

群知能に基づく最大電力点追従のトレードオフ問題について
On trade-off problems in a PSO-based control system for maximum power point tracking

安川 新[†]
Shin Yasukawa

斎藤利通[†]
Toshimitsu Saito

1. はじめに

本論文は、太陽光発電入力を用いたスイッチング電力変換器における最大電力点追従制御 (MPPT) の制御システムへの多目的進化的アルゴリズムの応用を研究した。

主な問題は入力からの最大電力の抽出で、抽出はスイッチング電力変換器の duty 比を調整して電圧 - 電力特性の最大点を追跡する制御システムによって実現される。

MPPT 技術の特徴付ける 2 つの目的関数を考える。1 つ目は入力電力の効率を表す。2 つ目は、制御システムの収束速度を表す。ただし、2 つび目的関数を同時に最適化するのには困難であるため、外部環境に応じて、2 つの目的関数の間にトレードオフが発生します。このトレードオフは、多目的最適化問題のパレート最前線に対応する。

制御アルゴリズムは粒子群最適化 (PSO) [1]に基づく。PSO ベースのコントローラの性能は多くのパラメータに依存する。2 つの重要なパラメータ、粒子数 N と慣性重量 w を選択し、2 つのパラメータの目的関数によって、2 目的問題を説明する。

目的空間においてパレートフロントを探索した。分解に基づく多目的進化的アルゴリズムの簡単なバージョン (MOEA/D)[2]を用いた。

数値実験を行って、PSO に基づく制御システムの効率と収束速度の間のトレードオフに対応するパレートフロントを得た。2 つのパラメータ N, w は効率的な PSO ベースの制御システムを設計するための重要な情報を与える。その結果、効率的な再生可能エネルギー供給システムにおける多目的問題を最適化するための有用なアルゴリズムの開発に貢献が期待できる。

2. MPPT 回路と 2 つの目的関数

図 1 に対象系の回路モデルを示す。2 つの太陽電池入力は PV1, PV2 の等価回路モデルで示してある。これを昇圧コンバータを介して RC 負荷へエネルギーを供給する。このとき入力インピーダンスは duty 比 d に依存するため、入力電力 P_{in} は duty 比 d の関数となる。[3]

$$P_{in}(d) = V_{in}I_{in}, V_{in}/I_{in} = R(1-d)^2 \quad (1)$$

以下では、この関数を duty 対電力特性と呼ぶ。代表的な例を図 1 に示す。PV1, PV2 の日射量が異なる場合、関数は図 1 に示すように多峰性関数となる。この場合、一般的な山登り法では MPPT を実現するのが難しく、PSO に基づくアルゴリズムを以下に示す。

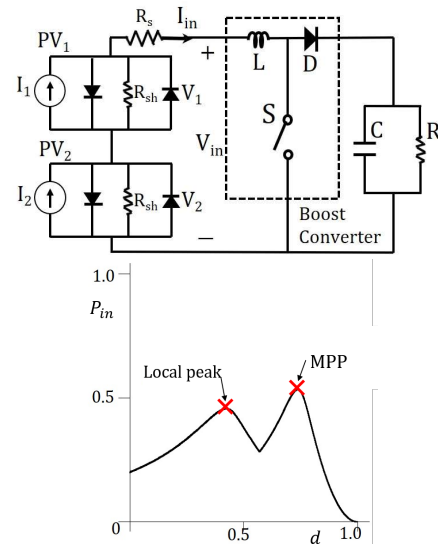


図 1 MPPT システムの回路モデルと duty-電力特性例

PSO は位置 $x_i(n)$ と速度 $v_i(n)$ によって特徴付けられる N 個の粒子を持つ。ここで、 $i \in \{1, \dots, N\}$ は粒子指数を表し、 $in \in \{1, \dots, n_{max}\}$ は探索ステップを表す。 n_{max} は最大探索制限を表す。MPPT の PSO ベースのコントローラでは、1 つのパーティクルがあるスイッチング周期での duty 比に対応する。duty 比はある瞬間に 1 つの値しか持てないので、連続した duty 比を使用して粒子群を構成する。

$$\{x_1(n), x_2(n), \dots, x_N(n)\} \\ \equiv \{d(n\Delta t), d((n-1)\Delta t), \dots, d((n-N+1)\Delta t)\} \quad (2)$$

ここで、 Δt は MPPT 制御のクロック周期である。簡単にするために、各粒子が最近傍点に接続するようにリングトポロジーを使用する。 i 番目の粒子位置の近傍は、 $\{x_{i-1}, x_i, x_{i+1}\}$ であり、ここで、 $x_{-1} \equiv x_N$ および $x_{N+1} \equiv x_1$ である。各粒子は、式(1)の入力 $P_{in}(x_i(n))$ で評価される。

ステップ n で $Lb_i(n)$ / i 番目の粒子の近傍で局所的な最良点を表し、 Gb_n はステップ n において、すべての粒子の最良点で大域的な最良を示すものとする。PSO アルゴリズムは次のように定義される。

Step 1(初期化): $n = 1$ とする。 i 番目の初期粒子位置 $x_i(n)$ は、 $[0, 1]$ にランダムに設定される。 $P_{in}(x_i(n))$ を i 番目の初期入力電力とする。 $Lb_i(n) = 0$ とし、 $Gb(n) = 0$ とする。

Step 2(Lbest 更新):

$$Lb_i(n) \leftarrow x_k(n) \text{ if } P_{in}(x_k(n)) > Lb_i(n) \quad (3)$$

ここで、 $P_{in}(x_k(n))$ は、 $P_{in}(x_i(n))$ の $j \in \{i-1, i, i+1\}$ での最大値。

Step 3(位置と速度更新):

$$y_i(n) \leftarrow wy_i(n) + c(Lb_i(n) - x_i(n)) \\ x_i(n) \leftarrow x_i(n) + y_i(n) \quad (4)$$

ここで w は慣性パラメータ、 c は加速度パラメータ

[†] 法政大学理工学部 Faculty of science and engineering, Hosei university

Step 4: $x_1(n)$ は、時間 $(n+1)\Delta t$ における duty 比として使用される。MPPT コントローラに duty 比を適用すると、入力電力 $P_{in}(d((n+1)\Delta t))$ が得られる。この電力は、PSO ベースのコントローラでは $P_{in}(x_1(n))$ として扱う。

Step 5: $n \leftarrow n+1$ とし、ステップ 2 に進み、最大ステップ n_{max} まで繰り返す。 $n = n_{max}$ において、 $P_{in}(x_1(n_{max}))$ が抽出電力 P_{ex} となる。

基本的な数値実験を行うために、先に述べたように、粒子数 N と慣性重量 w を制御パラメータとして選択する。その他のパラメータは試行錯誤により決定した。

$$\Delta t = 0.2[s], t_{max} = 10[s], n_{max} = 50, c = 0.8$$

典型的な結果を図 2 に示す。パラメータ N と w について、抽出された電力と収束速度の間にはトレードオフがあることがわかる。つまり、粒子が急速に収束する場合、粒子は極大値に閉じ込められる傾向があり、最大出力を抽出するのは困難である。このトレードオフを考慮するために、PSO ベースのコントローラの M 回の試行に対して、パラメータの 2 つの目的関数 (N , w) を定義する。

最初の目的関数は、 M 回の試行で抽出入力電力を評価する。

$$f_1(N, w) = \frac{\# \text{trials s.t. } P_{max} - P_{ex} > C_\alpha}{M}$$

ここで、 P_{max} は最大電力点での電力、 C_α はしきい値パラメータである。 $f_1(N, w)$ がゼロに近づくにつれて、MPPT の効率は向上する。2 番目の目的関数は、 M 回の試行における収束速度を評価する。

$$f_2(N, w) = \frac{\text{Average of } n_s \text{ s.t. } |\sum_{n=n_0}^{n_s} y_1(n)| < C_\beta}{n_{max}}$$

ここで、 $n_0 = n_s - N + 1, j = 1 \sim n$ である。 C_β は閾値である (粒子運動の十分な収束の基準)。速度 $y_1(n)$ が減速せず、 n_s が $1 \leq n \leq n_{max}$ の間存在しない場合、 $n_s = n_{max}$ となる。 $f_2(N, w)$ が減少するにつれて、粒子は急速に収束する。2 つの目的関数を全探索で調べる。パラメータは試行錯誤により決定した。

$$M = 1000, 3 \leq N \leq 15, 0 < w < 1, C_\alpha = 0.01, C_\beta = 0.01.$$

全探索において w の刻み幅が $2E-3$ の場合、PSO のイタレーションは $T_{full} = 6.3 \times 10^6$ となった。この結果は、次のセクションでトレードオフを検討するための基本情報である。

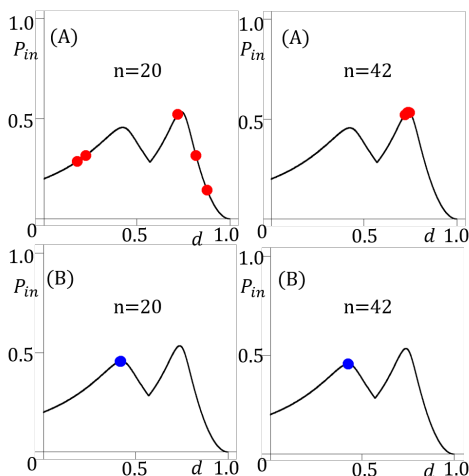


図 2 スナップショット
(A) $N=5, w=0.31$. (B) $N=3, w=0.07$

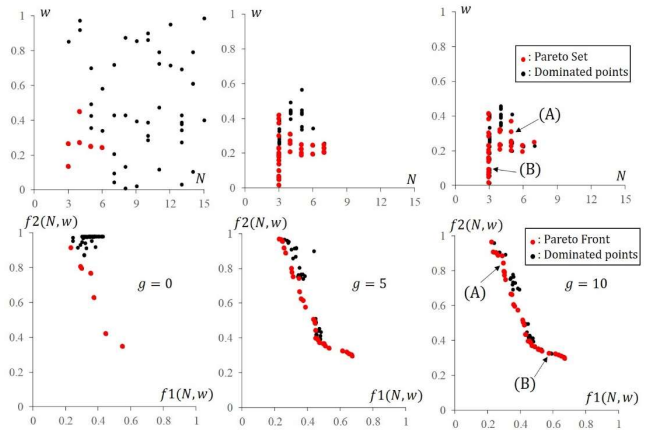


図 3 決定空間と目的空間の探索過程

3 数値実験

図 3 は簡素化された MOEA[3] を用いた探索過程を示す。パレートフロントが世代 $g=10$ で得られたことが確認できる。PSO の探索ステップ $T_M = 5 \times 10^5$ は全探索 $T_{full} = 6.3 \times 10^6$ に対して非常に小さい。世代 g が増加するに従って、大きい N は取り除かれ、探索終了時には 5 つの値 $N \in \{3, 4, 5, 6, 7\}$ のみが残る。PSO ベースのコントローラ内の個体数が適切な値に自動的に調整されている。粒子数のこの自動調整機能は、集団ベースの進化的アルゴリズムの効率的な検索を実現するために有用である。

図 3 のパレートフロントとパレートセットで、2 点 $A(N=3, w=0.07)$ と $B(N=5, w=0.31)$ は示される。この 2 点は図 2 の数値的な結果に対応する。点 A では収束速度は速いが電力効率は低い。点 B では、収束速度は遅いが電力効率は高い。2 つのポイントはパレートフロントにあるため、MPPT コントローラの効率と収束速度の間にはトレードオフがあると言える。

4. おわりに

本稿では MPPT の制御システムにおけるトレードオフ問題について検討した。アルゴリズムは MOEA / D に基づき、クロスオーバー演算子 $BLX-\alpha$ を使用した。数値実験を行い制御システムの効率と収束速度の間にトレードオフがあることを明らかにした。

将来の問題として MOEA / D の進化過程の分析、多くの制御パラメータの多くの客観的問題への展開、動的最適化問題への応用、そして実際の工学応用のためのハードウェア実装が含まれる。

参考文献

- [1] A. P. Engelbrecht, Fundamentals of computational swarm intelligence, Wiley(2005).
- [2] Q. Zhang and L. Hui, MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition, IEEE Trans. Evol. Comput., 11, 6, pp. 712-731(2007).
- [3] S. Yasukawa and T. Saito, A multi-objective problem in a PSO-based control system for maximum power point tracking, Proc. IEEE/CEC, pp. 3629-3634(2019).