

群知能アルゴリズムによるネットワーク設計問題の解法

長谷川 和平[†]米田 征司[†]能登 正人[†]神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻[‡]

1 はじめに

近年、社会の発展や技術の進歩により複雑化した電力網や交通網の最適化が必要となっており、次世代のインフラ整備に関する研究が盛んに行われている。これらの設計は、ネットワーク設計問題と呼ばれ、条件を設定することで、現実的な問題として扱えるが、場合によっては非常に複雑な問題になってしまう。そのため、大規模なネットワーク設計問題に対して厳密に問題を解き、一つの解を導き出すのは困難となる。このような問題に対して現実的な時間で、十分な解を求められる近似解法の研究が進められている [1]。また、ネットワーク設計問題の基礎として、最小全域木問題が知られている。この問題を応用して、容量制約などを付加することができる。よって、最小全域木問題を解析することで、応用研究に対しても効果的な解法を推測できると考えられる。

本研究では、最小全域木問題に対して、メタヒューリスティクスを用いて、最小全域木問題を解き解を評価する。実社会をモデルにした問題の場合には、制約条件や評価関数が複雑となるため、多点探索型アルゴリズムが有効であるといえる。よって、本研究では多点探索型アルゴリズムである粒子群最適化 (PSO) を用いた最小全域木問題の解法を提案する。動作の評価を行うために複雑ネットワークによる問題設定を行い最小全域木問題のネットワークトポロジを変化させ、PSO によるネットワーク設計の有効性を確かめる。

2 PSO

PSO は、鳥や昆虫などの群が餌を探す際の行動を模倣した最適化手法である。特徴として、粒子同士が相互作用し確率的に多点を探索するアルゴリズムである。そして、各点の情報を共有し、活用して状態空間を探索する。また目的関数の評価値情報のみで探索を行うため、

簡単な構造で実装が可能である。PSO のモデルは群全体における最良値 $gbest$ と粒子 p_i が発見した最良数値 $pbest$ からなる更新式で成り立っている。PSO の速度更新式を式 (1) に、位置更新式を式 (2) に示す。粒子の速度 v は評価関数 x によって変化する。速度更新式では、最良数値に対して評価関数と速度係数 c_1, c_2, r_1, r_2 で更新を行っている。

$$v_i = wv_i + c_1r_1(pbest_i - x_i) + c_2r_2(gbest - x_i) \quad (1)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (2)$$

3 提案手法

PSO は適応度関数を用いて位置評価を行うが、本研究では、ネットワーク設計に PSO を適用するため、グラフ空間上におけるエッジを利用して、位置評価を行う。最小全域木問題は、強い制約としてグラフ全体が一つの木となる必要がある。グラフ G はノード集合 N とエッジ集合 E から形成されており、 E はコスト集合 C を持つ。エッジ e_{ij} はコスト c_i に対応しており、コストの総和が木 $Tree$ の評価となる。

つまり $\sum_{tree \in E}$ の持つエッジの数は $|N| - 1$ であり、この問題の評価は $\sum_{e \in tree} c_e$ である。また、PSO の更新式は、適応度関数に基づいて設計されているため、通常の PSO の式は最小全域木問題に当てはめることができない。そのため、PSO の更新式を式 (3) に変更することにより、状態の更新を可能にした。

$$x_i = \sum_{e_{ij} \in tree_i} c_i \quad (3)$$

式 (3) では、全てのエッジに対して、適応度の評価を行い、接続されているエッジが最適かどうかを評価する。エッジの評価は、PSO 中における粒子の個数によって信頼性が定まり、次のエッジとして選ばれる確率が上昇する。本提案は PSO に基づいたアルゴリズムとなる。適応度関数に対応する評価を木の評価とし、粒子ごとに新たな木を生成するよう改良したアルゴリズム

Swarm Intelligence Algorithm for Network Design Problem

[†]Kazuhei Hasegawa, Seiji Yoneda and Masato Noto[‡]Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

ムの擬似コードを Algorithm 1 に示す. PSO においては, 初期解の精度が高いほど収束が早くなる傾向がある. しかしながら本研究では, 解の多様性を実験するために, 従来の最小全域木問題に対する解法は適用せず, 幅優先探索木を用いて初期解の生成を行った. PSO の遷移式を用いているため, p_i に生成された $tree_i$ の各エッジに対しては評価値 x_i と評価値の変化速度 v_i が存在し, 反復するたびにその値を更新する. 提案手法では, 反復するたびに木の再生成を行い, x_i により評価を行う. PSO による動的な評価変化を表現するためにランダムに選択された根ノードから, 評価の高いエッジを利用した木を生成する. そして, 設定した反復回数分アルゴリズムを動作させ, 木の生成を行い解探索を行う.

Algorithm 1 Proposed PSO

- 1: Make initial *Tree*
- 2: **while** Number of Iterations **do**
- 3: **while** Number of Particles **do**
- 4: Make p_i *Tree*
- 5: Check Next *Tree*
- 6: Update v_i, x_i
- 7: **end while**
- 8: Update Best *Tree*
- 9: **end while**

4 評価実験

本研究では, 現実世界のネットワークにおいて, PSO による設計の有用性を確かめる. そのため, 複雑ネットワークの生成方法として Small World モデル (SW モデル) でグラフ空間を作成し, 実験を行った. グラフ全体のノード数 N は 100, 500, 1000 として小規模から大規模までグラフを設計する. また, エッジ数 E は N の値に応じて比例させた. SW モデルのエッジ変更確率 p は 0.1 とし, 適度なクラスタ性を持たせた. なお, グラフ空間中のエッジが持つコストは, 1 から 99 までの一様乱数を用いて生成し実験を行った. 比較対象として, 厳密解法であるクラスカル法を用いて解精度比較を行う.

PSO の持つ変数は $w = 0.729, c_1 = 1.49445, c_2 = 1.49445$ が一般的であるため, これらを採用する. また, PSO の設定は粒子数 $P = 50$ そして反復回数 $Iteration = 200$ として収束速度, 解精度の変化を結果とする.

5 結果および考察

SW モデルに対して提案手法を用いた結果を図 1 に示す. まずはじめに, $N = 100$ の場合では, 厳密解法とほぼ同等の結果が得ることができた. これは, エッジ数が大きくないため, PSO における低次元の場合と同様の効果であった. 次に, ノード数 N を大きな数値にした場合は, 解精度が著しく低下している. 提案手法では, エッジの数が次元と同様の効果になると考えられるため, PSO における計算の複雑さが適応度関数を用いた場合と同じ結果になったといえる. これらの結果は, 他のネットワーク構造でもエッジ数と次元の関係に関しては, 同様の考え方が可能であるので, 他の複雑ネットワークでもある程度の結果が得られると考えられる.

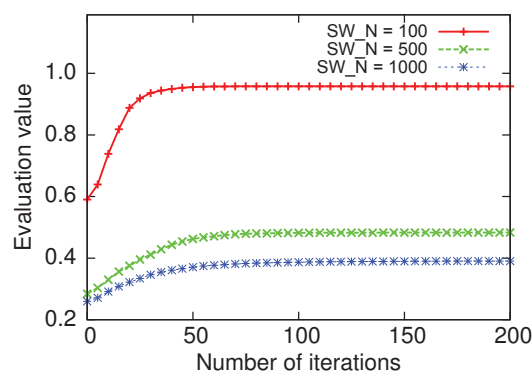


図 1: SW モデルにおける解精度の推移

6 おわりに

本研究では, ネットワーク設計問題の基礎問題である最小木問題に対して PSO の適用可能性を確かめた. 収束が反復回数に従っているため, 現在理論的に確立されている方法に対しては, 劣る部分も存在するが, 複数の評価関数が存在する問題に対する解法として適用可能であるとわかった.

今後は, 定式化されている他のネットワーク設計問題に本提案手法を用いて動作確認を行う. また実際のネットワークなどを利用した, 現実に近い問題に対しても同様に機能するかを調べていく.

参考文献

[1] Risso, C., Canale, E., Robledo, F. and Rubino, G.: Using Metaheuristics for Planning Resilient and Cost-Effective Multilayer Networks, *Proc. of 5th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops*, pp. 201–207 (2013).