

差分進化を用いた最大電力点探索

Exploring Maximum Power Point by Differential Evolution

安藤 直人
Naoto ando

村岡 政哉
Mashaya Muraoka

斎藤 利通¹
Toshimichi Saito

法政大学 理工学部 電気電子工学科 Faculty of Engineering and Science, Hosei University

あらまし

鈍感さを導入した差分進化を紹介し、最大電力点追従に関する基本問題に応用して、その機能を考察する。

1 まえがき

差分進化 (DE) は、粒子群に基づく最適化アルゴリズムであり、パラメータを適切に設定すれば、局所解に陥らずに大域的に最適解を探索することが可能である。ある目的関数が与えられたとき、粒子はその潜在解であり、互いに情報を交換して、順次新しい潜在解を生成し、最適解を探索する。DE は確率的な直接探索法であり、微分不可能な不連続目的関数にも適用できる。しかしながら、局所解にトラップされて、最適解をもとめることが困難となる場合があることも指摘されている [1] [2]。

本論文では、局所解へのトラップを防ぐために、粒子の動きを鈍感する方法を紹介する。そして、その鈍感さを制御するパラメータを時変とする方法を提案する。同手法を、太陽電池に代表される光電変換変換システムの最大電力点 (MPP [3]) 探索に関する基本例題に適用し、その探索機能を考察する。太陽光発電では、日射量や温度によって発電量が影響を受ける。従って、より多くの電力を得るためには最大電力点で発電を行う必要がある。複数接続された太陽電池モジュールでは、日光との間に遮蔽物がある場合、全ての太陽電池セルに均等な日射量が当たるとは限らない。太陽電池モジュールの一部が影が発生すると、単峰性だった電力特性が多峰性になり、MPP 探索が困難になる。

2 目的関数

図 1 に太陽電池の等価回路の例を示す。簡単のため、 R_{sh} , R_s をすると、その特性は次式で記述される。

$$I = f(V) = I_{ph} - I_{rs} \left[\exp\left(\frac{qV}{kATn_s}\right) - 1 \right] \quad (1)$$

ただし、 I は端子電流、 V は端子電圧である。 I_{ph} は光電効果で発生した電流、 I_{rs} は逆飽和電流、 q は電気素量、 k はボルツマン定数、 T は太陽電池温度、 A は理想ダイオード因子である。一つの MPPT 制御器で、直列に繋いだ二つの太陽電池アレイ 2 セットの並列系を制御する場合を考える。各アレイの枝電流を I_1, I_2 、枝電圧を V_1, V_2 とすると、電力を与える目的関数は次式で記述する。

$$F(V_1, V_2) \equiv V_1 f(V_1) + V_2 f(V_2) \quad (2)$$

ただし、 I_1 と I_2 は、外部環境の温度や日照に関する

パラメータが変化した各太陽電池の特性式 (1) で与えられる。各アレイの電力特性の例を図 2 に示す

3 探索アルゴリズム

DE では、以下で定義するアルゴリズムのように、潜在解の集団である粒子群が互いに情報を共有し、与えられた目的関数に対して最適解 (G_{best}) を探索する。

Step 1 (初期設定): 探索回数 $t = 0$ において、粒子数 N を設定し、各粒子の位置 $\vec{a}_i$ をランダムに決定する。このとき、最も高い評価を持つ粒子を $\vec{a}_{best}$ として初期化する。

Step 2 (突然変異): 各個体 $\vec{a}_i$ に対して、 $i = 1 \sim N$ の中から $\vec{a}_{p_1}, \vec{a}_{p_2}$ ランダムに選択する。以下の式を用いて新しいベクトル $\vec{a}'_1$ を合成する。

$$\vec{a}' = \vec{a}_{best} + S_C(\vec{a}_{p_1} - \vec{a}_{p_2}) \quad (3)$$

ただし、 S_C はスケールリングパラメータである。

Step 3 (交叉): $\vec{a}'_i$ と $\vec{a}_i$ を交叉し、子ベクトル $\vec{a}_{new}$ を生成する。交差点 j を全ての次元 $[1, m]$ からランダムに選択する。子ベクトル $\vec{a}_{new}$ の j 番目の要素を $\vec{a}'_i$ の j 番目の要素から継承する。それ以降の次元は、交叉率 CR の確率で、 $\vec{a}'_i$ の要素から継承し、 $1 - CR$ の確率で $\vec{a}_i$ から継承する。

$$a_{new} = \begin{cases} \vec{a}' & \text{if } (rand()) < CR \\ \vec{a}_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

CR は交叉率である。

Step 4 (生存評価): 元の粒子と子ベクトルの適応度を比較し、評価が高い方を次世代に残す。この時、鈍感パラメータ g を用いて、粒子の動きを鈍感にする。

$$\begin{aligned} \vec{x}_i &= \vec{x}_i^{new} & \text{if } f(\vec{x}_i^{new}) - \vec{x}_i > g \\ \vec{x}_i &= \vec{x}_i & \text{if } f(\vec{x}_i^{new}) - \vec{x}_i < g \end{aligned} \quad (5)$$

Step 5 (探索回数の更新): 全粒子に対して、探索回数 t が、指定探索回数 T に達するまで繰り返す。

4 数値実験

DE をを式 (2) の目的関数に適用する。この関数は図 3 に示したように、 $V_1 = 0.92[V]$, $V_2 = 0.85[V]$ のとき、最大電力点 $P = 1.78[W]$ (近似値) をとる。

パラメータは、粒子数 $N = 10$ 、交叉率 $CR = 0.7$ 、スケールリングパラメータ $S_C = 0.7$ であり、探索回数 $T = 30$ 回とする。

鈍感パラメータ g を 0.1, 0.2, 0.3 と変化させた。実験を 10000 回繰り返した時に、粒子群が最適解を近似できる確率を成功率とし、評価の基準とする。最適値の許容近似誤差は 0.1 とした。その結果を表 1 に示す。次に、 g を探索回数 10 ごとに 1.2, 0.5, 0 と減少させて同様な実験を行った。結果を表 1 に示す。

$g = 0$ を基準とすると、 $g = 0.1$ では成功率は僅かに高くなり、 $g > 0.2$ は低くなった。また、時変鈍感パラメータを導入した場合、成功率は高くなった。

図 3 は時変鈍感パラメータを適用した場合の DE が最大電力点を発見した時の粒子の動きである。そのときの G_{best} の変化の様子を図 4 に示す。

鈍感パラメータを時不変とした場合、 g が大きいと探索回数が進むにつれて粒子の更新を妨げる。鈍感パラメータを時変とした場合、粒子の鈍感さが時間経過によって変化するため、局所解へのトラップを避けながら、粒子の更新を効率よく行い、探索性能を向上させられる可能性があると思われる。

5 むすび

時変鈍感パラメータを導入した DE を提案し、最大電力点探索問題に適用して、その探索特性を検討した。探索過程の詳細な解析や、様々な応用等が課題である。

参考文献

- [1] 村岡政哉, 斎藤利通, 粒子群最適化法による最大電力点探索, 電子情報通信学会技術研究報告, NLP2011-88, 2011.
- [2] I. Handa and T. Saito, Insensitive Differential Evolution and Multi-Solution Problems, Proc. ECTA, pp. 292-295, 2011.
- [3] G. Vachtsevas and K. Kalatzakis, A Hybrid Photovoltaic Simulation for Utility Interactive Studies, IEEE Tran. Energy Conversion, EC-2, 2, pp. 227-231, 1987.

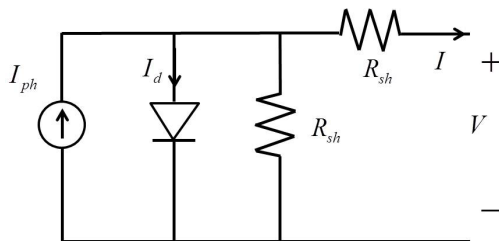


図 1 太陽電池等価回路

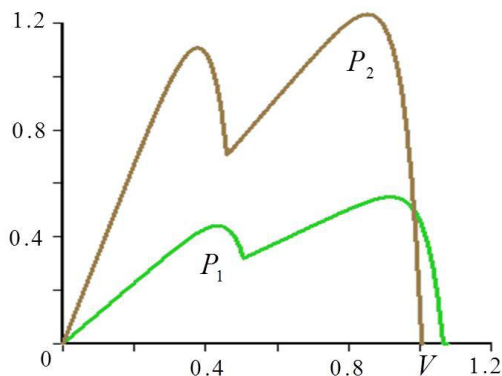


図 2 電力-端子電圧特性

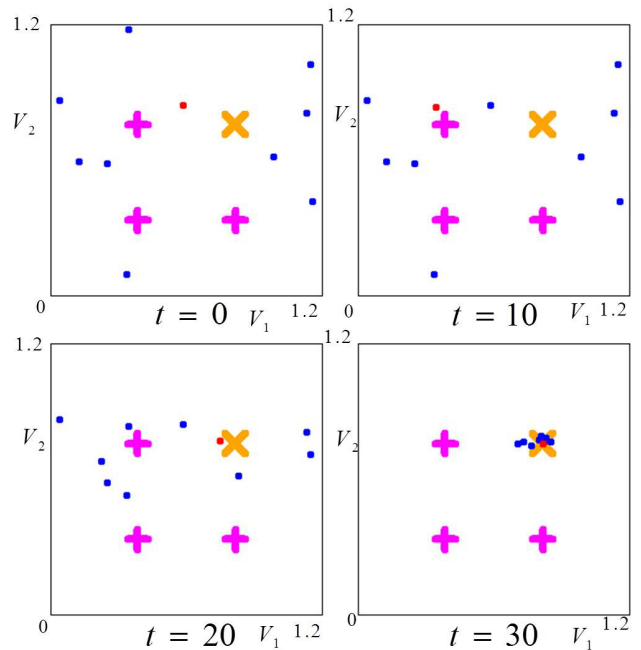


図 3 最適解の探索過程 $t = 0, 10, 20, 30$

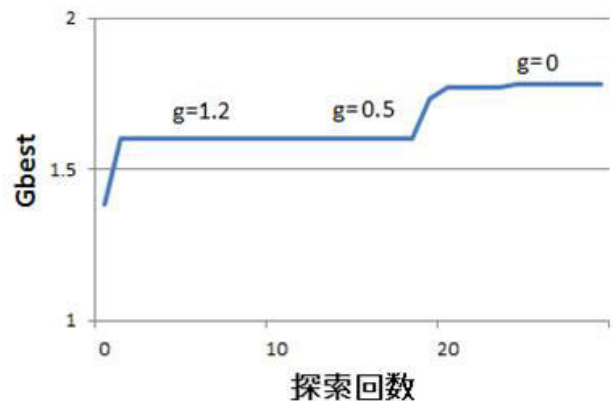


図 4 最適解の探索過程 (G_{best})

表1 鈍感パラメータと成功率

鈍感パラメータ	成功率[%]
0	82.7
0.1	83.1
0.2	78.5
0.3	71.7
1.2⇒0.5⇒0 (時変)	87.9