更新において、パラメータ ρ_1 、 ρ_2 等に乱数を用いることが多い。このような乱数を用いなければ、PSO の更新式は、大規模な離散時間力学系とみなすことができる。その非線形性は目的関数の形状で決まり、Pbest や粒子間の共有情報である Lbest の形で粒子群の動作に反映されることとなる。例えば、 $^{(31)}$ 等では、次式のような簡素な確定的 PSO を議論しており、かなり良好な探索ができる場合のあることが示されている。

$$\begin{bmatrix} v_j^i(n+1) \\ x_j^i(n+1) - q_j^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta & -\omega \\ \omega & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_j^i(n) \\ x_j^i(n) - q_j^i \end{bmatrix}$$

ただし、 q_j^i は Pbest と Gbest の線形結合であり、 δ と ω は確定的なパラメータである.このような確定的 PSO は、非線形力学系との関連においても興味深い研究対象である.周知のように、カオスや分岐現象等の多彩な非線形現象は、効果的な組合せ最適化問題の解法に応用されている.

・ディジタル PSO の構築^{(2), (33)}

粒子位置,速度,パラメータ,目的関数を全て格子点集合上に離散化すると,PSO はディジタル化される.ディジタル PSO は、高速計算やロバスト性等の見地から,アナログ PSO より

有利である.いうまでもなく、ハードウェア化に適しており、FPGA 等に基づく工学的応用が期待できる.ディジタル PSO の幾つかプトロタイプは提案されているが、式(2)のアナログ PSO のような典型的な数理モデルは構成されていない.セルラオートマトン⁽³⁴⁾やディジタルスパイキングニューロン⁽³⁵⁾のように、ディジタルの良さを積極的に取り入れた、多彩なダイナミクスを呈する数理モデルの構築が望まれる.ディジタル PSO をアナログ PSO の近似と考えると興味は半減すると思う.アナログ PSO にはアナログの良さがあり、アナログ PSO とディジタル PSO のハイブリッドも興味深い.

4. 回路パラメータ最適化への応用

回路の所望のパラメータを探索する問題への PSO の応用について検討する。図 4 のように、入力 u を出力 y に変換する回路を考える。システムは M 個のパラメータ、 $\mathbf{a}\equiv(a_1,\cdots,a_M)$ で特徴付けられるものとする。回路の所望の入出力関係は、パラメータに関する多目的関数 F_i によって、下記のように記述されるものとする:

$$F_i(\boldsymbol{a}) < C_i \text{ for } i = 1 \sim M_p$$
 (4)

これは、式 (3) の \mathbf{x} をパラメータ \mathbf{a} に置き換えたものであり、 F_i , i, C_i の意味は式 (3) と同様である.PSO を応用するとき、探索空間はパラメータ空間、粒子位置はパラメータに対応する.制御パラメータの個数は探索空間の次元に対応する. $F_i(\mathbf{a})$ の具体例は、次章で与えられる.そこでの目的は式 (4) を満たす \mathbf{a} を求めることであるが、Pbest を更新する際にある $F_i(\mathbf{a})$ がしきい値 C_i 以下であれば、 F_i を増加させる粒子動作が許容されることとなる.この柔軟性は MOP の性能改善に貢献する.

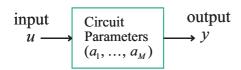


図 4 回路の入出力とパラメータ

5. 例題:インバータのスイッチ信号の最適化

多目的最適化の具体例として,図 5 に示した簡素な単相の DC/AC インバータ $^{(36)}$ を考える.インバータはパワーエレクトロニクスの代表的回路であり,AC モータドライブや無停電電源等様々な用途がある.スイッチ S_1 から S_4 を図中のような波形で制御すると,DC 入力 V_{in} は所望の AC 成分を含む負荷電圧 V_{out} に変換される.この V_{in} が図 4 の回路の入力 u, V_{out} が出力 u0 に対応する.インバータのスイッチングを制御する信号の発生方法には,古典的なサイン三角比較法,スペースベクトル変調法,等様々なものがある $^{(37)}~(39)$.

 V_{out} は周期的で奇対称であるものとし、周期 2π に正規化した波形を y(t) とする.このとき、y(t) は 1/4 周期のスイッチ位相

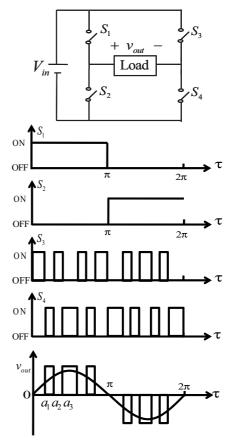


図 5 単相インバータとスイッチ制御信号

$$\mathbf{a} \equiv (a_1, \dots, a_M)$$

$$0 \equiv a_0 < a_1 \leq \dots \leq a_M < a_{M+1} \equiv \pi/2$$
(5)

によって決定できる. この α を対象パラメータとする

$$y(t) = \begin{cases} 0 & \text{for } a_{k-1} \le t < a_k \\ 1 & \text{for } a_k \le t < a_{k+1} \end{cases}$$
 (k は奇数) (6)

このようなスイッチ制御信号は、インバータのほかに、スパイキングニューロン $^{(35)}$, UWB 通信 $^{(40)}$, DC/DC コンバータ $^{(41)}$, など様々な系で重要である.ここで二つの目的関数を導入する:

$$F_t(\boldsymbol{a}) = 1 - \frac{b_1^2}{2P(\boldsymbol{a})}, \ F_p(\boldsymbol{a}) = \left| 1 - \frac{P(\boldsymbol{a})}{P_d} \right|$$
 (7)

$$y(t) = \sum_{m=1}^{\infty} b_m \sin mt, \ P(\mathbf{a}) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} y(t)^2 dt.$$

ただし、 b_m はフーリエ正弦係数、 $0 < P(\boldsymbol{a}) < 1$ は y(t) の正規化平均電力、 $0 < P_d < 1$ は所望の平均電力である。 F_t は総調波ひずみ (THD) に関する量であり、 $F_t(a) = 0$ が純正弦波を意味する。 F_p は電力充足度を表し、 $F_p(\boldsymbol{a}) = 0$ は所望電力が得られたことを意味する。この目的関数に関する MOP の目的は、

$$F_t(\mathbf{a}) \le C_t, \ F_p(\mathbf{a}) \le C_p.$$
 (8)

を満たす a を求めることである.この MOP の解は, C_t と C_p が適当に小さく, F_p の P(a) が与えられた場合,以下のように なることが知られている:

$$a_1 = \dots = a_M = \frac{\pi(1 - P(\boldsymbol{a}))}{2}.$$
 (9)

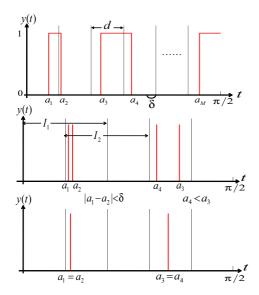


図 6 粒子配置と次元制御

すなわち,M=1 が最適解を与える.以下のアルゴリズムでは,M と a を自動的に調節して,式 (9) の近似解が得られるか様子を確認する.解を求めること自体はここでは問題ではない.探索過程の観察が問題である.解探索のために,M 次元の粒子 N 個を用意し,それらを全結合 (Lbest=Gbest) して粒子群を構成する.離散時刻 n での i 番目の粒子位置を $a^i(n) \equiv (a^i_1, \cdots, a^i_M)$, $i=1\sim N$, とする.これが式 (5) のスイッチ位相に対応する.粒子速度を $v^i_i(n) \equiv (v^i_1, \cdots, v^i_M)$ とする.アルゴリズムを以下で定義する.

Step 1 (初期化): n = 0 とする. 各粒子位置を図 6 に示したように、M 個の部分区間にランダムに配置する:

$$a_k^i(n) \in I_k \equiv [(k-1)d, (k+1)d), \ d = \frac{\pi}{2M}$$
 (10)

ただし、 $k=1\sim M$. 二つの連続した部分区間は重複している: $I_k\cup I_{k+1}=[kd,(k+1)d]$. これによって、Step 4 の次元制御が可能となる. 速度、Pbest、Gbest も初期化する:

$$v^i(n) = 0, p^i = a^i(n), g = a^1(n)$$

Step 2 (適合度評価): 式 (8) 満たされた場合,探索は成功裏に終了する. そうでない場合は Step 3 にいく.

Step 3 (位置と速度の更新):

$$vi(n+1) = wvi(n) + \rho_1(pi - ai(n)) + \rho_2(g - ai(n))$$

$$ai(n+1) = ai(n) + vi(n+1),$$

ただし、w, ρ_1 , ρ_2 は乱数ではなく確定的なパラメータとする. このパラメータ設定は、非線形システムと対応付けていく上で有効である.オーバフローと停滞を防ぐため以下を適用する.

$$a_k^i(n) \notin I_k$$
 ならば $a_i^i(n) = \text{RND}(I_k)$
 $|v^i(n)| < \epsilon$ ならば $v_k^i(n) = \text{RND}([-V_L, V_L])$
 $v^i(n) \notin [-V_L, V_L]$ ならば $v_k^i(n) = qv_k^i(n)$,

ただし, q, ϵ , V_L はパラメータである.

Step 4 (次元制御): 二つの連続した粒子位置が接近したり順番

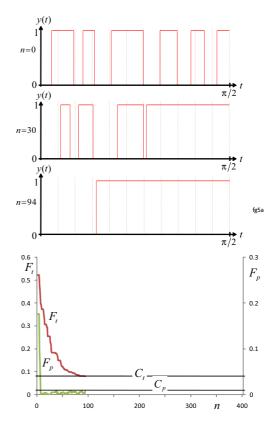


図 7 探索過程 次元制御あり、MOP しきい値あり n=30: $(F_t, F_p)=(0.182, 4.5\times 10^{-3})$, n=93: $(F_t, F_p)=(0.079, 7.5\times 10^{-3})$.

が逆転したりした場合、粒子位置を等置する (図 6):

ただし、 $k=1\sim M-1$. この等置が行われると a の次元は実質的に減少する. 次元の減少はスイッチ回数の減少に対応する. 等置された粒子は、将来速度の変化等が起こると、再び離れることができる.

Step 5 (Pbest の更新): 以下のいずれかが成り立つ場合, $p^i = a^i(n+1)$ とする.

$$F_t(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < F_t(\boldsymbol{p}^i)$$
 かっ $F_p(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < C_p$ $F_p(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < F_p(\boldsymbol{p}^i)$ かっ $F_t(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < C_t$ $F_t(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < F_t(\boldsymbol{p}^i)$ かっ $F_p(\boldsymbol{a}^i(n+1)) < F_p(\boldsymbol{p}^i)$

各目的関数は、しきい値の下では増大できる。全ての粒子について Pbest の更新を行った後、Gbest を更新する。

Step 6: n = n + 1 として Step 2 に行き、制限時間 n_{max} まで繰り返す。

所望正規化平均電力 $P_d=0.7$ のときの探索過程を図 7 に示す. パラメータは試行錯誤の後、以下のように設定した.

$$N = 20, \quad w = 0.8, \quad \rho_1 = \rho_2 = 2, \quad n_{max} = 400$$

 $V_L = 0.2, \quad q = 0.1, \quad \epsilon = 10^{-15}, \quad \delta = 0.01$
 $M = 11, \quad C_t = 8 \times 10^{-2}, \quad C_p = 8 \times 10^{-3}$

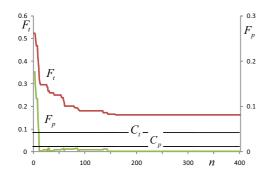


図8 探索過程 次元制御なし、MOP しきい値あり、 $P_d = 0.7, \, C_t = 8 \times 10^{-2}, \, C_p = 8 \times 10^{-3}.$

探索が進むにつれて、スイッチ数が減少し、 F_t と F_p 両方ともしきい値以下になって行く様子が分かる。特に F_p は早い段階でしきい値以下となり、増減を繰り返している。この増減が F_t の減少を助けている。

図 8 に、次元制御 (Step 4) のない場合を示す。 F_p がしきい値の下で増加できても F_t はしきい値以下になれない。図 9 に、しきい値がなく、 F_t と F_p の両者が改善された場合のみ Pbestを更新させた場合を示す。 F_p は素早く減少するが、 F_t は余り改善できないことが分かる。

これらの例によって、しきい値による Pbest の更新が MOP に有効であることと、次元制御によって適切なパラメータの次元が自動的に求められること、が確認された.

6. む す び

基本的な PSO アルゴリズムのその動作を紹介し、研究を発展させるための課題を列挙し検討した. とくに、確定的非線形システムとして PSO を考察することは、PSO の理論的背景を充実させるためにも重要であると思われる. 非線形力学系と PBOA の研究を融合させて発展させていく大切な第一歩となるものと思われる. ディジタル PSO とアナログ PSO の比較一検討一融合は、新しい探索システム構築へつながると思われる.

回路パラメータの最適化への応用の概念を紹介し、インバータのスイッチ信号最適化の例を解説した。1. で指摘したように、PSO を含む PBOA の回路とシステムへの応用には様々な例がある。PBOA の中には、生物群の巧妙な目標探索機能を参考にしたものも多い。このようなアプローチは、汎用性のある柔軟な設計手法へ発展していくことが期待される。PSO は目的関数の微分可能性を必要としないので、不連続スイッチング等を含む非線形システムの分岐現象解析ツールへの発展も期待される。

最後に,実験に協力して頂いた河村健吾君(日立アプライアンス,2011年3月法大院修士了)と久保田将史君(法大院修士課程1年)に深く感謝する.

文 献

 J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," Proc. Int. Conf. on Neural Netw., pp.1942–1948, Nov./Dec. 1995.

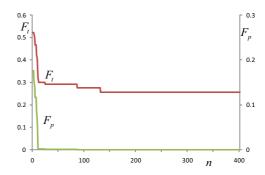


図 9 探索過程 次元制御なし, MOP しきい値なし. $P_d=0.7$, $C_t=0$ and $C_p=0$.

- A. P. Engelbrecht, Fundamentals of computational swarm intelligence, Willey, 2005.
- Swarm Intelligence, Blum and Merkel, eds., Springer, 2008.
- (4) W. B. Langdon and R. Poli, "Evolving problems to learn about particle swarm optimizers and other search algorithms," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.11, no.5, pp.561–578, Oct. 2007.
- E. Ott, Chaos in Dynamical Systems, Cambridge Univ. Press, 1993.
- (6) M. P. Wachowiak, R. Smolikova, Y. Zheng, J. M. Zurada, and A. S. Elmaghraby, "An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.8, no.3, pp. 289–301, June 2004.
- (7) S.-T. Hsieh, T.-Y. Sun, C.-L. Lin, and C.-C. Liu, "Effective learning rate adjustment of blind source separation based on an improved particle swarm optimizer," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.12, no.2, pp. 242–251, April 2008.
- (8) M. Neethling and A. P. Engelbrecht, "Determining RNA secondary structure using set-based particle swarm optimization," Proc. Congr. Evol. Comput., pp.6134–6141, Vancouver, Canada, July 2006.
- (9) W. Jatmiko, K. Sekiyama, and T. Fukuda, "A PSO-based mobile sensor network for odor source localization in dynamic environment: theory, simulation and measurement," Proc. Congr. Evol. Comput., pp.3781–3788, Vancouver, Canada, July 2006.
- (10) J. A. Duro and J. V. de Oliveira, "Particle swarm optimization applied to the chess game," Proc. Congr. Evol. Comput., pp.3703–3710, Hong Kong, China, June 2008.
- (11) F. Teixeira and A. Romariz, "Digital filter arbitrary magnitude and phase approximations-statistical analysis applied to a stochastic-based optimization approach," Proc. Congr. Evol. Comput., pp.4089–4096, Hong Kong, China, June 2008.
- (12) B. A. Garro, H. Sossa, and R. A. Vazquez, "Design of artificial neural networks using a modified particle swarm optimization algorithm," Proc. IEEE-INNS Joint Conf. Neural Netw., pp.938–945, Atlanta, USA, June 2009.
- (13) A. B. van Wyk and A. P. Engelbrecht, "Overfitting by PSO trained feedforward neural networks," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., pp.2672–2679, Barcelona, Spain, July 2010.
- (14) W.-N. Chen, J. Zhang, H. S. H. Chung, W.-L. Zhong, W.-G. Wu, and Y. Shi, "A novel set-based particle swarm optimization method for discrete optimization problems," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.14, no.2, pp.278–300, April 2010.
- (15) Y. Valle, G. K. Venayagamoorthy, S. Mohagheghi J.-C. Hernandez, and R. G. Harley, "Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in

- power systems," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.12, no.2, pp.171–195, April 2008.
- (16) K. Ono. E. Miyagawa, and T. Saito, "Basic particle swarm optimizer and its application in power electronics," Proc. of NOLTA, pp.227–230, Budapest, Hungary, Sept. 2008.
- (17) H. Matsushita and T. Saito, "Application of particle swarm optimizers to finding desired parameters of switched dynamical systems," Proc. of NOLTA, pp.201–204, Krakow, Poland, Sept. 2010.
- (18) 今野 浩,役に立つ一次式一整数計画法「きまぐれな王女」の 50年,日本評論社,東京,2005.
- (19) E. Miyagawa and T. Saito, "Particle swarm optimizers with growing tree topology," IEICE Trans. Fundamentals, vol. E92-A, no.9, pp.2275–2282, Sept. 2009.
- (20) R. Brits, A.P. Engelbrecht, and F. van den Bergh, "Solving systems of unconstrained equations using particle swarm optimization," Proc. IEEE Conf. Cybern. Intel. Systs., pp.102–107, Hammamet, Tunisia, Oct. 2002.
- (21) K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "On the computation of all global minimizers through particle swarm optimization," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.8, no.3, pp.211–224, June 2004.
- (22) I. L. Schoeman and A. P. Engelbrecht, "Using vector operations to identify niches for particle swarm optimization," Proc. IEEE Conf. Cybern. Intel. Systs., pp.361–366, Singapore, Dec. 2004.
- (23) D. Parrott and X. Li, "Locating and tracking multiple dynamic optima by a particle swarm model using speciation," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.10, no.4. pp. 440–458, Aug. 2006.
- (24) S. Yang and C. Li, "A clustering particle swarm optimizer for locating and tracking multiple optima in dynamic environments," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.14, no.6, pp.959–974, Dec. 2010.
- (25) J. Kennedy and R. Mendes, "Population structure and particle swarm performance," Proc. Congr. Evol. Comput., pp.1671–1676, Hawaii, USA, May 2002.
- (26) R. Mendes, J. Kennedy, and J. Neves, "The fully informed particle swarm: simpler, maybe better," IEEE Trans. Evol. Comput., vol.8, no.3, pp.204–210, June 2004.
- (27) E. Miyagawa and T. Saito, "Particle swarm optimizers with grow-and-reduce structure," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., pp.3975–3980, Hong Kong, China, June 2008.
- (28) I. C. Trelea, "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection," Inf. Process Lett., vol.85, pp.317–325, March 2003.
- (29) K.-B. Lee and J.-H. Kim, "Mass-spring-damper motion dynamics-based particle swarm optimization," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., pp.2348–2353, Hong Kong, China, June 2008.
- (30) K. Jin'no, "A novel deterministic particle swarm optimization system," Journal of Signal Processing, vol.13, no.6, pp.507–513, Nov. 2009.
- (31) K. Jin'no and T. Shindo, "Analysis of dynamical characteristic of canonical deterministic PSO," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., pp.1105–1110, Barcelona, Spain, July 2010.
- (32) T. Tsujimoto, T. Shindo, and K. Jin'no, "The neighborhood of canonical deterministic PSO," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., no.C-0322, pp. 1811–1817 New Orleans, USA, June 2011.
- (33) Z. Sevkli and F. E. Sevilgen, "Discrete particle swarm optimization for the orienteering problem," Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., pp.1937–1944, Barcelona, Spain, July 2010.
- (34) M. Wada, J. Kuroiwa, and S. Nara, "Errorless reproduction of given pattern dynamics by means of cellular automata," Phys. Rev. E, vol.68, 036707, pp.1–8, Sept.

2003.

- (35) S. Hashimoto and H. Torikai, "A novel hybrid spiking neuron: Bifurcations, responses, and on-chip learning," IEEE Trans. Circuits Syst. I, vol.57, no.8, pp.2168– 2181, Aug. 2010.
- (36) K. Kawamura and T. Saito, "Design of switching circuits based on particle swarm optimizer and hybrid fitness function," Proc. Annual Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., pp.1099–1103, Arizona, USA, Nov. 2010.
- (37) M. A. Boost and P. D. Ziogas, "State-of-the-art carrier PWM techniques: a critical evaluation," IEEE Trans. Ind. Appl., vol.24, no.2, pp.271–280, March/April 1988.
- (38) K. L. Shi and H. Li, "Optimized random PWM strategy based on genetic algorithms," Proc. Annual Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., pp.7–11, Virginia, USA, Nov. 2003.
- (39) K. Sundareswaran, K. Jayant, and T. N. Shanavas, "Inverter Harmonic Elimination Through a Colony of Continuously Exploring Ants," IEEE Trans. Ind. Electron, vol.54 no.5, pp.2558–2565, Oct. 2007.
- (40) G. M. Maggio, N. Rulkov, and L. Reggiani, "Pseudochaotic time hopping for UWB impulse radio," IEEE Trans. Circuits Syst., I, vol.48, no.12, pp.1424–1435, Dec. 2001.
- (41) R. Giral, L. Martinez-Salamero, and S. Singer, "Interleaved converters operation based on CMC," IEEE Trans. Power Electron., vol.14, no.4, pp.643–652, July 1999.

(NLP研究会提案,平成 23 年 6 月 29 日受付 8 月 7 日最終受付)



斎藤利通 (正員:フェロー)

1980 慶大・理工・電気卒. 1985 慶大大学院工学研究科電気工学専攻博士課程了. 1985 相模工大(現湘南工科大)専任講師. 1989 法政大・工・電気・助教授. 1989 法政大・工(現理工)電気電子・教授. 非線形回路のカオスと分岐、人エニューラルネット、ディジタルカ学系、パワーエレクトロニクス、進化的計算アルゴリズム、等の研究に従事.