

ホタルアルゴリズムと擬似焼きなまし法を用いた設備再編計画問題の一解法

A Solution of Facility Rearrangement Planning using Firefly Algorithm and Simulated Annealing

近岡 陽介[†] 金川 明弘^{††} 滝本 裕則^{††}

Yosuke Chikaoka[†] Akihiro Kanagawa^{††} Hironori Takimoto^{††}

[†] 岡山県立大学大学院 情報系工学研究科 ^{††} 岡山県立大学 情報工学部

1 はじめに

近年、産業界では生産拠点の閉鎖や海外への移転、需要の減少や災害および電力事情などによる操業停止や操業縮小などの問題が起きている。さらに、そのような場合には既存設備の生産能力が過剰で設備再編が必要となる状況が考えられる。このような設備再編に対し、設備の継続または停止の決定と、停止設備の存続設備へ統合先の決定からなる設備再編計画のモデルがあり、既存手法として遺伝的アルゴリズムと擬似焼きなまし法を組み合わせた方法が提案されている [1]。

ところで、最適化問題を解く手法として、群知能アルゴリズムというものがある。これは、集中的な制御機構が存在していなくても、群れの個体同士の作用によって全体の行動が創発される現象に着目して考案されたアルゴリズムの総称である。本稿では、その中でもホタルアルゴリズムに注目し、既存手法の遺伝的アルゴリズムの部分をホタルアルゴリズムに置き換えた手法を提案し、その有用性を検証する。

2 設備再編計画問題

2.1 問題背景

現状、ある製品を n 基の設備で生産しているが、各設備とも最大能力より小さな生産量で生産しているとす。次期の設備運用予算が組合せの費用よりも削減されることになり、総費用を与えられた制約条件以下にする必要が生じた。ただし、需要が復調したときを考え、生産能力はできるだけ多く確保しておきたい。各設備の稼働と停止、および停止設備での生産の存続設備への移転（統合）を決定すべき問題として考える。

2.2 定式化

目的関数は統合後の総生産能力とし、これを最大化することとする。

$$OFV = \sum_{j=1}^n p(j)x(j) \rightarrow \max \quad (1)$$

i, j は設備番号, $x(j)$ は設備 j の存続・停止を表す 0-1 変数であり, 1 のときが存続である。ただし, 総生産能力が同じでコストが異なる場合はコストが低い方を選択する。コスト制約は式 (2) で与えられる。

$$\sum_{j=1}^n (c_f(j)x(j) + c_v(j)p(j)) \leq C_{\max} \quad (2)$$

$c_f(j)$ は設備 j の固定費, $c_v(j)$ は設備 j の変動費, C_{\max} は次期のコスト上限値である。 $p(j)$ は統合後の設備 j の生産量で, 式 (3) で計算することができる。

$$p(j) = \begin{cases} s(j) & (s(j) \leq q_{\max}(j)) \\ q_{\max}(j) & ((s(j) > q_{\max}(j))) \end{cases} \quad (3)$$

$$s(j) = \sum_{i=1}^n (q(i)r(i,j)y(i,j)) + q(j)x(j) \quad (4)$$

$q(j)$ は統合前の設備 j の生産量, $q_{\max}(j)$ は設備 j の生産能力上限である。 $y(i,j)$ は設備の統合を表す 0-1 変数であり, 1 のとき設備 i を j に統合させる。 $r(i,j)$ は, 設備 i が j に統合されたときの生産能力減少率を表す。また, 本研究では停止した設備は必ず他の設備に統合するものとする。

さらに C_{\max} はコスト低減率 R_c を定めることで式 (5) で求めることができる。

$$C_{\max} = R_c \sum_{j=1}^n (c_f(j) + q(j)c_v(j)) \quad (5)$$

3 既存手法

設備再編計画問題は, 設備数 $n < 20$ かつコスト低減率 $R_c > 0.9$ であれば組み合わせも少ないため逐次改善的な方法で良い解を得ることができるが, $n \geq 20$ かつ $R_c \leq 0.9$ の場合には探索領域が広がり, 統合の組み合わせも増加するため解を求めるのが困難になる。

そこで鈴木らによって遺伝的アルゴリズム (GA:Genetic Algorithm) と擬似焼きなまし法 (SA:Simulated Annealing) を用いた解法 [1] が提案された。この手法は, 問題を二段階に分割し, 両者を繰り返して解くアプローチをとっている。第一段階である各設備の継続・停止の決定に遺伝的アルゴリズムを用い, 第二段階である停止設備の生産移転先決定には擬似焼きなまし法を用いるというものである。

3.1 第一段階: GA

GA は, 生物の染色体の交叉や突然変異によって新しい世代が形成され, より強い遺伝子を持つものが生き残っていくという, 生物の進化のメカニズムを最適化に応用したアルゴリズムである。

GA で最適化問題を解く場合, 各個体をどのように表現するかを決めなければならない。この問題の場合

は、各個体が設備と同数の染色体を持ち、設備の継続・停止を表す。つまり、定式化したうちの変数 $x(i)$ である。初期集団は 0 か 1 をランダムで与え、第二段階の手法で目的関数・コストの値を求める。

初期集団を 100 個体生成後、次に示す操作を 100 世代分繰り返す。

3.1.1 個体の選択・淘汰

集団内の各個体に対して評価を行い、その評価値(適応度)をもとに交配する個体を選択する操作である。既存手法では適応度が最も高い個体をそのまま次の世代に残すエリート保存戦略と、適応度に比例した確率で子孫を残すことができるルーレット選択で 2 個体を選択する。

3.1.2 交叉

交叉は、2 つの親の染色体を組み替えて子の染色体を作る操作である。既存手法では、交叉する位置を 1 か所決め、その前と後ろでどちらの親の遺伝子を受け継ぐか変える方法である単純交叉を用いて 2 個体の子個体を作成する。

3.1.3 突然変異

突然変異は、遺伝子を一定の確率で変化させる操作である。突然変異率は 0.05% とし、子個体の任意の染色体 1 つを 0/1 反転させる。

3.2 第二段階: SA

第二段階では、第一段階で得られた各個体に対して、停止した設備をどこに統合するかを決定する。よって $y(i, j)$ を探索により求める段階である。停止設備の数が極端に多いまたは少ない場合には、統合先の組み合わせが少ないため全数列挙で最適解を求めることができる。全数列挙を用いる場合を次のように定義する。

$$n_0 < 5, n - 2 < n_0 \quad (6)$$

ただし、 n は設備数で n_0 は停止した設備数である。

停止した設備数が式 (6) 以外の場合、つまり

$$5 \leq n_0 \leq n - 2 \quad (7)$$

のときは統合先の組み合わせが多くなり、全数列挙で計算が終了しないため SA を用いる。

SA は統計物理分野で高温から徐々に冷やすことによりエネルギー純度の低いきれいな結晶を得る方法から着想を得た手法である。

SA の探索手順については以下ようになる。

1. $x(i)$ に基づいて、実行可能な $y(i)(j)$ の値をランダムに与え、 $Y_{current}$ とする。初期温度を設定する。

2. $Y_{current}$ の近傍 Y_{nb} を作成する。

3. Y_{nb} が $Y_{current}$ を改善している場合、または改善していない場合でも受理が判定されれば、 $Y_{current}$ を Y_{nb} で置き換える。受理判定には以下の式を用いる。

$$0 \text{ から } 1 \text{ の一様乱数} < \exp\left(\frac{OFV' - OFV}{T}\right) \quad (8)$$

また、 T は温度である。

4. 20 回に 1 回冷却操作を行う。

5. 温度が最低温度を下回れば終了する。そうでなければステップ 2 へ戻る。

4 提案手法

Yang によって提案された新しい解探索アルゴリズムであるホタルアルゴリズム (FA:Firefly Algorithm)[2] がある。FA は関数最適化問題において GA と同等の結果を出している。そこで、既存手法の第一段階を GA ではなく FA で解く手法を提案する。

4.1 ホタルアルゴリズム

ホタルアルゴリズム (FA:Firefly Algorithm) とは、ホタルの求愛行動からヒントを得て考案された群知能アルゴリズムである。アルゴリズムにおけるモデル化されたホタルの特徴は、次の 5 つである。

- 雌雄両方の特徴をもち、全てのホタルが移動する
- ホタルが放つ光の強度はホタルの位置による
- 光の強度が強いほど他のホタルが近づいてくる
- 魅力度が高いほど他のホタルが近くまで寄る
- 光っているホタルが近くにいない場合はランダムに飛ぶ

ホタルの位置は問題における解に相当し、光の強度はその解の評価値となる。

ホタルアルゴリズムでは各時刻ごとに 2 ペアの組み合わせを考え、光の強度の大きい方へ小さいほうを移動させる処理を繰り返す。 \mathbf{x}_i は光の強度の小さいホタルの位置、 \mathbf{x}_j は光の強度の大きいホタルの位置としたとき、位置の更新式は次のようになる。

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma d_{ij}^2} (\mathbf{x}_j(t) - \mathbf{x}_i(t)) + \alpha \epsilon_i \quad (9)$$

d は 2 個体間の距離、 t は現在時刻、 ϵ_i はランダム移動を表すベクトルである。 α, β_0, γ はホタルの移動を制御するパラメータである。本研究では α は次のように与える。

$$\alpha_t = \alpha_0 \delta^t \quad (0 < \delta < 1) \quad (10)$$

ただし、 α_0 は初期値、 δ は減衰係数である。

ホタルアルゴリズムのフローチャートを図1に示す。

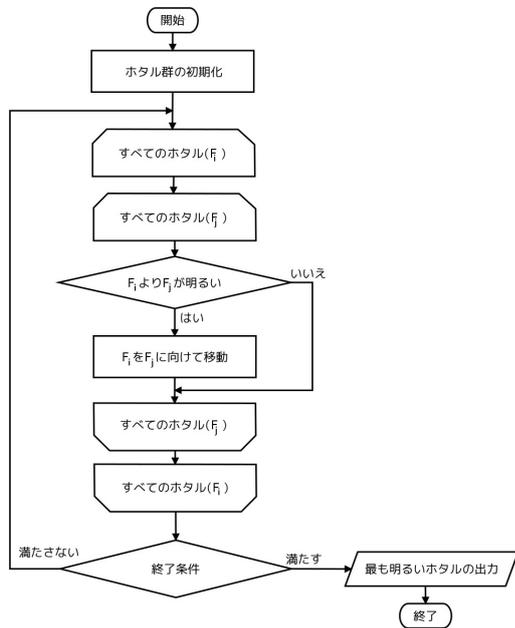


図1: ホタルアルゴリズムのフローチャート

4.2 設備再編計画への適用

既存手法の第一段階へFAを適用するが、この段階で求める変数 $x(i)$ は0-1変数であるため、FAのアルゴリズムをそのまま適用するのは難しい。そのため、FAにおける個体の持つ解を $f(i)$ としたときに、次のように $x(i)$ の値を与える。

$$x(i) = \begin{cases} 1 & (f(i) \geq 0) \\ 0 & (f(i) < 0) \end{cases} \quad (11)$$

FAの初期解は-1から1の一様乱数で与え、ランダム移動を表すベクトル ϵ_i は-1から1の一様乱数で与える。また、解が1つの点に集まり探索が滞ることの対策として、今までに見つけた最良解をもつ個体以外で移動しなかった個体は、解の1つの要素をランダム移動のみさせる。具体的には次のような操作を施す。

$$f(k)_{next} = f(k)_{current} + \alpha t \epsilon_i \quad (12)$$

ただし、 k は1から n までの整数の中から等確率で1つ選ばれるものとする。

5 検証実験

5.1 実験方法

検証実験として、既存手法であるGA+SAと提案手法であるFA+SAのそれぞれで設備再編計画問題を

解き、提案手法の有効性を検討する。5回解いたときの、それぞれの目的関数 OFV の平均値と最良値を比較する。

表1に本実験に用いる設備再編計画問題のパラメータを示す。

表1: 実験に用いる問題のパラメータ

設備番号	c_f	q	c_v	q_{max}	r
1	15	19	20	26	0.48
2	5	12	7	28	0.51
3	10	7	1	21	0.08
4	13	7	14	23	0.31
5	9	15	7	23	0.28
6	7	10	7	28	0.75
7	14	14	11	28	0.41
8	9	16	11	23	0.73
9	8	5	2	27	0.84
10	18	8	6	20	0.95
11	19	13	1	26	0.21
12	4	9	19	24	0.65
13	4	19	17	24	0.43
14	10	11	13	27	0.25
15	1	1	11	21	0.86
16	17	15	13	27	0.88
17	7	7	12	28	0.10
18	13	8	2	28	0.07
19	3	13	14	23	0.77
20	18	16	12	27	0.70
21	1	14	10	22	0.09
22	19	4	15	22	0.42

次の条件で実験を行う。

- 目的関数(生産能力)を最大にする
- 目的関数が同じでコストが異なる場合、コストが低い方を選択する
- 設備 i の生産能力上限を超える場合はその生産能力上限値が生産量になる
- 停止した設備は必ず他の設備に統合させる

5.2 実験結果

実験で用いるホタルアルゴリズムのパラメータを表2に示す。既存手法の遺伝的アルゴリズムの部分の個体数が100、世代数が100のため、ホタルアルゴリズムの個体数を100、最終時刻を100とした。

表 2: 提案手法のパラメータ

α_0	δ	β	γ
0.4	0.99	0.5	0.01

設備再編計画問題を 5 回解いた結果の平均値・最良値を示したものを表 3, 表 4 に示す.

表 3: 提案手法の実験結果

n	R_c	平均値 (FA)	最良値 (FA)
20	0.9	198.220	198.230
	0.8	195.19	195.220
22	0.9	222.716	222.86
	0.8	219.666	219.75

表 4: 既存手法の実験結果

n	R_c	平均値 (GA)	最良値 (GA)
20	0.9	197.738	197.860
	0.8	195.120	195.220
22	0.9	222.232	222.810
	0.8	219.378	219.980

表 3, 表 4 から, OFV の平均値は提案手法が既存手法より全ての場合で高い値を得られたことが確認できる. また, 最良値では, $n = 22, R_c = 0.8$ の場合を除いて提案手法が上回っていることがわかる.

6 おわりに

本稿では, 既存手法である遺伝的アルゴリズムと擬似焼きなまし法を用いる手法から, 遺伝的アルゴリズムの部分を実用アルゴリズムに置き換える解法を提案した. そして, 検証実験から, 実用アルゴリズムの設備再編計画問題における可能性を示した.

今後の課題としては, 設備数 n を増やした場合やコスト低減率 R_c がより小さい場合の実験や, 別のパラメータの問題を解くなどが挙げられる. また, 実用アルゴリズムのパラメータが多いため設定が少し難しいので, パラメータ設定の易化も課題であると考えられる.

参考文献

- [1] 鈴木淳, 山本久志: “遺伝的アルゴリズムと擬似焼きなまし法を用いた設備再編計画” 平成 24 年電気学会電子・情報システム部門大会, pp.1616-1619, 2012.
- [2] X. S. Yang: “Firefly Algorithms for Multimodal Optimization, ” Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5792, pp. 169-178, 2009.

- [3] 大谷紀子: “進化計算アルゴリズム入門—生物の行動科学から導く最適解—”, オーム社, 2018.