4AG－6

遺伝的アルゴリズムの2次元材料取り問題への適用

石田 智治　藤川 英司　山田 新一
武蔵工業大学

1 はじめに

現在，複数の図形を2次元領域に適当な制約のもとに配置したいという要求(材料取り問題等)は，*VLSI*のレイアウト，建築や都市計画のレイアウト，布地・ガラス・鉄などの効率的裁断など様々な場面で発生し，これまで様々な最適化手法が提案されてきた．しかし従来の最適化手法では，配置図形数の非常に多い実問題を求解するためには多大な計算時間を要し，実時間内で最適解を求めることは実際には不可能であった[1]．

しかし近年におけるコンピューター技術の発達に伴い，非常に組合せ数の多い問題の最適解を近似解から見つけ出すアプローチが生まれ，最近の代表的な近似解法としては，遺伝的アルゴリズム(GA)が挙げられる．

2 材料取り問題

材料取り問題の基本的な考えは，一つの原板に複数の小片を次々と選び配置していくというものであり，本研究では原板，小片ともに四角形として考え，小片は回転させずにそのまま配置するものとする．また，配置の決定方法は大きく分けて，どこに小片を配置するかという配置位置選択方法と，どの小片を配置するかという小片選択方法の２つによると考えられる[1]．

An Application of A Genetic Algorithm for 2-Dimensional Cutting Problem
Tomoharu Ishida, Hideji Fujikawa, and Shin-iti Yamada
Musashi Institute of Technology
1-28-1,Tamazutsumi,Setagaya-ku,Tokyo,158, JAPAN

2.1 配置位置選択方法

まず材料となる原板を一つの隅が原点に当たるようにx, y座標内に設定を行い，仮に座標(x, y)にi番目の小片(幅w_i，長さl_i)が配置されたとする．このときi番目の配置位置候補の集合に2点$(x+w_i, y)$, $(x, y+l_i)$を追加し(x, y)を削除したものを$i+1$番目の配置位置候補の集合とする．また第1番目の小片の配置位置候補の要素は$(0, 0)$の1個のみとする．

以上のように定まった$i+1$番目の小片の配置位置候補の全要素を式(1)で与えられる関数に代入し，$P_j(x_j, y_j)$を最小にするような座標(x_j, y_j)を$i+1$番目の小片の配置位置とする．但し，e_1, e_2は重み付けパラメータである．

$$P_j(x_j, y_j) = e_1 x_j + e_2 y_j \tag{1}$$

2.2 小片選択方法

式(2)は小片の評価関数であり，全ての小片の要素(幅w_k，長さl_k)をこの関数に代入し，$Q_k(w_k, l_k)$を最大にするような小片を配置位置選択方法で選ばれた座標に配置する．

$$\begin{aligned} Q_k(w_k, l_k) &= e_3 f_1(w_k, l_k) + e_4 f_2(w_k, l_k) \\ &+ e_5 f_3(w_k, l_k) + e_6 f_4(w_k, l_k) \end{aligned} \tag{2}$$

W, Lを原板の幅，長さとするとき，この式で与えられた関数f_1, f_2, f_3, f_4を次のように定義する．また，$e_3 \sim e_6$は重み付けパラメータである．

1) 小片の大きさの度合：$f_1(w_k, l_k) = \frac{w_k \cdot l_k}{W \cdot L}$
2) 原板形状との相似度：$f_2(w_k, l_k) = 1 - \left| \frac{w_k}{W} - \frac{l_k}{L} \right|$
3) 小片の横長の度合：$f_3(w_k, l_k) = \frac{w_k / l_k}{W / L}$
4) 小片の縦長の度合：$f_4(w_k, l_k) = \frac{l_k / w_k}{L / W}$

2.3 小片配置決定の手順

以上の手順により選択された配置位置 (x_j, y_j) に選択された小片が配置可能であれば配置を行うが，配置不可能であれば小片選択の操作を再帰的に繰り返し配置可能な小片を探索する．小片群における全ての小片が配置不可能であれば，他の配置位置により小片配置操作を再帰的に行う．配置位置候補集合における全ての要素について小片群の全ての小片が配置不可能であったならば，そこで小片配置のシミュレーションを終了し，式 (3) より適応度を算出する．但し S は配置された小片の全面積，W は原板の幅，L は原板の長さとする．

$$\text{適応度} : R = exp\{10 \cdot (\frac{S}{W \cdot L} - 1)\} \quad (3)$$

材料取り問題をこのような操作手順のもとで解くと，重み付けパラメータ $e_1 \sim e_6$ の値が変化することによって適応度が変化する．そこで本研究では，これら $e_1 \sim e_6$ の 6 つのパラメータを各々 $4bit$ の 2 進数とした計 24 ビットの数羅列を遺伝的アルゴリズムを用いてチューニングすることにより，適応度を最大とするような小片の配置順と配置位置を求める．

3 シミュレーション結果

3.1 パラメータ値の決定

本研究では *GA* の原形となる *StandardGA*(以下 *SGA*) と，その基本動作の一部に改良を行った *GA* についてシミュレーションを行う．まず，シミュレーション実行におけるパラメータ値の決定のために突然変異確率を 0.05〜0.40 まで，個体数を 10〜40 まで変化させたときの最適解 (適応度 = 1.0) 取得時間を CPU : SPARC POWER uP-80，OS : SunOS4.1.4JLE のマシンで調べた．その結果，突然変異確率が 0.1，個体数が 20 のとき最も良い結果を示したので，これらの値を以下のシミュレーション実行において用いる．

また原板の寸法は (幅 W，長さ L) = $(30, 10)$，小片データの値は幅 $W = 30$，長さ $L = 10$ の寸法を持つ原板を実際に 22 個に分割して生成したデータを用いてシミュレーションを行う．

3.2 改良 GA の解取得時間

表 1は，*SGA*，線形正規化手法[2]のみを採用，そしてエリート主義[2]のみを導入したときの解取得時間を示したものである．

表 1: 改良内容の変化による最適解取得時間の変化

改良内容	解取得時間
S G A	5.726 [sec]
線形正規化手法のみ採用	5.627 [sec]
エリート主義のみ導入	21.999 [sec]

まず親の選択方法として用いた線形正規化手法は，近接解を不均衡にさせるため，近接した適応度を持つ個体同士にうまく働き，ランダムに親を選び出してくる方法と比較し最適解取得時間の短縮に成功した．またエリート主義のみ導入した場合は，各個体の染色体はある局所解に急激に収束し，集団の全ての染色体はほとんど同じ形に収まってしまう．その結果，表 1に示される様に最適解取得時間は極端に大きくなったものと考えられる．

4 おわりに

組合せ問題の一つとされている材料取り問題に遺伝的アルゴリズムは適用可能であった．また線形正規化手法は親の選択方法として良い結果を示したが，エリート主義の導入は本研究のように染色体のビット長が非常に短いケースでは，集団の全ての個体をある局所解に早期に収束させてしまい適切な遺伝的操作を行うことができない．そのため，*GA* の問題設定とそのときの適切な遺伝的手法の選択は非常に重要であると考えられる．

参考文献

[1] 平山　克己・河合　一 : 2 次元取合せ問題に対する遺伝アルゴリズムの適用
鳥取大学，工学部研究報告第 25 巻

[2] L．デービス／編 : 遺伝アルゴリズムハンドブック，森北出版株式会社