

進化計算による再生可能エネルギーミックスの多目的最適化

~新潟県佐渡市におけるケーススタディ~

Multi-Objective Optimization of Renewable Energy Mix by Evolutionary Computation

堀啓子*¹ 松井孝典*¹ 小野智司*² 福井健一*³ 蓮池隆*⁴ 町村尚*¹
HORI Keiko MATSUI Takanori ONO Satoshi FUKUI Kenichi HASUIKE Takashi MACHIMURA Takashi^{*1} 大阪大学大学院工学研究科 環境・エネルギー工学専攻
Graduate school of Engineering, Osaka University^{*2} 鹿児島大学理工学研究科情報生体システム工学専攻
Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University^{*3} 大阪大学 産業科学研究所
Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University^{*4} 早稲田大学 創造理工学部 経営システム工学科
Faculty of Science and Engineering, Waseda University

To introduce the renewable energy in regional communities, it is necessary to select a sustainable energy mix on the basis of evaluation from multiple viewpoints. The purpose of this study is to implement multi-objective optimization of renewable energy composition in municipalities. NSGA-II, a kind of genetic algorithms was applied and modified as a method to solve multi-objective optimization. A case study for a municipality showed that the Pareto solutions were successfully calculated and modified algorithm showed higher performance than the canonical NSGA-II in some objectives having severe trade-off.

1. はじめに

再生可能エネルギー導入の急増に伴い、太陽光発電への偏重や電源系統への接続容量の限界、再生可能エネルギー導入地域の自然破壊等の問題が生じている[環境エネルギー政策研究所 2014]。そのため環境影響を含んだ多面的な影響や効果の評価に基づき、地域における持続可能な再生可能エネルギー利用計画の選択や策定を支援する必要がある。よって本研究では、複合的な環境指標を加えた再生可能エネルギーミックスの多目的最適化ツールの開発を目的とする。

2. 分析方法

本研究では、筆者らが過去に開発した再生可能エネルギーミックスの単目的最適化ツールである REROUTES(Renewable Energy Regional Optimization Utility Tool for Environmental Sustainability)[Hori 2016] に多目的最適化機能を拡張し、新潟県佐渡市に適用した。

2.1 単目的最適化ツール REROUTES の概要

REROUTES は、市区町村スケールで太陽エネルギー、風力、中小水力、地熱、バイオマスエネルギーから成る再生可能エネルギーの組合せ最適解を算出するツールである。設計変数は各再生可能エネルギー種の導入量であり、目的関数は再生可能エネルギー利用率、経済収支、CO₂削減率、バイオマス資源循環率、生態系影響面積指標の 6 関数からツールの使用者が選択した 1 関数であり、他の指標に制約条件を課すことで単目的最適化を行うものである。

2.2 多目的最適化機能の拡張

[Deb 2002] が開発した多目的進化計算アルゴリズムの一種である非優越ソート遺伝アルゴリズム II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II: NSGA-II) をベースの多目的最適化アルゴリズムに選定し、本研究の問題構造に適合するように

改良した。子個体を生成するために交叉に使用される親個体はトーナメント方式、親個体から子個体を生成するための交叉および突然変異の方法は、疑似二進交叉 (Simulated binary crossover: SBX) [Deb 1995] と多項式突然変異法 (Polynomial mutation: PM) [Deb 2008] を用いた。

本研究で取り扱う 6 目的の最適化は、目的関数が 4 以上の多数目的最適化とも呼ばれる問題である。多数目的最適化では解同士で優劣の区別が付きにくくなるためパレート最適フロントへの収束性が低下するという問題があり、NSGA-II 等の多目的最適化手法ではパレート最適解集合探索の精度が低下することが報告されている [Ishibuchi 2008]。そのため個体間の混雑度距離計算は式 (1) の通り、各指標の単目的最適化で得られる最低値を希求点とし、そこから距離に近いほどペナルティが生じるように改良し、パレートフロントへの収束性を高めるアルゴリズムに改良した。 F_m^{min} と F_m^{max} は各目的関数 m の値がとりうる最小値と最大値、 f_m は各個体の有する目的関数値、 $L[i]_{distance}$ は改良前の混雑度距離、 $L_r[i]_{distance}$ は改良後の混雑度距離を示す。

$$L_r[i]_{distance} = L[i]_{distance} \times \frac{f_m - F_m^{min}}{F_m^{max} - F_m^{min}} \quad (1)$$

2.3 アルゴリズムの性能比較

性能評価には改良前後のアルゴリズムで算出した最終世代のパレート最適解の和集合において Ratio of Non-dominated Individuals (RNI) [Tan 2001] を計算したものと、10 世代ごとに 100 万回のモンテカルロ法によって算出した hypervolume の近似値を使用した。

2.4 新潟県佐渡市におけるケーススタディ

新潟県佐渡市を対象に本ツールを適用した。個体数は 10000、世代数は 100 とし、設計した 6 目的関数での多目的最適化を行った。

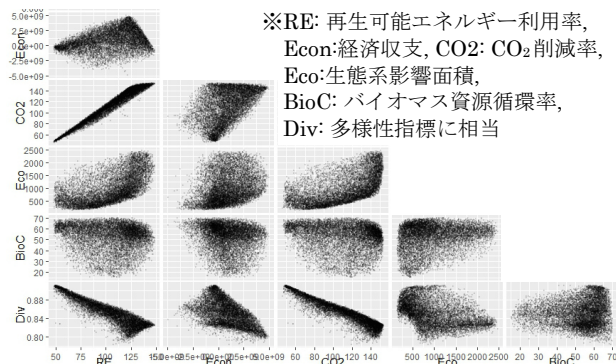


図1 最終世代のパレート最適解集合

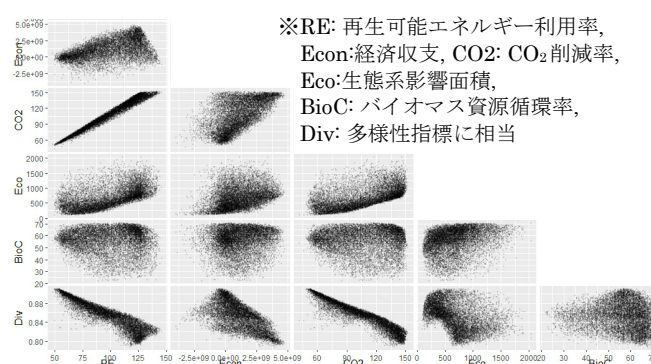


図2 最終世代のパレート最適解集合(改良アルゴリズム)

3. 結果と考察

改良前後のアルゴリズムによる最終世代の6次元パレート最適解集合を2次元の分布を図1および図2に示す。個体の密度が高い部分がパレート最適フロントであり、これらを俯瞰することで、佐渡市の再生可能エネルギーミックスの実行可能解の存在空間を把握することができ、更にトレードオフの関係にある目的関数を特定することが出来た。

改良前後のアルゴリズムどちらを用いた場合でも、最終世代には全個体がパレートランク1に属する結果となっていた。しかし図1と図2では2次元のパレート最適フロントに解は収束しきっておらず、目的関数の増加による解の選択圧の低下が見られた。しかしながら図1と図2を比較すると、改良後のアルゴリズムでは特に生態系影響面積指標のパレート最適フロントへの解の収束性が向上していることがわかる。生態系影響面積は、生態系に影響を与えるリスクのある再生可能エネルギーを導入するほどに増加する構造にあり、他の指標と比較してトレードオフが生じやすい指標であるため、この指標におけるパレート最適解の選択圧が増加したことは改良アルゴリズムの性能の向上を示していると言える。

改良前後のアルゴリズムで算出した最終世代のパレート最適解の和集合のRNI値を算出した結果、2万個体のうちパレートランク1位となった17,322個体は、42%が改良前、58%が改良後のアルゴリズムによって算出された個体であり、アルゴリズム改良による性能の向上が確認された。

図3には各手法のHypervolumeの近似値の推移を示す。この指標では手法間に有意な差はみられず、改良後のアルゴリズムはパレート解への収束性能が上がった一方で多様性に影響は少ない可能性を示唆している。

4. 結論と今後の課題

本研究では、自身が開発した再生可能エネルギーの地域別最適化および評価ツール REROUTES に多目的進化計算NSGA-IIを改良の上実装した。新潟県佐渡市を対象に再生可能エネルギーミックスの多目的最適化を行った結果、トレードオフを有する6次元でのパレート最適解集合を算出でき、アルゴリズムの改良によるパレート最適解の探索性能を向上させることができた。今後は、目的関数や再生可能エネルギー種の多目的最適化計算段階での重み付けやエネルギー需要端の将来予測機能の拡張を中心に改良を進める。

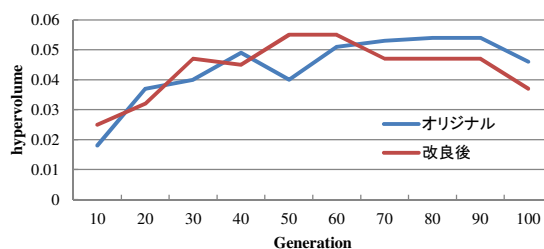


図3 各手法のHypervolumeの推移

参考文献

[Deb 1995] K. Deb, R. B. Agrawal: Simulated Binary Crossover for Continuous Search Space, Complex Systems, Volume 9, Issue 2, 115-148, 1995.

[Deb 2002] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan: A fast and elitist multi objective genetic algorithm: NSGA-II, Evolutionary Computation, IEEE Transactions on 6 (2), 182-197, 2002.

[Deb 2008] K. Deb, S. Tiwari: Omni-optimizer: A generic evolutionary algorithm for single and multi-objective optimization, European Journal of Operational Research, vol. 185, issue 3, pp.1062-1087, 2008.

[環境エネルギー政策研究所 2016] 環境エネルギー政策研究所, 自然エネルギー白書 2015, 2016, <http://www.iseip.or.jp/wpdm-package/jsr2015all-2/>(2016.01.29 参照).

[Ishibuchi 2008] H. Ishibuchi, N. Tsukamoto, Y. Nojima: Evolutionary many-objective optimization: A short review, Evolutionary Computation 2008, 2419 - 2426, 2008.

[Hori 2016] K. Hori, T. Matsui, T. Hasuike, K. Fukui, T. Machimura: Development and application of the renewable energy regional optimization utility tool for environmental sustainability: REROUTES, Renewable Energy, Volume 93, pp.548-561, 2016.

[Tan 2001] Tan, K. C., T.H.Lee and E.F.Khor: Incrementing Multi-Objective Evolutionary Algorithms: Performance Studies and Comparisons, Proc. EMO'01, pp. 111-125 (2001).