

施設再編計画のための GA/TS ハイブリッド計算法について

GA/TS Hybrid Algorithm for Facility Rearrangement Planning

鈴木 淳*

Atsushi Suzuki

Email: asuzuki@dokkyo.ac.jp

キーワード: 施設、再編、アルゴリズム、遺伝的アルゴリズム、タブーサーチ
keywords: facility, rearrangement, algorithm, genetic algorithm, tabu search

本論文では、施設再編計画のための遺伝的アルゴリズム(GA)とタブーサーチ(TS)を組み合わせたハイブリッドな計算法について述べている。施設再編計画はコスト制約の下で生産能力を最大化する問題として定式化されることができる。この計画問題を解くために先行研究ではいくつかの方法が提案されてきた。本論文では GA と TS による 2 段階法による計算手順を対象としており、パラメータ設定について考察している。数値実験から、TS 計算 1 回あたりの時間は総計算時間の 0.001、タブーリスト長は 5 を推奨するという結果を得た。

In this paper, a hybrid algorithm combined a genetic algorithm (GA) and a tabu search (TS) for facility rearrangement planning is described. Facility rearrangement planning can be formulated as a problem maximizing production capacity under the cost constraint. To solve this planning problem, some solving methods have been proposed in previous studies. In this paper, a solving method based on 2-step procedure with using GA and TS is dealt, the parameter setting is considered. As a result with numerical experiment, the ratio between one-through of TS procedure and total of computation time should be set 0.001 and the tabu list length should be set 5.

*: 獨協大学経済学部

1. はじめに

経済環境の変化は設備投資や生産施設運用に大きな影響を及ぼす一要因である。2000年代後半から現在に至っては、いわゆるリーマン・ショックによる需要の大きな落ち込みによって日本の製造業にとっては設備過剰の状態におかれた一方、その後の需要復調により生産能力の確保が必要となった産業も生じ、生産施設の休止廃却や統合、再稼働が重要課題となった。また、国内生産に見切りをつけ、海外に生産拠点を移す企業も少なからず存在し、その場合においても国内生産施設の生産能力調整は決定すべき問題となった。

設備管理の分野では需要の変化に対応して各期の設備配置を変える動的設備配置問題 (dynamic facility layout problem; DFLP) があり、その問題設定下で最適配置を求めるための解法の研究がなされている。しかしながら、DFLPの問題設定では設備数は固定で設備間の物流量が期によって変化するという前提であり、需要の変動に応じて施設の稼働と休止および生産の移転を考慮する問題設定にはなっていない。このため上述のような状況での施設運用問題の解決には直接寄与しない。

上述のような問題状況に対応するためのアプローチとして、設備の稼働または休止の決定と休止設備の生産の統合先の決定からなる設備再編計画のモデルが提案されており¹⁾、既存解法として遺伝的アルゴリズム (GA) に数え上げとランダムサーチを組み合わせた方法²⁾、2段階 GA による方法³⁾、GA にヒューリスティックローカルサーチ (HLS) を組み合わせた方法⁴⁾、GA に擬似焼きなまし法 (SA) を組み合わせた方法⁵⁾、GA にタブーサーチ (TS) を組み合わせた方法⁶⁾などが開発されている。本研究では施設再編問題を対象に、GA へ TS を組み合わせた方法⁶⁾を参考にし、探索効率の更なる向上のためパラメータ設定の検討が必要と考え、数値実験を通してそれを検討した。

一般に施設再編計画のような整数変数を含む数理計画問題は解空間の多峰性や配置の対象性など問題特有の構造のため、ある規模以上の問題では厳密解を見出すのは困難である。そこで問題を解くためには、その問題の特徴を踏まえたヒューリスティクスが考案されることが多かった。しかしながら近年は、GA、SA、TSなどの技法がメタヒューリスティクスとも呼ばれ、多様な問題に対し汎用的に適用することが可能だとされている。

メタヒューリスティクスは問題特有のヒューリスティクスではなく様々な問題に適用可能な「ヒューリスティクスのヒューリスティクス」を目指した経験則の枠組みとも言える。多くの組み合わせ最適化問題では、何らかの初期解を設定しより良い近傍解を発見的に探索していくことで最終的に優れた解を見出すという構造は共通しており、一般的にはメタヒューリスティクスの技法の有効性が多くの研究で示されている。しかしながら個々の問題ではデータ構造に依存するところがあり、小規模なデータ構造の違いはパラメータ設定によって探索効率を「調整」することができる。その一方で大規模なデータ構造や問題構造の違いは、近傍

探索や大域探索に用いる技法を替えることで対処することが可能である。

ただし、メタヒューリスティクスの技法ではパラメータの設定が必要であり、設定のために予備実験が行われることが多い。本稿では、施設再編計画のための GA に TS を組み合わせたハイブリッドな計算法でのパラメータ設定と探索効果について考察を行った。

2. 問題設定と定式化

2.1 問題設定

今期に製品を n 基の施設で各施設とも最大能力より小さな生産量で生産しているとする。次期運用予算が今期予算比 Rc ($0 \leq Rc < 1$) に減額されることになり、総費用を与えられた制約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。各施設の稼働と休止、および休止施設での生産の稼働施設への移転 (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の式とし、これを最大化することとする。次期の需要は未確定なため、今期の生産量をもとに次期の生産に対応できる施設の編成を計画するものとする。以上の設定より、この問題は次のようなコスト制約下での能力最大化問題として表現できる¹⁾ :

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

subject to

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

$$p(j) = \begin{cases} s(j), & \text{if } s(j) \leq q_{\max}(j) \\ q_{\max}(j), & \text{if } s(j) > q_{\max}(j) \end{cases}, j=1, \dots, n \quad (3)$$

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

$$\sum_{j=1}^n y(i, j) + x(i) = 1, \quad i=1, \dots, n \quad (5)$$

$$x(i) \in \{0, 1\}, \quad i=1, \dots, n \quad (6)$$

$$y(i, j) \in \{0, 1\}, \quad i, j=1, \dots, n, i \neq j \quad (7)$$

$$y(i, j) = 0, \quad \text{if } i = j; i, j=1, \dots, n, i \neq j \quad (8)$$

ただし、 $c_f(j)$: 施設 j の固定費、 $c_v(j)$: 施設 j の変動費、 $p(j)$: 統合後の施設 j の生産量、 $q(i)$: 統合前の施設 i の生産量、 $r(i, j)$: 施設 i が施設 j に統合されたときの生産能力減少率 ($0 \leq r(i, j) \leq 1$) とする。生産能力減少率と

は、異なる施設での生産効率の低下（もしくは同等）を指し、施設*i*で行っていた生産を施設*j*に移転したとき、施設仕様や運用方式の違いから施設*i*での生産と同等の能力を発揮できない場合があるものとして、この数値で表す（同等な能力を発揮できる場合は $r(i, j) = 1$ ）。また、変数 $x(i)$ と $y(i, j)$ は0-1変数であり、それぞれ施設の稼働または休止、施設の統合関係を表す。

$$x(i) = \begin{cases} 1 & \text{施設を稼働する} \\ 0 & \text{施設を休止する} \end{cases} \quad (9)$$

$$y(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{施設}i\text{を施設}j\text{へ統合する} \\ 0 & \text{施設}i\text{を施設}j\text{へ統合しない} \end{cases} \quad (10)$$

C_{\max} はコスト上限値、 $q_{\max}(j)$ は施設*j*の生産能力上限であり、値は与えられる。また、 $x(i)$ と $y(i, j)$ の関係は(11)式のように表わされる。

$$\sum_{j=1}^n y(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{if } x(i) = 1 \\ 1, & \text{if } x(i) = 0 \end{cases}, i = 1, \dots, n \quad (11)$$

コスト制約は、今期の予算に対する比率として(12)式のように C_{\max} からコスト低減率 Rc を定義する。

$$Rc = C_{\max} / \sum_{j=1}^n (c_f(j) + q(j)c_v(j)) \quad (12)$$

統合後のコストは次の式で表される。

$$\text{Cost} = \sum_{j=1}^n (c_f(j)x(j) + c_v(j)p(j)) \quad (13)$$

上記の定式化では能力最大化の単一基準問題として表現されているが、同能力の統合案が生成された場合はこのCost値が低い案をより良い案として評価するもの（いわゆる辞書式配列法）とする。

この問題は、 $n < 20$ かつ $Rc \geq 0.9$ の範囲では逐次改善法で良好な解を見出すことができた⁽¹⁾。しかし、 $n \geq 20$ かつ $Rc < 0.9$ の範囲では、休止施設数によって探索領域が広がるとともに、統合の組合せが増加し、既存の逐次改善的な方法ではコスト制約を満たす領域の探索効率が低下し、極めて長時間探索を行っても実行可能解を見出せないケースが生じる⁽²⁾。このため、これまでGAを基にした進化的な計算方法が研究されてきた。

GAは、生物の遺伝において環境に適合するよう進化する過程で染色体が変化するというアナロジーを基に、選択、交叉、突然変異、淘汰と名づけられた操作を経て解を「進化」させていくものである。GAは複数の解を保持して現行解の変数値を大きく変化させる交叉で探索を進める発想に特徴があり、大域的探索に優れて

いると言える。その一方で現行解の近傍を詳細に探索する面では、単純なGAの場合他の技法に比較して探索効果が低い。そこで、単純なGAだけではなく、他の技法を組み合わせるハイブリッド計算戦略をとることが考えられる。例えば、GAにSAやTSを組み合わせるなどの戦略である。

それに対してSAは初期解を出発点として近傍解を探索して解を改良していく逐次改善法の枠組みをとるが、解の改良だけでなく改悪も確率的に許容することで、局所最適からの脱出を図り、最終的に優れた解を見出すことを狙いとするメタヒューリスティクス技法である。SAは金属に熱を加えてから冷却して目的の性質の材料を得るためのいわゆる「焼き鈍し」をアナロジーにとり、「温度」の数値を下げていくこと（「冷却」）で改悪の許容する確率を高い値から低い値に変化させ、探索がランダムサーチから逐次改善へ徐々に性格を変えることで探索効果を上げている。ただし、温度設定と冷却についてパラメータを調整する必要がある。

また、TSも逐次改善の枠組みであるが、探索過程における解の履歴を記憶し、それらを「タブー」として重複探索を回避することで探索効果を上げている。TSでも「タブーリスト」をどの程度、つまり探索の履歴として探索済みの解を何件記憶する容量を確保するか（これを「タブーリスト長」または「タブー長」と呼ぶ）、がパラメータ設定として必要になる。

さらに、ハイブリッド計算戦略をとると、それぞれの計算技法をどのような構造で実行するかも設定しなければならない。例えば、大域的探索と近傍探索をパラレルに行うのか、シーケンシャルに行うのか、または入れ子構造として扱うのか、などである。そして大域と近傍の探索に費やす時間の配分もハイブリッドの構造によって考慮する必要がある。

本研究で対象とした施設再編問題では、施設の稼働または休止と、休止施設の統合という二段階の意思決定で構成される問題構造を持つ。この構造を考慮すると入れ子構造のハイブリッドが実行不可能解の派生を回避する点では有効である。設備再編計画を対象としてGA/SAとGA/TSを比較した先行研究⁽³⁾ではGA/SAの優位性が示されているが、GA/TSのパラメータ調整は今後の課題とされている。そこで本研究ではGA/TSにおけるTSのタブーリスト長と、入れ子構造におけるTS計算時間の配分比をパラメータとして検討することとした。

3. 計算法

3.1 ハイブリッド計算戦略

前述した定式化では $x(i)$ ($i = 1, \dots, n$)と $y(i, j)$ ($i, j = 1, \dots, n$)の値を決定する必要がある。両者を同時に探索する手段も考えられるが、前述の(11)式を満たさない値を変数をとった場合は実行不可能解となる。確率的な近傍探索操作による場合には(11)式を満足しない実行不可能解が生成してそれらを棄却する処理が発生し、探索効率が悪い。必ず実行可能解を近傍探索で生成させるには、 $x(i)$ の値を仮に与えた下で $y(i, j)$ を派生

させて近傍探索を進めることが好ましい。そこで本研究では $x(i)$ を探索するループを外側に置き、 $y(i, j)$ を探索するループを内側に置く計算フローを採用した (図 1 参照)。この場合、外側のループが GA による大域探索であり、内側のループで個体ごとに TS による局所探索に相当する。本研究ではこれを GA/TS ハイブリッド計算法と呼ぶ。外側ループでは 1 組の $x(i)$ ($i=1, \dots, n$) ベクトルが 1 個体となり、これを個体群サイズ個数保持して 1 世代の個体群とする。内側ループでは個体ごとに $y(i, j)$ ($i, j=1, \dots, n$) の行列を決定することになる。

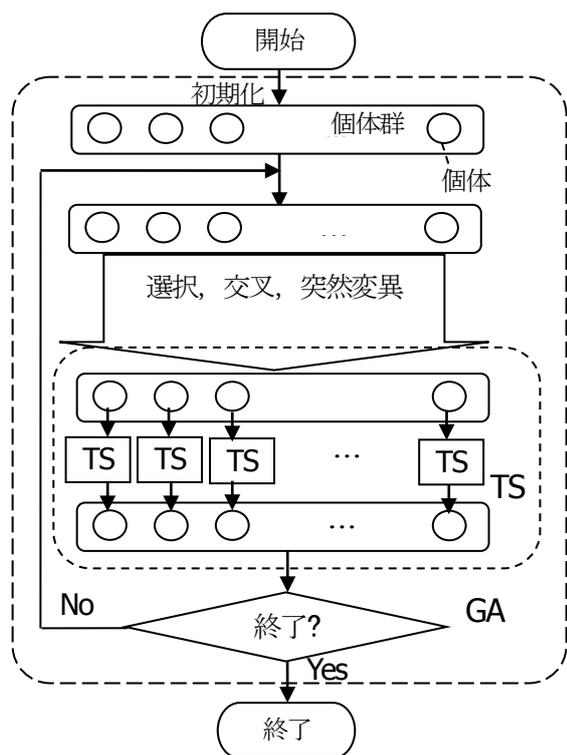


図 1 解法手順の概念図

3.2 GA 計算手順

GA/TS ハイブリッド計算法の計算手順のうち外側のループに相当する GA 部分を図 2 に示す。

GA 計算部分は伝統的な GA の計算手順に基づいている。すなわち選択、交叉、突然変異、世代交代といった GA でよく用いられる操作を組み合わせている。

図 2 の S0: 初期化では、個体群サイズの個体をランダムに生成し、各個体の $y(i, j)$ を TS で探索し最良結果を採用して統合関係を決定する。そして、評価として各個体の OFV とコスト、選択確率を算出する。

S1 では最良個体を強制的に次世代候補に加えエリート保存を行っている。これは、エリート保存を行わないと優れた個体の遺伝子が次世代候補群に継承されず、計算結果が劣ったケースが先行研究で観察されたためである。

- S0: 個体群を初期化生成し、個体ごとに TS を行って統合関係を決定して評価する。
 S1: 最良個体を次世代候補群に加える (エリート保存)。
 S2: ルーレット戦略に基づき 2 個体を選択する。
 S3: 2 個体を単純交叉して、2 子個体を生成する。
 S4: 子個体に対し突然変異操作を行う。
 S5: 子個体を次世代候補群に加える。個体群サイズに達したら S6 へ進み、そうでなければ S2 に進む。
 S6: 次世代候補群の各個体に TS 計算を行って統合関係を決定し評価する。
 S7: 個体群を次世代候補群で置き換え、次世代候補群を空集合にする。
 S8: 終了条件 (本論文では、計算時間上限に達したとき) を満足しなければ S1 に進み、そうでなければ S9 へ進む。
 S9: 結果を出力して終了。

図 2 GA 計算手順

S2 では乱数を発生し各個体の選択確率に基づいて 2 個体を選択する (いわゆるルーレット戦略)。個体 h の選択確率 $P(h)$ は、OFV と Cost によって算出された適応度 $Fitness(h)$ の総和との比によって (14)(15) 式のように計算される。

$$Fitness(h) = \frac{OFV(h) \times C_{max} / Cost(h)}{\sum (OFV(h) \times C_{max} / Cost(h))} \quad (14)$$

$$P(h) = \frac{Fitness(h)}{\sum Fitness(h)} \quad (15)$$

S3 では選択された 2 個体を両親として $x(i)$ の 1 要素の前後で要素を交換して新個体を作成する単純交叉 (1 点交叉) で 2 つの子個体を生成する。

S4 では突然変異確率に基づいて任意の $x(i)$ の値を 0/1 反転または任意の 2 要素を交換する操作を行い、 $x(i)$ の一部の値を変更する。なお、厳密には突然変異ではないが、全ての $x(i)$ が 1 になった場合には任意の 1 要素を 0 にする操作と、全ての $x(i)$ が 0 になった場合には任意の 1 要素を 1 にする操作も加えて、探索が実行不可能領域に進むことを防止している。

S5 では子個体を次世代候補群に加える。この追加で次世代候補群内の個体数が個体群サイズに達したら次へ進み、そうでなければ次世代候補がまだ数が不足であるので再び選択するため S2 に戻る。

次に S6 では、次世代候補の個体が揃った段階であるので、各個体の $x(i)$ に対して実行可能な $y(i, j)$ の値をランダムに設定し TS で統合関係を探索する。また、OFV とコスト、選択確率を算出して各個体の評価を行う。

さらに、現世代個体群を次世代候補群で置き換え、次世代候補群を空集合にして世代交代を行う。

この計算は終了条件を満足するまで繰り返す。本研究では、終了条件を計算時間上限に達したときとしていた。終了条件を満たした場合は、ループを抜けて結

果を出力して終了する。

3.3 TS 計算手順

GA/TS ハイブリッド計算法の計算手順のうち内側のループに相当する TS 部分を図 3 に示す。これは図 2 の S6 から呼び出されるサブルーチンと見なすことができ、TS 計算が終了するたびに図 2 の S6 に戻る。

図 3 の T0 では、TS 実行回数上げかを分岐させる処理であり、 $n_0 = n - \sum x(i)$ として (つまり $x(i)=0$ となる要素数) $n_0 > n-4$ または $n_0 \leq 5$ の場合は数え上げで実行可能な時間なので、TS を用いないこととした。

T1 では初期解をランダムに設定している。

T2 では任意の施設の統合先施設番号を別の稼働運用施設番号に変更する操作によって代替案すなわち近傍を作成している。

<p>T0: $n_0 > n-4$ または $n_0 \leq 5$ の場合は $y(i, j)$ の数え上げを行い最良解を記憶して T8 へ進む。そうでない場合は T1 へ進む。</p> <p>T1: $x(i)$ の値に基づいて実行可能な $y(i, j)$ の値をランダムに設定し、現行解として記憶する。タブーリストを空にする。初回のみ現行解を最良解として記憶する。</p> <p>T2: 現行解から近傍を作成する。</p> <p>T3: 近傍がタブーリストになれば T4 へ、あれば T2 へ進む。</p> <p>T4: 近傍が現行解を改善していれば現行解を近傍で更新する。近傍が最良解を改善していれば最良解も更新する。</p> <p>T5: タブーリストに近傍を追加更新する。</p> <p>T6: 改善していれば T2 へ、そうでなければ T7 へ進む。</p> <p>T7: 終了条件を満たしていれば T8 へ、そうでなければ T1 へ進む。</p> <p>T8: 最良解を GA 計算手順に引き渡して終了。</p>
--

図 3 TS 計算手順

T3 では、T2 で作成された近傍がタブーリストに存在するかを確認し、存在する場合は T4 での更新を回避するため T2 へ戻り、存在しない場合は T4 で OFV がより大きくなっているか、もしくは同じ OFV で Cost がより小さくなっているかを比較し、そうなっている場合は現行解を更新する。

T5 ではタブーリスト更新を行う。既にタブーリスト長を満たしている場合は、最も古いタブーを削除して残ったタブーを繰り上げ、新たな近傍をタブーとしてリストに加える。タブーサーチではこのタブーリスト長値がパラメータの 1 つである。

近傍がそれまでの現行解を改善していれば更に近傍を作成して探索を進めるが、改善していないときは終了条件を満たしていない場合に初期解を再設定して近傍探索を再試行する (図 3 の T7)。

終了条件は計算時間上限に達した場合とした。総計算時間に対する 1 回の TS 計算時間の比を $rty(0 < rty \leq 1)$ とし、その計算時間を上回ったときに TS 計算を終了して GA 計算へ戻るようにしている。本研究では、この rty がパラメータとなる。

4. 数値実験

4.1 実験設定

解法の効果を確認するため、数値実験を行った。施設数 $n=20, 22, 24, 26, 28$ について、コスト低減率 $Rc=0.95, 0.90, 0.80, 0.70, 0.60, 0.50$ とし、例題を作成した。GA/TS と比較のため GA/SA を用いて同計算時間で各例題を 5 回ずつ解き、比較した。計算時間は $1200n/20sec.$ とした。用いた計算機環境は、プロセッサは Core 2 Quad Q9650, RAM は 2GB, OS は Windows 7 SP1, コンパイラは BCC++ 5.5 である。パラメータは先行研究⁶⁾と同様に設定した。計算結果として 5 回平均値を表 1 に、標準偏差を表 2 に、最良値を表 3 にそれぞれ示す。同じ問題で優れている方の値に下線を引いた。

表 1 実験結果 (平均値)

n	Rc	GA/TS		GA/SA	
		OFV	Cost	OFV	Cost
20	.95	<u>2202.0</u>	<u>35722.0</u>	2202.0	36513.0
	.90	<u>2202.0</u>	<u>34515.0</u>	2202.0	35267.0
	.80	<u>2202.0</u>	<u>35532.0</u>	2202.0	36393.0
	.70	2186.5	32346.2	<u>2193.3</u>	32164.0
	.60	<u>2144.3</u>	28173.0	2129.9	28173.8
	.50	<u>2066.1</u>	23661.0	1991.3	23372.6
22	.95	<u>2099.0</u>	<u>37065.0</u>	2099.0	37910.0
	.90	2099.0	37355.0	<u>2099.0</u>	<u>35755.0</u>
	.80	2099.0	37884.0	<u>2099.0</u>	<u>36459.0</u>
	.70	2091.2	34598.5	<u>2094.5</u>	34580.0
	.60	2065.9	29875.5	<u>2072.5</u>	30350.0
	.50	<u>2025.6</u>	24908.0	1975.6	25203.3
24	.95	2386.0	42055.0	<u>2386.0</u>	<u>40980.0</u>
	.90	2386.0	42130.0	<u>2386.0</u>	<u>39570.0</u>
	.80	2386.0	42251.0	<u>2386.0</u>	<u>37810.0</u>
	.70	2368.9	38608.0	<u>2386.0</u>	<u>36840.0</u>
	.60	2344.3	33072.0	<u>2360.1</u>	32919.0
	.50	<u>2268.2</u>	27597.0	2253.6	27668.3
26	.95	2709.0	47280.0	<u>2709.0</u>	<u>45352.0</u>
	.90	2709.0	47664.0	<u>2709.0</u>	<u>41902.0</u>
	.80	2698.6	45977.6	<u>2709.0</u>	40240.0
	.70	2674.2	40487.1	<u>2709.0</u>	38370.0
	.60	2637.3	35058.0	<u>2688.3</u>	34947.6
	.50	<u>2556.7</u>	29367.4	2505.1	29461.2
28	.95	2790.0	52475.0	<u>2790.0</u>	<u>49850.0</u>
	.90	2790.0	52290.0	<u>2790.0</u>	<u>47163.0</u>
	.80	2778.7	50659.9	<u>2790.0</u>	46261.0
	.70	2755.3	44683.6	<u>2787.6</u>	43284.0
	.60	2723.3	38313.1	<u>2759.4</u>	38326.5
	.50	2620.2	30871.2	<u>2634.3</u>	31877.6

平均値では 30 問中 9 問で GA/TS が優れており、他の問題では GA/SA の方が良い結果となった。ただし、 $n=20$ の問題では GA/TS の方が 6 問中 5 問で優れており、データ構造に何らかの傾向があることがうかがえる。

標準偏差では GA/TS が優れているのが 14 問、GA/SA の方が良いものが 16 問であった。標準偏差についてはどちらが優れているというよりも、確率的な探索を含む手法ではばらつきが生じることは避けられないことが確認できた。従って、1 回のみ計算結果では不向き

表2 実験結果 (標準偏差)

SD		GA/TS		GA/SA	
<i>n</i>	<i>Rc</i>	OFV	Cost	OFV	Cost
20	.95	<u>0.0</u>	1095.5	0.0	1848.2
	.90	<u>0.0</u>	<u>334.8</u>	0.0	992.7
	.80	<u>0.0</u>	<u>863.4</u>	0.0	894.0
	.70	7.7	704.5	<u>4.7</u>	601.6
	.60	<u>8.6</u>	333.7	19.5	224.5
	.50	<u>6.8</u>	68.2	39.9	378.6
22	.95	<u>0.0</u>	<u>621.7</u>	0.0	1859.6
	.90	0.0	1406.5	<u>0.0</u>	<u>997.6</u>
	.80	0.0	1324.8	<u>0.0</u>	<u>893.2</u>
	.70	4.8	960.3	<u>3.7</u>	552.6
	.60	9.8	599.5	<u>4.0</u>	191.0
	.50	<u>13.2</u>	331.2	28.8	153.5
24	.95	<u>0.0</u>	1216.2	<u>0.0</u>	<u>1081.9</u>
	.90	<u>0.0</u>	<u>720.3</u>	0.0	1854.8
	.80	<u>0.0</u>	<u>1343.3</u>	0.0	1718.4
	.70	9.3	225.4	<u>0.0</u>	990.8
	.60	<u>10.2</u>	381.1	13.4	215.4
	.50	<u>17.4</u>	302.8	30.6	151.7
26	.95	<u>0.0</u>	<u>421.5</u>	0.0	1495.2
	.90	<u>0.0</u>	<u>890.2</u>	0.0	1236.4
	.80	14.6	1122.3	<u>0.0</u>	939.7
	.70	6.2	450.7	<u>0.0</u>	1342.5
	.60	<u>3.8</u>	322.5	12.0	381.8
	.50	<u>12.0</u>	330.7	30.5	116.7
28	.95	0.0	1100.0	<u>0.0</u>	<u>690.0</u>
	.90	<u>0.0</u>	<u>731.5</u>	0.0	1408.1
	.80	5.9	596.9	<u>0.0</u>	1075.0
	.70	11.2	254.5	<u>4.8</u>	1025.0
	.60	11.2	461.4	<u>10.1</u>	332.2
	.50	79.5	2083.1	<u>60.8</u>	381.9

表3 実験結果 (最良値)

Best		GA/TS		GA/SA	
<i>n</i>	<i>Rc</i>	OFV	Cost	OFV	Cost
20	.95	<u>2202.0</u>	<u>33970.0</u>	2202.0	34520.0
	.90	2202.0	33970.0	<u>2202.0</u>	<u>33720.0</u>
	.80	<u>2202.0</u>	<u>34020.0</u>	2202.0	35380.0
	.70	2194.5	32345.0	<u>2202.0</u>	32820.0
	.60	<u>2157.3</u>	27573.0	2156.1	28011.0
	.50	<u>2070.4</u>	23704.0	2055.5	23555.0
22	.95	2099.0	36190.0	<u>2099.0</u>	<u>34865.0</u>
	.90	2099.0	35240.0	<u>2099.0</u>	<u>34040.0</u>
	.80	2099.0	36615.0	<u>2099.0</u>	<u>34990.0</u>
	.70	2099.0	35235.0	<u>2099.0</u>	<u>35015.0</u>
	.60	<u>2084.0</u>	<u>28690.0</u>	2084.0	29740.0
	.50	<u>2045.0</u>	<u>25125.0</u>	2007.0	24970.0
24	.95	2386.0	40235.0	<u>2386.0</u>	<u>39960.0</u>
	.90	2386.0	41410.0	<u>2386.0</u>	<u>37160.0</u>
	.80	2386.0	39970.0	<u>2386.0</u>	<u>34885.0</u>
	.70	2378.5	38885.0	<u>2386.0</u>	35660.0
	.60	2354.0	33165.0	<u>2377.0</u>	32920.0
	.50	2283.0	27830.0	<u>2293.0</u>	27380.0
26	.95	2709.0	46590.0	<u>2709.0</u>	<u>42490.0</u>
	.90	2709.0	46750.0	<u>2709.0</u>	<u>40240.0</u>
	.80	2709.0	46865.0	<u>2709.0</u>	<u>38840.0</u>
	.70	2681.5	40375.0	<u>2709.0</u>	36215.0
	.60	2643.0	34880.0	<u>2701.5</u>	34465.0
	.50	<u>2573.0</u>	28730.0	2562.0	29620.0
28	.95	2790.0	50525.0	<u>2790.0</u>	<u>48700.0</u>
	.90	2790.0	51375.0	<u>2790.0</u>	<u>44670.0</u>
	.80	2790.0	50050.0	<u>2790.0</u>	<u>44500.0</u>
	.70	2770.5	44505.0	<u>2790.0</u>	41985.0
	.60	2743.5	38415.0	<u>2769.3</u>	38143.0
	.50	2709.3	32093.0	<u>2720.5</u>	31205.0

で複数回試行が必要になることがわかる。

最良値の比較でも GA/SA の方が 30 問中 23 問で優れており、GA/TS ではその効果が発揮されていない。しかしながら最良値でも、 $n=20$ の問題では 6 問中 4 問で優れており、ここにも傾向がある。

これらの結果より、 $n=20$ の問題ではパラメータ設定によってより優れた解を見出せる可能性の存在が考えられる。

4.2 パラメータ検討

次にパラメータの検討を行った。前述のようにタブーサーチではタブーリスト長がパラメータの 1 つとして挙げられている。また本研究のように GA の内側で TS を実行する場合、内側の TS にどの程度の計算時間を与えるかのパラメータとなる。本研究では、総計算時間に対する TS1 回あたりの計算時間比 rt_y について検討を行った。先行研究で GA と SA のハイブリッド解法では、SA1 回あたりの計算時間比は $rt_y=0.01$ が良いという報告がなされている⁶⁾。GA/TS でもそれを踏襲したが優れた結果が得られなかった。そこで、 $rt_y=0.001, 0.005, 0.01, 0.05$ と変えてそれぞれ 5 回ずつ $n=20$ の例題を計算して比較した (表 4)。その結果 $rt_y=0.001$ の場合に、最良値では 6 問中 4 問で、平均値では 6 問中 5 問で最も優れた結果が得られており、GA/SA とは違っ

た傾向が観察された。このことから、GA/TS では rt_y を総計算時間の 1000 分の 1 としても探索効果には大きな変化がないと言える。これは SA が局所最適解に陥らないよう改悪も許容して探索を継続することで効果を発揮するのに対し、TS は一度探索したタブーを避けて未探索の解空間へ探索を進めることで効果を発揮することによる解釈できる。

次にパラメータとしてタブーリスト長を検討した。タブーリスト長 TL=5, 10, 15, 25, 35, 50 と変えてそれぞれ 5 回ずつ $n=20$ の例題 6 問を計算した結果を表 5 に示す。これによると最良値が最も優れているのが TL=5 の場合で 6 問中 3 問、平均値が最も優れているのが TL=5 と TL=50 の場合で 6 問中 2 問ということになった。

実験結果からは TL の値によって大きな違いはなく法則性も見出せなかった。TL を大きくすると記憶するタブーの要素が多くなることであり、近傍がタブーリストにあるかどうかをチェックする処理負荷も増えることになる。このことから大きな違いがないのであれば、タブーリスト長は小さい方が好ましい。従って、タブーリスト長によるロバスト性が高いならば TL=5 でも構わないということになる。

以上のパラメータ検討から、GA/TS においては TS1 回あたりの計算時間比は $rt_y=0.001$ 、タブーリスト長 TL=5 を推奨するという事になった。今回の検討は時

間の都合で $n=20$ の例題を用いて数値実験を行ったが、他の例題ではどのような結果が得られるのか、また GA/SA と比べてどのような違いがあるのかは今後の課題としたい。

5. おわりに

本論文では、施設再編計画のための遺伝的アルゴリズムとタブーサーチによるハイブリッドな計算法について数値実験を通じてパラメータ設定の検討を行った。実験した範囲内ではあるが、TS1 回あたりの計算時間比 $rt_y=0.001$ 、タブーリスト長 $TL=5$ の設定を推奨する結論を得た。ただし、先行研究で提案された GA/SA ハイブリッド法の方がより優れた結果を示す例題もあり、問題のデータ構造の特徴と解法の探索効果の関係を更に調べていく必要がある。施設再編計画においては、問題構造の特性に依存する部分と組み合わせ最適化としての一般性の部分をどのような枠組みで検討すべきか、さらに研究を深めることで明らかにできると考える。メタヒューリスティクスの技法は汎用性を目指して考案された面が強かったが、実装においては問題構造やデータ構造を考慮して細部についてはより実際的な研究が必要となる。これまでは GA に SA や TS を入れ子構造でハイブリッド化した解法を検討してきたが、他のハイブリッドの枠組みについても検討することも考えられる。

謝辞

本研究の一部は、情報科学研究所研究助成によるものである。

参考文献

- (1) 鈴木淳, 山本久志, “需要変動を考慮した設備再配置問題と進化的解法”, 日本設備管理学会誌, Vol.22, No.1, pp.21-27 (2010)
- (2) 鈴木淳, “コスト制約をもつ設備再配置問題のための遺伝的アルゴリズムによる解法の改良”, 日本設備管理学会誌, Vol.23, No.1, pp.9-14 (2011)
- (3) A. Suzuki, H. Yamamoto, “A Two-step Genetic Algorithm for solving Facility Rearrangement Problem”, Proceeding of 11th Asia Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference, ID92 (2010)
- (4) A. Suzuki, H. Yamamoto, “Solving Facility Rearrangement Problem Using a Genetic Algorithm and a Heuristic Local Search”, Industrial Engineering and Management Systems, Vol. 11, No. 2, pp. 169-174 (2012)
- (5) 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・システム部門大会講演論文集, GS11-4 (2012)
- (6) 鈴木淳, 山本久志: “ハイブリッド遺伝的アルゴリズムによる設備再編計画”, 平成 25 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, GS5-7 (2013)

表4 計算時間比 rt_y の比較

R_c	Value	$rt_y=0.001$		$rt_y=0.005$		$rt_y=0.010$		$rt_y=0.050$	
		OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost
.95	Best	<u>2202.0</u>	<u>33620.0</u>	2202.0	38070.0	2202.0	35620.0	2202.0	36070.0
	Mean	<u>2202.0</u>	<u>34364.0</u>	2202.0	38908.0	2202.0	36854.0	2202.0	36783.0
	SD	0.0	797.5	<u>0.0</u>	<u>613.6</u>	0.0	1078.5	0.0	786.9
.90	Best	<u>2202.0</u>	<u>33820.0</u>	2202.0	36780.0	2202.0	36050.0	2202.0	34720.0
	Mean	<u>2202.0</u>	<u>34615.0</u>	2202.0	38146.0	2202.0	36710.0	2202.0	36022.0
	SD	<u>0.0</u>	<u>815.2</u>	0.0	1084.7	0.0	1042.5	0.0	923.9
.80	Best	<u>2202.0</u>	<u>34980.0</u>	2202.0	36565.0	2202.0	35230.0	2202.0	35555.0
	Mean	<u>2202.0</u>	<u>35713.0</u>	2198.7	36722.0	2200.5	36105.0	2202.0	36041.0
	SD	0.0	716.8	4.5	955.8	3.4	1578.9	<u>0.0</u>	<u>351.3</u>
.70	Best	2190.0	32400.0	2170.5	32605.0	<u>2190.0</u>	<u>32000.0</u>	2184.5	32905.0
	Mean	<u>2179.7</u>	32275.7	2159.9	32455.0	2177.1	32440.7	2172.5	32696.8
	SD	<u>7.2</u>	820.3	9.2	328.1	8.9	488.7	7.8	792.3
.60	Best	<u>2158.5</u>	27585.0	2135.3	27803.0	2141.6	28371.0	2152.8	27978.0
	Mean	<u>2147.7</u>	28086.8	2114.2	27657.2	2127.4	27690.2	2133.9	28116.3
	SD	13.5	328.0	17.5	890.6	12.0	903.4	<u>11.5</u>	199.9
.50	Best	2070.4	23704.0	2035.4	23354.0	<u>2070.9</u>	<u>23709.0</u>	<u>2070.9</u>	<u>23709.0</u>
	Mean	2058.0	23580.2	1981.2	22981.6	2024.3	23513.2	<u>2065.6</u>	23655.8
	SD	18.6	185.9	38.4	668.6	33.6	207.2	<u>10.2</u>	101.9

表5 タブーリスト長 TL の比較

Rc	No.	TL=5		TL=10		TL=15		TL=25		TL=35		TL=50	
		OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost	OFV	Cost
0.95	Best	2202.0	33820.0	2202.0	33620.0	2202.0	34820.0	2202.0	33970.0	<u>2202.0</u>	<u>32920.0</u>	2202.0	33970.0
	Mean	2202.0	35590.0	<u>2202.0</u>	<u>34364.0</u>	2202.0	35030.0	2202.0	35185.0	2202.0	34510.0	2202.0	35722.0
	SD	0.0	1069.7	0.0	713.3	<u>0.0</u>	<u>174.4</u>	0.0	829.7	0.0	983.1	0.0	1095.5
0.9	Best	2202.0	33820.0	2202.0	33820.0	2202.0	33520.0	2202.0	32920.0	2202.0	34195.0	2202.0	33970.0
	Mean	2202.0	34707.0	2202.0	34615.0	2202.0	34720.0	2202.0	34559.0	2202.0	35106.0	<u>2202.0</u>	<u>34515.0</u>
	SD	0.0	750.9	0.0	729.1	0.0	757.0	0.0	1010.0	0.0	515.3	<u>0.0</u>	<u>334.8</u>
0.8	Best	<u>2202.0</u>	<u>33470.0</u>	2202.0	34980.0	2202.0	34770.0	2202.0	34320.0	2202.0	33970.0	2202.0	34020.0
	Mean	<u>2202.0</u>	<u>34035.0</u>	2202.0	35713.0	2202.0	35492.0	2202.0	34921.0	2202.0	35570.0	2202.0	35532.0
	SD	0.0	644.9	<u>0.0</u>	<u>641.1</u>	0.0	621.1	0.0	625.7	0.0	844.3	0.0	863.4
0.7	Best	<u>2202.0</u>	32520.0	2190.0	32400.0	2194.5	32845.0	2194.5	32445.0	2194.5	32695.0	2194.5	32345.0
	Mean	<u>2188.8</u>	31850.0	2179.7	32275.7	2187.7	32330.6	2183.1	32192.0	2183.9	32746.0	2186.5	32346.2
	SD	7.2	1058.7	6.4	733.7	<u>5.0</u>	529.3	6.0	1064.2	8.3	314.2	7.7	704.5
0.6	Best	2164.8	27648.0	2158.5	27585.0	2164.8	27648.0	2154.8	27548.0	<u>2169.3</u>	28143.0	2157.3	27573.0
	Mean	2151.2	28101.6	2147.7	28086.8	<u>2157.8</u>	27577.8	2147.7	27886.6	2151.9	28269.4	2144.3	28173.0
	SD	8.1	420.2	12.1	293.4	<u>4.8</u>	47.8	7.6	332.1	9.5	169.2	8.6	333.7
0.5	Best	<u>2070.4</u>	<u>23704.0</u>	<u>2070.4</u>	<u>23704.0</u>	2069.4	23694.0	2070.3	23703.0	2070.9	23709.0	<u>2070.4</u>	<u>23704.0</u>
	Mean	2050.9	23649.4	2058.0	23580.2	2060.7	23606.6	2060.2	23602.4	2049.1	23491.2	<u>2066.1</u>	23661.0
	SD	29.1	85.9	16.6	166.3	17.3	172.8	17.1	171.0	20.1	200.8	<u>6.8</u>	68.2

OFV: objective function value, TL: tabu list length, SD: standard deviation

(2014年9月30日受付)

(2014年12月3日採録)