レイアウト設計のためのメタ戦略によるハイブリッド技法*

白井 裕^{*1}, 松本直文^{*2}

A Hybrid Method for Block Layout Design based on Metaheuristics

Yutaka SHIRAI and Naofumi MATSUMOTO

The problem with 2D facility layout planning can be described as follows. Each placement unit is a rectangular block having various shapes and the purpose is to place all the blocks without any overlap, and to meet the given requirements for flows or closeness ratings between blocks as well as possible. This paper deals with applications of the genetic algorithm (GA) and the simulated annealing algorithm (SA) to such a combinatorial optimization problem. We clarify the effectiveness of new techniques for applying the GA or SA and the effects of some parameters on GA or SA performance, based on numerical experiments. These results let us determine the parameter tuning of the GA or SA. Then, we propose a new hybrid method combining the advantage of the GA for global searches and the advantage of the SA for local searches. After tuning major parameters of the method sufficiently, we compare the performances of the three methods proposed here. It is shown that the hybrid method has the best performance.

Key Words: Layout Planning, Production Engineering, CAD, Genetic Algorithm, Simulated Annealing, Hybrid Method

1. 緒言

ブロック・レイアウト問題は、生産工程やプラント等の設備や職場を異サイズ異形状の矩形ブロックとみなし、各ブロック間の近接度や物流量の要求に関する目的関数を最小にするように、各ブロックを重なりなく配置する、組合せ最適化問題の一つである。この問題の解決は、種々のシステムにおいて生産性や利便性を高めるために重要である。この問題に対し、種々の解法が提案されている^{(1)~(5)}が、解の最適性と計算時間の両面からみて決定的な手法はない。この問題はNP困難性が指摘される⁽⁶⁾。すなわち、決定的な(運や当て推量によらない)方法では多項式計算時間で解けず、ほとんど手に負えない問題と考えられている。このために、最近では近似解法(メタ戦略解法)の適用が注目されている^{(3)~(5)(7)}。

本論文では、まず、この問題に対して、メタ戦略の中より遺伝的アルゴリズム(GA)とシミュレーテッド・アニーリング(SA)を取上げ、諸工夫を加えた改良GA解法と改良SA解法の提案を行う。それぞれ

の単独解法の性能限界の把握を目的として、数値実験を行い、各種パラメータのチューニングと新しい工夫の効果を検討するとともに、両者の性能の比較検討を行う。性能の評価基準として、解の最適性を示す目的関数と計算量(計算時間)を考慮している。

従来のGAやSAは、決定変数を離散量として扱う問題への適用にほぼ限定されていた。ここでは、両解法において、決定変数を連続量として扱う、新しい解のコード表現法を提案する。両解法において、解候補の摂動へのミラー交換の導入が性能に与える有効性を明らかにしている。また、改良SA解法では、内部ループのエポック回数を1として、SAのパラメータ数を低減することを考えており、さらに初期の温度(制御パラメータ)の簡便な新設定法を提案する。数値実験によりこれらの妥当性を示す。

次に、GA解法の大局的探索能力とSA解法の局所的探索能力の両長所に着目した、GAとSAの新ハイブリッド解法を提案する。この解法は、第1段階で上記の改良GA解法を実行し、第2段階で第1段階の最良個体を初期解として、上記の改良SA解法を実行するものである。この解法の重要なパラメータは、GAの最大世代数とSAの初期温度である。ここでは、これらのパラメータの十分なチューニングの後に、実験

* 原稿受付 1996年10月18日。

*¹ 准員, 足利工業大学大学院(〒326 足利市大前町268-1)。*² 正員, 足利工業大学工学部。

的に解法の妥当性を示している。最後に、以上の三解法の総合的性能評価を行い、ハイブリッド解法が先の二解法に比べて最良の性能を示すことを明らかにする。

なお、本論文では、研究の第1段階として、配置領域に関する制約は考えない。

2. 問題の定式化

n 個の異サイズ異形状の矩形ブロックに対し、各ブロック間に近接度もしくは物流量の要求が与えられたときに、ブロック間に重なりがなく、かつ近接度もしくは物流量を重みとした重み付き距離の総和を最小とする配置問題は、次のように定式化できる。

$$\min. f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} d_{ij} \quad (i \neq j) \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{s.t. } X_{oij} = (h_i + h_j)/2 - |x_i - x_j|$$

$$Y_{oij} = (v_i + v_j)/2 - |y_i - y_j|$$

$$X_{oij} \leq 0 \text{ and } Y_{oij} \leq 0$$

ここで、 n はブロック数、 c_{ij} はブロック i から j への近接度または物流量、 d_{ij} はブロック i と j の重心間のユークリッド距離である。 x_i, y_i は、ブロック i の重心の x, y 座標、 h_i, v_i は、ブロック i の横、縦方向の寸法である。決定変数は、 x_i と y_i である。

3. 解 法

3.1 問題に特有のヒューリスティック 2章で定義した問題は二次割当て問題⁽⁸⁾⁽⁹⁾ではなく、決定変数は連続量である。よって、GA や SA を適用する際に、この問題特有のヒューリスティックが必要となる。

(1) 連続探索空間のコーディング法 GA や SA 解法を適用するにあたり、どのように解候補を表現するかが、重要なポイントである。本研究では、解候補の表現(コーディング)法として、逆ポーランド記法を用いた二次元の離散的配置順序を記述するコーディング法⁽³⁾ではなく、ブロックの重心座標(連続量)と向きを示すリストで記述する方法をとる。2章の記号を用いて、解候補を次のように表現した。

$$\{(x_1, y_1, h_1, v_1)(x_2, y_2, h_2, v_2) \dots \\ \dots (x_i, y_i, h_i, v_i) \dots (x_n, y_n, h_n, v_n)\}$$

このコーディング法を採用する理由は、ブロックのサイズが異なることおよびブロックの向きの変更に注目するためである。このコーディング法では、近傍解を生成するときにブロック間の重なりとすきまの除去の過程が必要となる。一方、座標値を連続量として扱うため、上記の離散的配置順序を記述する方法⁽³⁾よ

りも、デッドスペースがでにくいと考えられる。

(2) 重なり除去過程 以下に解の摂動の後で必要な重なり除去の手続きを示す。

第 i ブロックについて第 j ブロック ($j \neq i$) との重なり判定と第 j ブロックの移動を行う。この j の移動方向は、 i と j 間の重なり除去のための最小移動距離の方向にとる。 i が他のブロックと重ならないときは、 i を1増して同様の処理を繰返す。 i がある j と重なるときは、 j との重なり除去の後で j を1に戻し、同様の処理を繰返す。 i に対し同じ相手が同一パターンの移動を繰返すのを防ぐために j の最後の移動とは逆の方向への移動を禁止し、次善の移動方向を採用する。 i に対し所定の回数これらの処理を行った後、なお重なりが残るときには、 i の位置を任意のものと交換してから、再度この手続きを行う。

(3) すきま除去過程 配置されているブロック群の min-max 座標値に関する中心を求め、まず中心に向けて各ブロックを x 方向に移動する。次に中心に向けて各ブロックを y 方向に移動し、すきまを除去する。これは、解候補のデッドスペースの減少に寄与する。

(4) ミラー交換 ブロックの配置空間上に、ランダムに長方形領域を決め、その領域の中心に関する点対称の位置に、領域内のブロックを移動する。これを適切な時期に行うことにより、一対交換では得られない、大幅な解の変更が期待できる。

3.2 改良 GA 解法 GA は、選択、交差、突然変異と呼ばれる三つの遺伝的操作を繰返して、環境に適応する解を見出す。

以下のアルゴリズムは、突然変異にミラー交換を加え、さらに、上記の重なり除去およびすきま除去過程を加えたものである。連続量による解候補のコーディング法を用いる点が解法として新しい。

[step 0] pop_size (集団サイズ)、 l_chrom (染色体の長さ)、 max_gen (最大世代数)、 p_cross (交差確率)、 $p_mutation$ (突然変異率)の設定。

[step 1] 初期集団を生成：ランダムにブロックを配置し、重なりとすきま除去を行い、個体 A_i を生成 ($i=1, 2, \dots, pop_size$)。世代数 $gen=0$ 。

[step 2] 目的関数の算出：

[step 2.1] 各個体 A_i の目的関数値(適応度) f_i を計算する ($i=1, 2, \dots, pop_size$)。

[step 2.2] もし、 $gen=max_gen$ ならば、終了。さもなければ、step 3 へ。

[step 3] 選択(ルーレット・モデル): 適応度のよい個体を次の確率 P_i で選択し, 一対の親とする.

$$P_i = \frac{1}{f_i} / \sum_{j=1}^{pop_size} \frac{1}{f_j} \quad (i=1, 2, \dots, pop_size)$$

……………(2)

[step 4] 交差: 一様乱数が交差確率より小さいとき, 一対の親の交差により一対の子を生成する.

[step 5] 突然変異: 一様乱数が突然変異率より小さいとき, ブロックの交換, 90°回転またはミラー交換のいずれかを 1/3 の確率で施す.

[step 6] 重なり除去: 3・1 節(2)参照.

[step 7] すきま除去: 3・1 節(3)参照.

[step 8] 次世代の集団が生成できたら, エリート保存を行い, $gen = gen + 1$ として, step 2 へ. step 4 の交差は, 配置空間上のランダムな部分空間に関して行う.

3・3 改良 SA 解法 一般の SA 解法では, $t_{i+1} = \alpha \cdot t_i$ のような法則で温度 t を微小ステップずつ低下させ, 各温度 t_i で有限回 L のマルコフチェーンを作成する. これは, 無限マルコフチェーンに対する近似である. これにより準平衡が成立つと仮定する⁽¹⁰⁾. 一般の SA 解法では, 冷却パラメータ α と各温度でのエポック数 L のパラメータ設定が必要となる.

ここで提案する改良 SA 解法は, 一般の SA で内部ループのない ($L=1$ とした) ケースに相当する. 他の研究でよく用いられる $L=100$, $\alpha=0.9$ の場合は, 計算回数とともに段階的に温度が低下するのに対し, $L=1$, $\alpha=0.999$ とした場合は, 漸近的に上記の場合と同じ度合いで, 滑らかに温度低下する. 4 章のものと同一例題について, 他のパラメータを同一にして, 両者の性能比較実験を行った結果を表 1 に示す. 表 1 中の $\bar{f}$ は, 後述の式(8)の定義による. 試行は 10 回ずつ行い, その平均値と最小値を示す. 表 1 より改良 SA 解法が性能上優ることが確認できる. このことは, 本解法の冷却方法でも, 準平衡の仮定が成立つことを

示唆している. よって, ここでは, 内部ループのない, 以下の改良 SA アルゴリズムを採用する. この改良は, パラメータ数を一つ減少できる利点がある.

[step 0] 初期温度 t_0 , 終了温度 t_f , 冷却パラメータ α , およびブロック回転の採用確率 p_r の設定.

[step 1] ランダムにブロックを配置し, 重なり除去とすきま除去を行い, 初期配置 x とする.
 $t = t_0$.

[step 2] $t = t_f$ ならば, 配置と $f(x)$ を出力して終了.

[step 3] x に摂動(perturb)を与える.

[step 4] 重なり除去: 3・1 節(2)参照.

[step 5] すきま除去: 3・1 節(3)参照.

[step 6] 新しい配置 x' と x の目的関数値の差

$$\Delta f = f(x') - f(x) \text{ を計算する.}$$

[step 7] もし, $f(x') \leq f(x)$ ならば, $x = x'$.

さもなければ,

$$\exp(-\Delta f/t) > \text{random}[0, 1] \text{ ならば, } x = x'.$$

[step 8] 温度を $t = \alpha \cdot t$ として更新し, step 2 へ.

step 3 の解の摂動方法は, 4・2 節(1)で述べる.

3・4 ハイブリッド解法の考え方 GA は, 多数の初期状態からの解探索のため, 状態空間の広い範囲を効率的に探索できるが, 局所探索能力は高くない. また, 解候補の集合を操作するため, 計算時間は SA より長くなる欠点がある. SA は, 比較的良質な解が得やすく, 計算時間は速いが, 一つの初期状態から始めるので状態空間中の広い範囲の探索は難しく, 初期解の影響を受けて, 局所解に陥りやすい欠点をもつ.

以上より, 両解法の利点を活かし欠点をカバーするハイブリッド技法のアイデアが生まれる. GA を基本としたハイブリッド法は, 大別して次の二つの方法が考えられている⁽¹¹⁾.

(a) 初期段階を GA で探索し, 途中からヒューリスティック・アルゴリズムに切り替える.

(b) 局所解をヒューリスティックで求め, 局所解の集合に対して, GA を適用する.

本論文の新ハイブリッド解法は, (a) に対応する. これは, 第 1 段階で GA により大局的な探索を行い, 第 2 段階では, 第 1 段階で得た GA による最良解を SA の初期解とし, SA により局所探索を行う. (b) は, 解の集合に対してヒューリスティック, 例えば SA を適用するため, 一般には計算コストが多くなる.

第 1 段階の GA ステップで大きな世代数を設定し, 最適解を完全に追求しても, そのステップの後半では解の改善に要する計算コストが急激に高くなるので,

Table 1 A comparison of original SA and improved SA performance (problem of 10 blocks)

	$\bar{f}_{mean}$	$\bar{f}_{min}$	parameters
Original SA	0.8469	0.8329	$\alpha=0.9$, $L=100$
Improved SA	0.8342	0.8149	$\alpha=0.999$

$$t_0=0.1949 \text{ (3000)}, t_f=0.0001$$

ある程度の世代数で探索を打ち切ることを考える。第2段階のSAステップでは、単独のSA解法よりも最適解に近い解からスタートできる確率が高いので、高い初期温度で初期の改悪許容確率を高め、広い空間の探索を行う必要がない。よって、相当低い初期温度を設定できる。以上は、いずれも計算時間の短縮に効果があるものと期待できる。

3.5 ハイブリッド解法のアルゴリズム 本論文で提案するGA+SAハイブリッド解法のアルゴリズムは、次に示すとおり単純なものである。解のコーディング法は、3.1節で述べたとおり、ブロックの重心座標(連続値)と向きを直接用いる方法をとる。

[Step H1] 改良GA解法(3.2節)を実行する。

[Step H2] Step H1の最良解を初期解として、改良SA解法(3.3節)を実行する。

改良GA解法のパラメータには、集団サイズ、最大世代数、交差確率、突然変異率があるが、本解法では、前述のように最大世代数のチューニングが重要である。改良SA解法のパラメータには、初期温度、終了温度、冷却パラメータと突然変異的なブロックの90°回転の確率がある。初期温度を単独の改良SA解法と同様に設定すると最適解のある谷から飛び出す確率が高くなる。よって、本解法では、GAの最大世代数とともに、SAの初期温度のチューニングが重要である。

4. 数値実験と解法の評価

ここでは、ブロック数10, 13および27の問題[文献(5)の供試問題と同じ]に対して、各解法でそれぞれ解の摂動方法やパラメータのできるだけ最適な設定を実験的に追及した上で、三解法の性能比較を試みる。矩形ブロックの寸法は、文献中の面積データをもとに設定した。ブロック数10と27の問題は、 c_{ij} の値に比較的ばらつきが少なく、対称行列のケースであり、ブロック数13の問題は、 c_{ij} に比較的ばらつきが大きい、非対称行列のケースである。

性能の評価基準は、解の最適性(目的関数値 f)と計算量(f の計算回数、または時間)である。試行は、三解法ともにそれぞれの設定で、初期配置をランダムに変えて10回繰返した。実験は、C言語を使用して、PC(CPU: 486DX4, 100 MHz)上で行った。

4.1 改良GA解法の性能に及ぼすパラメータの影響 GAでの計算量は、同じ繰返し回数(世代数)でもパラメータ値により異なるので、パラメータ・チューニングや解法間の性能の公平な比較のためには、注意を要する。そこで、GA解法の計算回数の指標として、試行ごとの f の総計算回数を max_gen と pop_size

で割った、一つの個体で一世代あたりの比率

$$r_c = f \text{ の総計算回数} / (max_gen \cdot pop_size) \quad \dots\dots\dots (3)$$

を用いる。目的関数値は、全試行の中で最良の目的関数値で割った比率 f/f_{min} で示す。

交差確率、突然変異率、集団サイズが性能に及ぼす影響を調べた結果、それぞれ最適な値の存在することを確認した。図1には、ブロック数13の問題について、すきま除去とミラー交換の有無による性能への影響を示す。この結果より、すきま除去およびミラー交換を入れると、それぞれ f は向上する。このときの計算回数 r_c は交差確率(0.6)に突然変異率を加味した値になる。

すきま除去とミラー交換なしの場合は、交差確率=0.6, 突然変異率=0.2で f は最良となり、全般に解のばらつきは大きい。一方、すきま除去とミラー交換ありの場合は、パラメータのどのような組合せでも f は向上し、解のばらつきは減少する。このときパラメータに対する f の感度は激減するので、パラメータの設定にある程度の幅が許される。ブロック数10, 27の問題についても同様なことがいえる。本論文では、以上の実験より交差確率=0.4, 突然変異率=0.2を採用

(a) r_c vs. probability of mutation

(b) fitness vs. probability of mutation

Fig. 1 Effects of gap-removing and mirroring interchange process on GA performance (problem of 13 blocks)

する。

すきま除去およびミラー交換は、個体間の多様性の増加に寄与するので、解のばらつきを減じ、解の最適性の向上に有効であり、各パラメータ変動の影響を激減する効果がある。

集団サイズが性能に及ぼす影響についても、同じ3問題について集団サイズを10, 30, 50に変更して実験した結果、この値の増加とともに f の値は向上するが、30以上ではほぼ頭打ちとなることがわかった。したがって、対象の問題での集団サイズは、計算時間と解の最適性からみて30程度が最良である。GA解法の打ち切り条件の検討は、今後の課題である。ここでは、最大世代数はブロック数10と13の問題では1000, 27の問題では3000と大きめの値に設定するにとどめた。

4.2 改良SA解法の性能に及ぼすパラメータの影響 最良の摂動方法の設定、初期温度並びに冷却パラメータを実験的に探った。

(1) 解候補の最良な摂動法 SA解法のstep 3の摂動プロセスは、一対ブロックの交換、ミラー交換およびブロックの90°回転の組合せを変えて実験を行い、最良な摂動法を探った。その結果、最良の摂動法は、摂動ごとに1/2の確率で一対ブロック交換またはミラー交換を施し、さらに突然変異的に確率 P_r で90°回転を行うものであった。90°回転の確率は0.01程度がよいことを実験で確認した。ここではこの摂動法を採用する。

(2) 初期温度の設定 初期温度の設定法には、Aartsらの方法⁽¹⁰⁾とConnollyの方法⁽⁹⁾が知られている。

Aartsらの方法では、初期温度は、

$$t_0 = \Delta f_{\text{mean}}^{(+)} \left[\ln \left(\frac{m_2}{m_2 \chi_0 - (1 - \chi_0) m_1} \right) \right]^{-1} \quad \dots\dots (4)$$

により決定される。ここで、 χ_0 は初期段階における解

の変更率、 m_1 はコスト低下のPerturb回数、また m_2 はコスト増加のPerturb回数である。 $\Delta f_{\text{mean}}^{(+)}$ は、予備実験におけるコスト増($\Delta f > 0$)のケースの平均値である。この方法では、予備実験として問題ごとに M 回(例えば、 $M=100$)のランダムな摂動を行う。

Connollyの方法では、初期温度(t_0)と終了温度(t_r)を設定するため、 M 回の予備実験を行い、解が増加するケースのうちより Δf_{min} と Δf_{max} を求めておき、次の式で初期温度と終了温度を設定する。

$$t_0 = \Delta f_{\text{min}} + (\Delta f_{\text{max}} - \Delta f_{\text{min}}) / 10 \quad \dots\dots (5)$$

$$t_r = \Delta f_{\text{min}} \quad \dots\dots (6)$$

ただし、

$$M = n(n-1)/4 \quad \dots\dots (7)$$

本研究で提案する初期温度の新しい設定法では、式(1)の目的関数を次のように正規化する。

$$\bar{f} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} d_{ij}}{n(n-1) c_{\text{mean}} d_{\text{mean}}} \quad \dots\dots (8)$$

ここで、

$$c_{\text{mean}} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij}}{n(n-1)}, \quad d_{\text{mean}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n h_i v_i}}{2} \quad \dots\dots (9)$$

正規化の目的は、与えられた c_{ij} や部品のサイズによらず、初期温度を同等のオーダーにすることである。

この正規化した目的関数をSAアルゴリズムで使用する、Step 7の改悪許容確率 $\exp(-\Delta f/t)$ から、温度 t も正規化される。これにより、適切な初期温度 t_0 のオーダーも、問題に依存せずほぼ一定になり、予備的試行を行うことなく、初期温度を概略的に決定できるものと考えられる。

各問題ごとに従来の二方法で算出した初期温度値を比較して、表2に示す。それぞれ M 回のランダムな解の摂動より求めた。かっこ内は正規化したときの初期温度である。表2より、正規化しない f を用いると、従来の二方法による初期温度 t_0 のオーダーは問題ご

Table 2 Examples of setting initial temperature of SA

Problem size n	Aarts's method ($\chi_0=0.6$) [A]	Connolly's method	
		[B ₁]	[B ₂]
10	490 (0.032)	469 (0.030)	366 (0.024)
13	30600 (0.032)	35830 (0.038)	26707 (0.028)
27	861 (0.019)	730 (0.016)	991 (0.021)
M	100	100	eq. (7)

Fig. 2 Effect of initial temperature (problem of 27 blocks)

Table 3 Effects of maximum number of generations and initial temperature on fitness value (f_{mean})

$\max_gen \backslash t_0$	10 blocks			13 blocks			$\max_gen \backslash t_0$	27 blocks		
	0.0022	0.0216	0.0649	0.0022	0.0216	0.0649		0.0022	0.0216	0.0649
300	1.005	0.999	1.003	0.985	<u>0.981</u>	0.986	1000	0.978	0.981	0.963
500	1.003	1.008	1.005	0.988	0.986	0.989	1500	0.960	<u>0.943</u>	0.984
1000	0.997	<u>0.995</u>	0.998	0.994	<u>0.982</u>	<u>0.979</u>	3000	0.966	0.961	0.980

Fig. 3 Effect of cooling parameter (problem of 27 blocks)

とに異なるが、目的関数の正規化により、 t_0 の値は問題によらず0.02~0.04の間に収まることがわかる。図2には、正規化した $\bar{f}$ に与える初期温度の影響を問題27について示す。これにより、低い t_0 と高い t_0 の間に適切な t_0 が存在すること、並びに、最小値付近の曲線形が非常にフラットとなることがわかる。図2中のAは、 $M=100$ としてAartsの方法により算出した t_0 、 B_1 は $M=100$ 、 B_2 は式(7)の M を用いたConnollyの方法による t_0 を示す。正規化した $\bar{f}$ によれば、問題に依存せず、初期温度を従来の二方法で得られる0.02~0.04程度もしくは、少し大きな値に設定したときに最良解を得ることが実験により確認できた。ブロック数10と13の問題についても、全く同様の結論を得た。本実験より、Aartsらの方法やConnollyの方法による初期温度の設定は、ある程度の目安となることが再確認された。

本論文で提案する、新しい初期温度の設定法をまとめると、問題に応じて適切に f を正規化すること、並びに問題によらず、 t_0 を0.02~0.04程度もしくは少し大きな値(0.05~0.1程度が推奨される)に設定することとなる。これにより、AartsらやConnollyの方法で必要な予備実験が不要となり、パラメータ・チューニングの手間が大幅に軽減できる。なお、本設定法は巡回セールスマン問題でも成立つことを確認した。

(3) 冷却パラメータの設定 図3には、冷却パラメータ α を変えて、計算量を10倍ずつ増したときの性能変化を示す。 α が小さい場合、すなわち温度を急に下げた場合と比較して、温度をゆっくり下げるほど、 f は平均値と最良値ともに向上する。 α が1に近いほど、解は平均的に改善されるが、その改善率は頭打ちとなるので、適切な値がある。 α が0.999と0.9999の場合を比較すると、目的関数の平均値および最小値ともに差が少ない。一方、両者の計算量は10倍違うので、解の最適性と計算時間の両面から見て、 α は0.999程度に設定すればよいことがわかる。

(4) 終了温度の設定(終了条件) 本研究では、終了温度は正規化温度に換算して各問題とも 2.2×10^{-9} 、またはこれ以下の低めの一定値に設定して実験した。SAの打ち切り方法を含めて、この値のチューニングは、今後の課題である。

4.3 GA+SAハイブリッド解法のパラメータ設定

GAとSAに対する諸パラメータは、4.1節と4.2節でチューニングした値を使用した。すなわち、GAの集団サイズは30、最大世代数はブロック数10と13の問題では1000を上限として、500、300の3種類に変更した。ブロック数27の問題では3000、1500、1000の3種類とした。交差確率は0.4、突然変異率は0.2とした。SAの α は0.999、回転確率は0.01とした。各問題に対し、初期温度の設定は、正規化した値0.065を上限として、0.022、0.0022などに変更した。併せて、最大世代数と初期温度の最良の組合せを概略的に探索した。

表3は、ブロック数10、13および27の問題について、世代数と初期温度の目的関数への影響を示す。表3中の値は、改良GA解法に対する本解法の平均値の比である。表中のアンダラインは最良値を示す。これより、最大世代数と初期温度に適切な値があることがわかる。ブロック数10の問題では、 f の改善率が低いので明確ではないが、13の問題では、世代数は300、初期温度はSA解法の設定値の1/2程度で最良解と同等のものが得られる。27の問題では、世代数をGA

Table 4 Comparison of performances for the three methods

n	G A		S A ($\alpha=0.99$)		S A ($\alpha=0.999$)		S A ($\alpha=0.9999$)		G A+S A Hybrid Method	
	f_{mean}	CPU time	f_{mean}	CPU time	f_{mean}	CPU time	f_{mean}	CPU time	f_{mean}	CPU time
10	1.0	56 sec	1.049	3	1.007	33	0.998	336	0.995	84
13	1.0	96	1.008	6	0.993	62	0.971	617	0.979	154
27	1.0	1326	1.051	38	0.954	348	0.943	3362	0.943	995

Fig. 4 An example of solution evolution for the hybrid method (problem of 10 blocks)

解法の半分に、初期温度を SA 解法の 1/3 にできる。これは、GA により得た最適に近い解を用いて、単独の改良 SA 解法よりも低い初期温度の設定値で SA を実行することにより、最適解のある谷から飛び出すことなく解が改善されることを示している。

表 3 中の値は問題サイズ n が増すほど、第 2 段階の SA の効果は大きく、ハイブリッド解法が機能することを示す。 n が大きいほど全計算時間に占める GA の割合が激増するので、世代数の低減は、計算時間の低減に効果的である。一方、初期温度の低減は f の改善のために必要である。

本解法のパラメータ設定法をまとめると、(1)世代数は単独の GA 解法の 1/2~1/3 程度、(2)初期温度は単独の SA 解法の設定値の 1/3 程度が適切である。

4.4 三解法の性能評価 表 4 には、ブロック数 10, 13 および 27 の問題について、GA, SA および GA+SA ハイブリッド解法の性能比較を示す。前と同様に各ケースの数値は、10 回の試行の平均値を示す。 f_{mean} の値は、GA の値を 1 とした比率である。

表 4 に示すように、SA の α が 0.99 のときは、GA の f_{mean} の値より悪いことがわかる。 α が 0.999 のときは、計算時間は GA の 1/2~数分の 1 ですみ、 f_{mean} も同程度か、それ以上によくなっている。 α を 0.9999 に増すと、 f_{mean} の値は、さらに向上するが、計算時間は GA の数倍を要することがわかる。 SA による性能

Fig. 5 Best solutions for the example problems

向上の度合いは、 n とともに増す。

以上より、ブロック・レイアウト問題に対しては、改良 GA 解法よりも改良 SA 解法のほうが、解の最適性と計算量の両面で優れていると言える。これは、SA のほうが GA よりも局所的探索能力に優れている、一般的評価と合致している。

次に、本ハイブリッド解法は、改良 SA 解法の α が 0.999 のときに比べると、2~3 倍の計算時間を必要とするが、 f_{mean} の値は約 1% 向上することがわかる。改

良 SA 解法の α が 0.9999 のときと比べると、本解法は計算時間が約 1/4 ですむ上、 f_{mean} も同等または若干向上する(約 1/4 の時間で単独の SA 解法の最高性能と同じにできる)。また本解法は、改良 GA 解法とほぼ同等の計算時間で、 f_{mean} 値の数%の向上をもたらす。

図 4 には、ハイブリッド解法における解の進化のようすを示す。ブロック数 10 の問題で世代数 500 と初期温度 0.0065 の一例である。この図では、問題サイズが小さいために、GA の中間以降はブロックの配置順序の一部に変更があるだけだが、連続探索空間のコーディング法を採用した効果により、次第にデッドスペースが減少して f が改善されるようすが認められる。

図 5 に本実験で得られたブロック数 10, 13 および 27 の問題の最良解を示す。解の最適性については、連続探索空間のコーディング法を用いたために、得られた最良解の形状は、コンパクトでデッドスペースのない矩形に近いものとなる。また、近接度のランクの大きいものは数多く隣接していることが確認でき、得られた解候補が、高い最適性を有することがわかった。ブロック数 10 では改良 GA 解法、ブロック数 13 と 27 では、ハイブリッド解法で最良解を得ている。

ブロック数 10 および 27 の問題の最良解は、著者の一人による力学的モデルに基づく手法の結果⁽¹⁾と比較して、解の最適性の面で非常に優れている。

5. 結 言

ブロック・レイアウト問題に対し、改良 GA 解法、改良 SA 解法並びに両者の長所を併せもつハイブリッド解法を提案し、数値実験により以下の点を明らかにした。

決定変数を連続量として扱う、新しい解のコーディング法の効果を確認した。従来の GA や SA 解法は、離散量を決定変数として扱う場合に適用範囲がほぼ限定されていたが、ここで採用したコーディングの考え方は、メタ戦略解法の適用の幅をさらに広げる意味で重要と考える。

ミラー交換の導入により、GA では個体の多様性が増加し、解の大幅な改善(f_{mean} と f_{min} の向上、ばらつきの減少)を得た。また、SA でも配置に大きな変更を

もたらし、解の有効な摂動方法であることがわかった。ブロック間のすきま除去のプロセスは、GA と SA の両解法に対し、解の改善のために有効である。

本論文で提案した、新しい初期温度の設定法では、 f を適切に正規化することにより、問題によらず初期温度を 0.05~0.1 程度に一定値に設定することが、推奨される。これにより、初期温度を設定するための予備実験が不要となり、パラメータ・チューニングの手間が大幅に軽減できる。

ハイブリッド解法の重要なパラメータは、GA の最大世代数と SA の初期温度であり、実験によりこれらのチューニングのための指針を与えた。この解法は、解の最適性と計算時間の両面で、最良の性能を示し、2 位が改良 SA 解法であり、改良 GA 解法が最も劣る。また、この解法では改良 SA 解法と同等の目的関数値を得るのに、SA の 1/4 程度の計算時間ですむことがわかった。本解法は、問題のサイズが大きいほど効果を発揮する。

文 献

- (1) Matsumoto, N., Facility layout procedure with two phases based on physical model and quad-tree, *JSME Int. J.*, Ser. C, **37-2** (1994), 399.
- (2) Shahookar, K. and Mazumder, P., VLSI Cell Placement Techniques, *ACM Computing Surveys*, **23-2** (1991), 143-220.
- (3) 宮本茂卓・伊呂原隆・吉本一穂, 異形状・異面積の職場配置問題への GA の適用, 平成 7 年度日本経営工学会春季大会予稿集, (1995), 66-67.
- (4) 伊呂原隆, ほか 3 名, 異形状・異面積の職場を扱う配置技法の開発, *機論*, **60-578**, C(1994), 3566-3571.
- (5) 白井裕・松本直文, GA による異サイズ・ブロック配置問題の解法と性能評価, 日本機械学会第 5 回設計工学・システム講論, **95-24** (1995), 62-65.
- (6) Hergu, S. S. and Kusiak, A., Efficient models for the facility layout problem, *Euro. J. of O. R.*, **53** (1991), 1-13.
- (7) 伊呂原隆, レイアウト技法へのモダンヒューリスティックスの適用, 平成 8 年度日本経営工学会春季大会予稿集, (1996), 27-31.
- (8) Zegordi, S. H., ほか 3 名, Simulated annealing scheme incorporating move desirability table for solution of facility layout problems, *J. of ORSJ*, **38-1** (1995), 1-20.
- (9) Connolly, D. T., An improved annealing scheme for the QAP, *Eur. J. of O. R.*, **46** (1990), 93-100.
- (10) Aarts, E. and Korst, J., *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, (1990), 57-75, John Wiley.
- (11) 北野宏明編, 遺伝的アルゴリズム, (1993), 61-88, 産業図書.