

### Pbestリセットを含むPSOとその動的最大電力点追従への応用

田中嶋, 孝祐 / TanakaJIMA, Kosuke

---

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

58

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

5

(発行年 / Year)

2017-03-31

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00014185>

# Pbest リセットを含む PSO とその動的な最大電力点追従への応用

A PSO with Pbest reset and its application to dynamic maximum power point tracking

田中嶋 孝祐

Kosuke TANAKAJIMA

指導教員 斎藤利通

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

This paper presents a particle swarm optimizer algorithm for the maximum power point tracking in time-variant photovoltaic systems. In order to avoid trapping into local optima, the algorithm accelerates periodically velocity of particles. In order to follow the time-variant characteristics, the optimizer uses a flexible renewal method of the personal best. The algorithm uses only one particle and sampled values of the particle position at several time steps are used as plural particles in real environment. Performing basic numerical experiments, the algorithm efficiency is investigated.

**Key Words :** *particle swarm optimization, maximum power point tracking, photovoltaic systems*

## 1. まえがき

粒子群最適化法 (PSO[1]) は群知能に基づく最適化手法の一つであり、様々な問題に応用される [3][4]。本論文は、Pbest リセットを含む粒子群最適化を提案し、最大電力点制御に関する動的な問題 [6] への応用を試みる。太陽電池は日照による外部環境に影響され、最大電力点 (MPP) を追従することによって効率的なエネルギー供給が可能となる。最大電力点追従 (MPPT) を考える上で、太陽電池パネルに一樣な光が当たらない「部分陰問題 [2]」を考慮する必要がある。部分陰が発生すると、同一日射量のときは単峰性であった電力電圧特性が多峰性に変化する。さらに、この MPP の位置と値は時間とともに変化する。従来手法である山登り法では変動する MPP を追従することは難しい。本論文では、部分陰発生時の MPPT に PSO を応用する。PSO の粒子を動作電圧に対応させ、実際の回路で動的 MPP を追従する場合に問題が複数ある。

問題 1: MPP が減少するとき、各粒子のパーソナルベスト (Pbest) が無くなってしまふ。これに対して、停滞粒子の Pbest を初期化させることを提案する。

問題 2: 動的な多峰性をもつ評価関数では、局所解にトラップしてしまふ。これに対して、周期的に粒子加速させることで局所解から脱出する。

問題 3: ある時刻に動作点の一つしかとれないので、複数の動作電圧に対応する複数の粒子の生成は困難である。これに対して、複数の動作電圧をサンプリングすることで仮想粒子として用いる。

これらの問題に対して、MPP が上昇する場合と減少する場合二つに分けて実験した。提案するアルゴリズムは、MPP が減少する場合に対しても追従性能が優れていることを明らかにする。粒子数であるサンプリング数と加速する周期に注目し、これらのパラメータが追従性能に及ぼす影響を数値実験によって検証する [5]。

## 2. 光電変換システムと評価関数

太陽電池セルの特性を以下に示す。

$$\begin{aligned} i_j &= I_{ph}(t) - I_{rr} \left( \exp \left( \frac{qv_j}{kAT} \right) - 1 \right) \\ I_{ph}(t) &= I_{scr} S_j(t) / 100, \quad j = 1 \sim N_c \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、 $j$  は複数のセルを区別するための添え字である。簡単のため、 $j \in \{1, 2, 3\}$  とする。また、式中の記号の意味は下記の通りである。

$v_j$ :  $j$  番目のセルの端子電圧 [V].

$i_j$ :  $j$  番目のセルの端子電流 [A].

$S_j$ : 日射強度 [ $\text{mW}/\text{cm}^2$ ].

$I_{scr} = 2.52$  [A]: 短絡電流.

$I_{ph}$ : 光発生電流 [A].

$I_{rr} \doteq 20$  [ $\mu\text{A}$ ]: 逆方向飽和電流.

$q \doteq 1.6 \times 10^{-19}$  [C]: 電気素量.

$k \doteq 1.38 \times 10^{-23}$  [ $\text{J}/^\circ\text{K}$ ]: ボルツマン定数.

$T = 301$  [ $^\circ\text{K}$ ]: セルの温度.

$A = 1.92$ : 理想ダイオード因子.

図 1(a) に示したように、太陽光の特性は日射強度  $S_j$  によって変化する。3 つのセルの電圧は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} v_1 &= r_1(i_1, t) \\ v_2 &= r_2(i_2, t) \\ v_3 &= r_3(i_3, t) \end{aligned} \quad (2)$$

各セルの電流は日射量に依存し、日射量が少ないセルの端子電流が減少する。バイパスダイオードは逆流を防ぐ役割がある。セルを直列結合した結合セルの電圧電流特性は次式で与えられ、図 1(b) のような形状となる。

$$v = R(i, t) = r_1(i, t) + r_2(i, t) + r_3(i, t) \quad (3)$$

結合セルの電圧電力特性は次式で与えられる。

$$P = vi = F(v, t) \quad (4)$$

これを評価関数とし、この評価関数を無次元化する。合成セルの端子電圧  $v$  と出力電力  $P$  のダイナミックレンジを

$$v \in [0, V_{max}], P \in [0, P_{max}] \quad (5)$$

とする。また、評価関数は時間間隔  $\Delta t$  毎に制限時間  $t_{max}$  まで観測されるものとする。

$$t = n\Delta t, n \in \{0, 1, 2, \dots, N_a\}, 0 \leq t \leq t_{max} \equiv N_a\Delta t \quad (6)$$

式 (5) と (6) を用いて、評価関数を無次元化する。

$$f(x, n) = \frac{1}{P_{max}} F(V_{max}x, n\Delta t), x \equiv \frac{x}{V_{max}} \quad (7)$$

これを正規化評価関数とよぶ。  $n$  は観測時刻、  $x$  は合成セルの端子電圧、  $f(x, n)$  は  $n$  番目の観測時刻における合成セルの出力電圧、を各々無次元化したものである。簡単のため、本論文では以下の数値を用いる。

$$P_{max} = 2[\text{W}], V_{max} = 2[\text{V}], \Delta t = 0.5[\text{s}], N_a = 600$$

以下では、  $(t, v, P)$  の代わりに、無次元化変数  $(n, x, f)$  を用い、日照強度は次式で記述する。

$$S_i(n) \equiv S_i(n\Delta t)$$

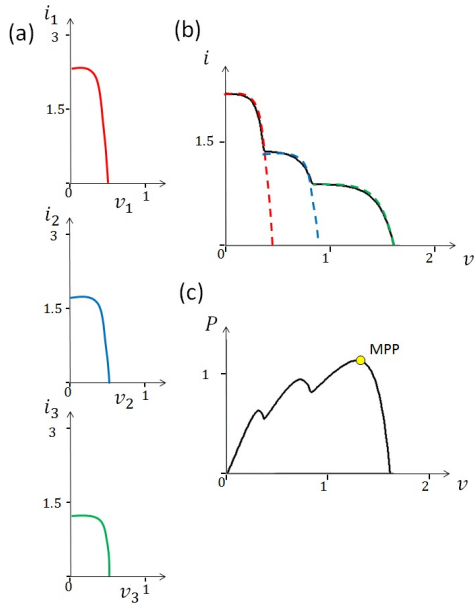
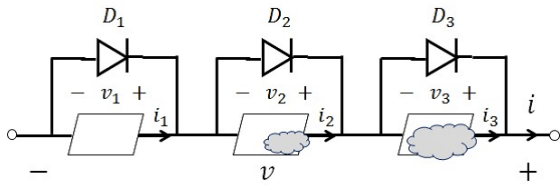


図 1 直列接続したセル。(a) 各セルの電流電圧特性、(b) 電流電圧特性、(c) 電力電圧特性

### 3. 仮想粒子と RPSO

過去  $M$  個の  $x$  のサンプル値を  $M$  個の仮想粒子位置とし、仮想粒子群構成粒子位置の番号とサンプル時刻を対応  $M$  個のサンプルごとに番号をつける。  $M = 5$  の場合は以下のようなになる。

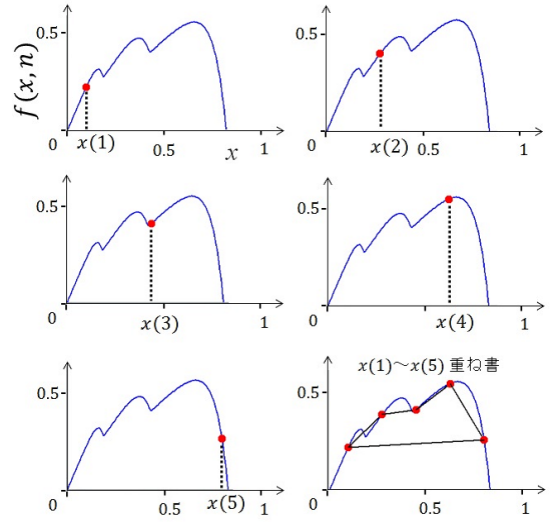


図 2 仮想粒子のリング結合

$$\begin{array}{lll} 1 \leq n \leq 5 & 6 \leq n \leq 1 & \dots & N_a - 4 \leq n \leq N_a \\ X_1 = x(1) & X_1 = x(6) & \dots & X_1 = x(N_a - 4) \\ X_2 = x(2) & X_2 = x(7) & \dots & X_2 = x(N_a - 3) \\ X_3 = x(3) & X_3 = x(8) & \dots & X_3 = x(N_a - 2) \\ X_4 = x(4) & X_4 = x(9) & \dots & X_4 = x(N_a - 1) \\ X_5 = x(5) & X_5 = x(10) & \dots & X_5 = x(N_a) \end{array}$$

ただし、  $N_a$  は  $M$  の倍数とする。  $X_i$  を  $i$  番目の仮想粒子位置とよぶ。以下、簡単のため、  $M = 5$  として説明する。5 つの  $X_i$  と仮想粒子速度  $Y_i$  で仮想粒子群を構成する。

$$P_i = (X_i, Y_i), i = 1 \sim 5 \quad (8)$$

ここで、パーソナルベスト (Pbest)、ローカルベスト (Lbest)、グローバルベスト (Gbest) を定義する。

$i$  番目の粒子で、現在までに最も評価の高い値を与えた位置を Pbest 位置とよび、  $X_{P_i}$  であらわす。Pbest 位置における評価値が Pbest であり、  $Pb_i = f(X_{P_i}, n)$  であらわす。ただし、時変評価関数の場合、  $n$  はその Pbest を与えた時刻とする。

$i$  番目の粒子の近傍の Pbest 位置で最も評価の高い値を与える位置を Lbest 位置とよび、  $X_{L_i}$  であらわす。Lbest 位置における評価値が Lbest であり、  $Lb_i$  であらわす。

全粒子中最も評価の高い粒子位置を Gbest 位置とよび、  $X_G$  であらわす。その値が Gbest であり、  $Gb$  であらわす。

**Step 1 (初期化):** 時刻  $n \in \{1, 2, \dots, M\}$  でのサンプルを用いて  $M$  個の粒子を初期化する。Pbest も初期化する。

$$\begin{array}{lll} X_1 = x(1), & \dots, & X_M = x(M) \\ X_{P_1} = x(1), & \dots, & X_{P_M} = x(M) \\ Pb_1 = f(X_1, 1), & \dots, & Pb_M = f(X_M, M) \\ Y_1 = 0, & \dots, & Y_M = 0 \end{array} \quad (9)$$

数値実験では  $x(1) \sim x(M)$  は一様乱数を用いてランダムに配置する。

$$n = M + 1 \text{ として Step 2 へ}$$

**Step 2 (ローカルベスト更新):**  $Pb_{i-1}, Pb_i, Pb_{i+1}$  の中で最も評価の高いものを  $Lb_i$  とする。その位置を  $X_{L_i}$  とする。ただし、  $Pb_{-1} = Pb_M, Pb_{M+1} = Pb_1$  とする。

**Step 3 (速度と位置の更新):** 周期  $C_{th}$  ごとに粒子の速度を増加させることによって局所解から脱出させる.

$$\begin{aligned} Y_i &\leftarrow WY_i + \gamma(X_{L_i} - X_i) \\ Y_i &\leftarrow KY_i \text{ if } n \bmod C_{th} = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

ただし,  $K > 0$  は加速パラメータである. この速度を用いて, 位置を更新する.

$$X_i \leftarrow X_i + Y_i \quad (11)$$

**Step 4 (Pbest 更新):** 評価関数の値が減少する場合に対応するため, Pbest リセットを導入する. 速度  $Y_i$  がしきい値  $Y_{th}$  以下になった場合以下のように Pbest をリセットし,

$$\begin{aligned} X_{P_i} &\leftarrow X_i, P_{b_i} \leftarrow f(X_i, n) \\ &\quad \text{if } |Y_i| \leq Y_{th} \\ X_{P_i} &\leftarrow X_i, P_{b_i} \leftarrow f(X_i, n) \\ &\quad \text{if } |Y_i| > Y_{th} \text{ and } f(X_i, n) > P_{b_i} \\ X_{P_i} &\leftarrow X_{P_i}, P_{b_i} \leftarrow P_{b_i} \text{ otherwise} \end{aligned} \quad (12)$$

**Step 5:**  $n \leftarrow n + 1$ ,  $i = n \bmod M$ , と更新し,  $n = N_a$  に至るまで Step 2 から繰り返す.

#### 4. 数値実験

RPSO のパラメータ値は試行錯誤によって以下のように設定した.

$$\begin{aligned} T_a &= 6, Y_{th} = 0.3, K = 2, \\ M &= 5, W = 0.8, \gamma = 1.6, \Delta t = 0.05 \end{aligned} \quad (13)$$

ただし,  $t_{max} = 30$  としたので,  $N_a = t_{max}/\Delta t = 600$  である. 初期配置を 100 回変更して実験した.RPSO を図 3 の MPP 増大と、図 5 の MPP 減少問題に適用した結果を示す. 日照強度は次式に従って増加する.

$$\begin{aligned} S_1(n) &= S_{1min} + \frac{S_{1max} - S_{1min}}{T_{max}} n \Delta t \text{ [mW/m}^2\text{]} \\ S_2(n) &= S_{2min} + \frac{S_{2max} - S_{2min}}{T_{max}} n \Delta t \\ S_3(n) &= S_{3min} + \frac{S_{3max} - S_{3min}}{T_{max}} n \Delta t \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} S_{1min} &= 70, & S_{2min} &= 32.5, & S_{3min} &= 16.25 \\ S_{1max} &= 100, & S_{2max} &= 70, & S_{3max} &= 50 \end{aligned}$$

また、日照強度は次式に従って減少する.

$$\begin{aligned} S_1(n) &= S_{1min} - \frac{S_{1max} - S_{1min}}{T_{max}} n \Delta t \\ S_2(n) &= S_{2min} - \frac{S_{2max} - S_{2min}}{T_{max}} n \Delta t \\ S_3(n) &= S_{3min} - \frac{S_{3max} - S_{3min}}{T_{max}} n \Delta t \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} S_{1min} &= 60, & S_{2min} &= 20, & S_{3min} &= 5 \\ S_{1max} &= 90, & S_{2max} &= 57.5, & S_{3max} &= 38.75 \end{aligned}$$

図 6 は MPP 下降時における粒子群の変化を示すスナップショット, 図 4 と図 7 は MPP に対する Gbest の追従特性である. これを評価するために, 瞬時追従効率 (instantaneous tracking efficiency, TE) と, 平均追従効率 (ATE) を定義する:

$$\begin{aligned} TE(n) &= \frac{f(Gb(n), n)}{MPP} \times 100 \text{ [%]} \\ ATE &= \frac{1}{N_a} \sum_{n=0}^{N_a} TE(n) \text{ [%]} \end{aligned} \quad (16)$$

RPSO を MPP が増大する場合と MPP が減少する場合の問題に適用した結果を示す. 図 4 と図 7 は粒子群の変化を示すスナップショット, 図 5 と図 8 は MPP に対する評価値の追従特性, LPSO では局所解から抜け出せず, 減少する MPP に追従できなかったが,  $N_a = 600$  個のサンプルを用いた RPSO ではほぼ追従できており, 追従効率も優れている. これらは, Pbest のリセットと粒子加速が効果的に働いていることを示している.

しかし, RPSO のパラメータ ( $M, \Delta t, T_a, Y_{th}$ ) の値は, 動的評価関数によって適切に設定する必要がある. 設定の失敗例として, 加速の周期  $T_a$  が小さすぎると, 加速が頻繁すぎて追従困難となる場合がある. また, Pbest リセットのためのしきい値  $Y_{th}$  が大きすぎると, MPP の時間変化についていけない. サンプル間隔  $\Delta t$  は, 評価関数が静的な場合はあまり問題にならないが, 動的な場合は, 計算コストや, MPP 追従性能にかかわる重要なパラメータである. サンプル間隔を小さくすれば探索が精密になるが, その分計算コストが大きくなってしまふ. 逆に, サンプル間隔を大きくしすぎると, 計算コストは抑えられるが, 探索精度が悪くなってしまふ. ここで, 表 1 に日射量減少時の ATE による性能比較結果を示す. これは, Step1 における初期値をランダムに設定して行った 100 回の試行の平均である. 手法は, LPSO と RPSO の他に, 3 章で提案した SRPSO を用いた. ただし, 日射量が増加する場合は問題としてとても簡単であったため, 性能の比較は省略する.

日射量が減少する場合において, SRPSO は LPSO より高性能であった. これは, SRPSO が過去の位置に依存した Pbest のリセットをを行っていることが要因になっていると考える. また, 提案手法である RPSO は, 前述の LPSO と SRPSO より優れた追従性能を示している. これは, 速度に依存した Pbest リセット (Step 4) と, 周期的な粒子の加速 (Step 3) が動的 MPP の追従に効果的であると考えられる. しかし, RPSO は SRPSO よりアルゴリズムが複雑になっているため, 計算コストは SRPSO の低く抑えることができていない.

表 1 ASE (average for 100 different initial values)

	LPSO	SRPSO	RPSO
Decreasing MPPT	73.2	76.6	85.7

#### 5. むすび

Pbest リセットを含む粒子群最適化を動的 MPP 探索に応用した. 下降する MPP に対応するアルゴリズムを考案した. 今後の課題として, アルゴリズムの詳細な解析や回路実装が挙げられる.

## 参考文献

- 1) J. Kennedy and R. Eberhart, Particle Swarm Optimization, Proc of IEEE/ICNN, pp.1942-1948, 1995
- 2) H. Patel and V. Agarwal, Maximum Power Point Tracking Scheme for PV Systems Operating Under Partially Shaded Conditions, IEEE Trans. on Industrial Electronics, 55, 4, pp. 1689-1698, 2008.
- 3) H. Matsushita and T. Saito, Application of particle swarm optimization to parameter search in dynamical systems, NOLTA, IEICE, E94-N, 10, pp. 458-471, 2011.
- 4) R. A. Vural, T. Yildirim, T. Kadioglu and A. Basargan, Performance evaluation of evolutionary algorithms for optimal filter design, IEEE Trans. Evol. Comput., 16, 1. pp. 135-147, 2012.
- 5) N. Ando, K. Tanakajima and T. Saito, Switched Ring Particle Swarm Optimizer for Trace of Time-variant Maximum Power Point, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 2114-2117, 2015.
- 6) S. Yang and C. Li, A clustering particle swarm optimizer for locating and tracking multiple optima in dynamic environments, IEEE Trans. Evol. Comput., 14, 6. pp. 959-974, 2010.

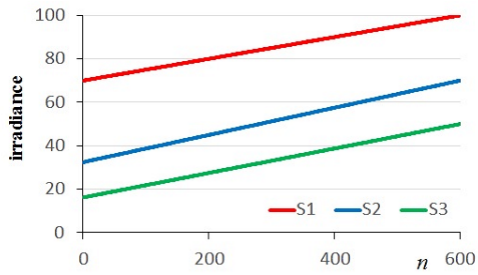


図 3 日照強度特性 (増加)

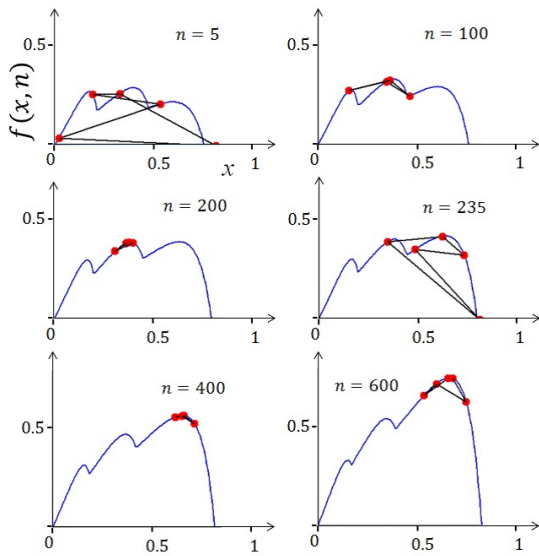


図 4 PRPSO の探索過程 (日射量：単調増加)

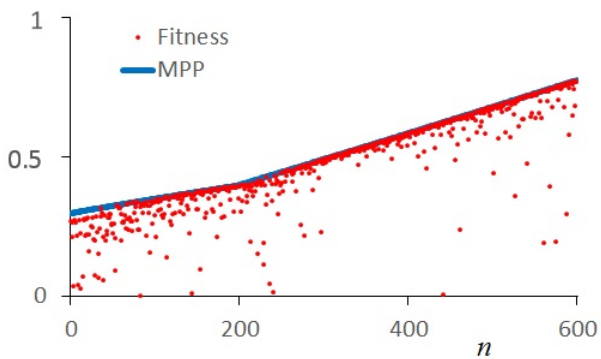


図 5 PRPSO の追従特性 (日射増加)

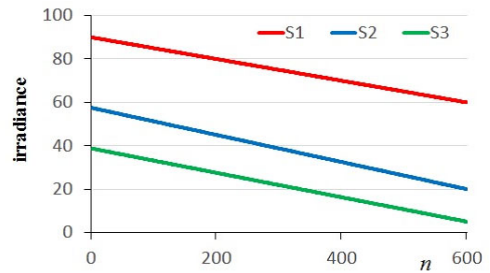


図 6 日射強度特性 (減少)

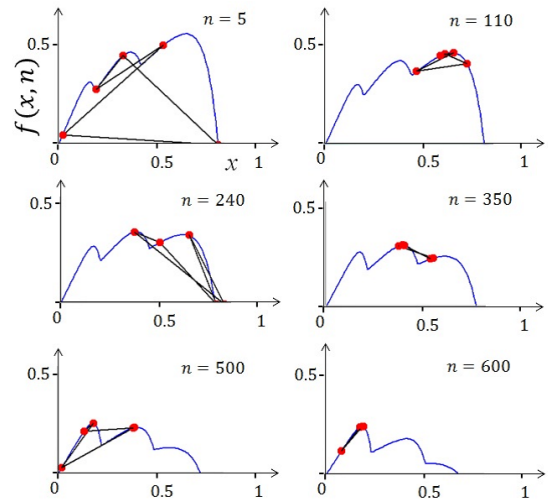


図 7 PRPSO の探索過程 (日射減少)

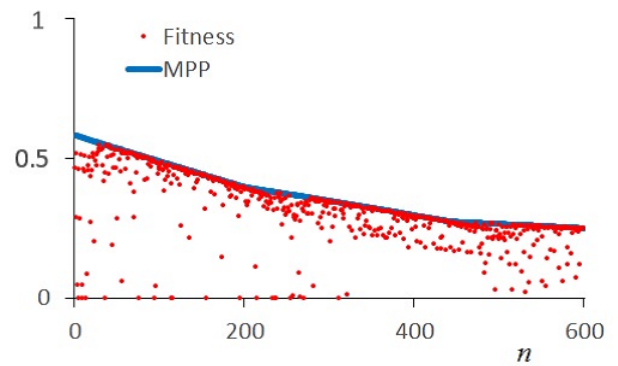


図 8 PRPSO の追従特性 (日射減少)