

# 遺传的アルゴリズムによる二次元材切断方法の決定

非会員 渡 辺 玄  
正 員 小 野 俊 彦

電 気 学 会 論 文 誌 D

(産 業 応 用 部 門 誌)

平 成 9 年 3 月 号 抜 刷

Trans. IEE of Japan, Vol. 117-D, No. 3, March, 1997

# 遺伝的アルゴリズムによる二次元材切断方法の決定

非会員 渡辺 玄 (福岡工業大学)

正員 小野 俊彦 (福岡工業大学)

Determination of cutting layout of two-dimensional patterns by genetic algorithms

Gen Watanabe, Non-member(Fukuoka Institute of Technology)

Toshihiko Ono, Member(Fukuoka Institute of Technology)

A new method is proposed to determining the cutting layout of two-dimensional patterns in a sheet by genetic algorithms(GA) to attain the minimum required length of the sheet. In applying the GAs to two-dimensional problems, if genes are designed to represent two-dimensional positions as normally adopted, required search spaces become wide, thus resulting in large calculation time. In the proposed method, since it becomes possible to deal the problem as an one-dimensional order one by incorporating layout determining algorithms(LDA) into GAs, the saving of the required calculation time is attained. The LDAs arrange each pattern on the sheet without opening and overlapping according to the order given by the GAs and return the required sheet length to the GAs. On the other hand the GAs determine the order to make the length minimum. The results of simulation show good performance.

キーワード：遺伝的アルゴリズム，二次元最適切断，最適切断

## 1. まえがき

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms:GA) は生物の進化における自然淘汰や遺伝現象を計算機上のシミュレーションによって再現し問題解決を図る方法であり、確率的かつ経験的な側面をもつ探索法の一つである。簡潔なアルゴリズムゆえに工学的な問題への応用が行いやすいうえ、構造化の困難な問題に対しても適用できることから、各方面への応用が進められている<sup>(1)</sup>。

これまでに棒状粗材のような一次元材の最適切断問題に対してGAによる解法を研究<sup>(2),(3)</sup>し、その有効性を確認した。そこで本研究では対象を一次元材から二次元材への拡張を試みた。

二次元材の最適切断問題は長方形のシート材から部品を切断する際に、その必要面積を最小とする各種形状の部品の配置位置を決定する問題であり、洋裁における型紙の配置やガラス、鉄板、木材の切断につねに生じる問題である。この問題は切断部品の形状が長方形のものと自由図形のものに分けられ研究が進められている。まず長方形部品では切断方法に関して制約のないものと、あるもの(ギロチン切断)に分けられ研究がなされており、線形計画法<sup>(4)</sup>、木探索法<sup>(5),(6)</sup>、Wangのアルゴリズム<sup>(7),(8)</sup>、局所最適化に基づくアルゴリズム<sup>(9)</sup>、ヒューリスティックス<sup>(10)</sup>、シミュレーテッド・アニーリング法(simulated Annealing:SA)<sup>(11)</sup>およびGA<sup>(12)</sup>など多くの研究がある。この問題に類似したものとして、容器

<sup>(13),(14)</sup>、プリント基盤<sup>(15)</sup>や素子<sup>(16)</sup>の最適配置問題がある。

一方、洋服などの型紙のような自由図形の部品を配置する場合、自由度の大きさや形状を数量的に表現し難いなどの問題点から厳密解を求める解法はなく、長方形とは異なった解法が必要となり、研究例も少ない。GAを用いた解法では、これまでに3つの方法が提案されており、各部品のシート材上の位置を遺伝子にて表現しGAを適用した方法<sup>(17)</sup>、部品を凸型多角形に限定しGAと数値計画法とのハイブリット化による方法<sup>(18)</sup>および多角形部品の外接長方形をGAによって最適配置を行った後、多角形部品同士を密に配置する方法<sup>(19)</sup>がある。

本研究の目的は多角形部品の最適切断問題を実用的な計算時間で解くことのできるシステムを構築することである。その方法として、GAに配置決定アルゴリズム(Layout Determining Algorithms:LDA)を組み合わせて機能分担を行わせることにより、二次元空間の探索問題を一次元の順序問題に変換し探索空間を縮小する。遺伝子は部品の配置を行う順序のみを表し、LDAではこの順序に従って各部品をシート材上に重なりなく、かつ隙間なく配置を行う。こうして得られたシート材の必要長をGAの各個体の評価として用い、これを最小とする順序をGAにより探索する。

この方法の特徴は演算の高速化のほか、部品の形状に制約がないことであり、長方形はもちろん、凸型、凹型多角形にも適用できることである。

以下、システムの考え方、GAとLDAとの機能分担、LDA、

GA の内容, シミュレーション結果について報告する.

## 2. 問題設定

多角形部品の最適切断問題は図1に示すような一定幅  $W$  のシート材よりグレーの部分で表す各種多角形(凹型も含む)の部品を切り出す際に, 次の二点を満足する部品の配置を決定することである.

- ・部品を重なりなく配置する.
- ・スクラップの面積を最小化する.

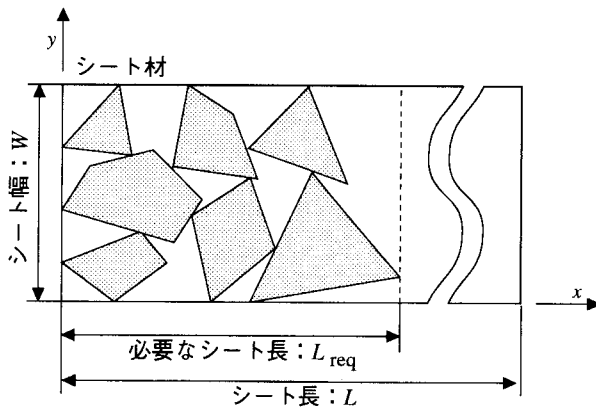


図1 シート材の切断例

Fig. 1. Example of Cutting pattern

この問題は, 部品  $i(i=1, \dots, N)$  のシート材上の位置を図2に示す点  $O_i$  の座標  $(X_i, Y_i)$  (外接長方形の左下頂点, 以下基準点と称す) を用いて表し, つぎのように定式化できる. つ

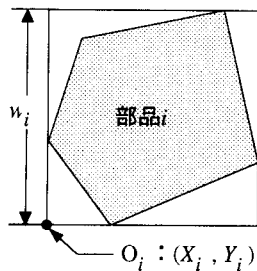


図2 基準点の位置

Fig. 2. Base point of part

まり, 全部品に重なりがない配置のなかで, スクラップの面積  $S$  を最小化する全部品の基準点  $O_i$  の座標  $(X_i, Y_i)$  を決定する問題である.

$$\min S = W \times L_{req} - \sum_{i=1}^N \alpha_i$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \beta_{i,j} = 0$$

$$\beta_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{Non-overlap} \\ 1 & \text{Overlap} \end{cases}$$

ここで,  $W$  はシート材の幅,  $L_{req}$  はすべての部品を配置したときの必要長をそれぞれ表す. また  $\alpha_i$  は部品  $i$  の面積,  $\beta_{i,j}$  は部品  $i$  と部品  $j$  の重なりの有無を表し, 重なりがない場合に 0, ある場合に 1 とする.

ここではシート材の幅  $W$ , 各部品の面積  $\alpha_i$  は一定であるので必要長  $L_{req}$  を最小化する部品の配置を求めれば良い. 必要長  $L_{req}$  は図1より最大の  $x$  座標値をもつ頂点より求めることができる.

洋裁における型紙の配置の場合, 模様や織り目が関係するため一般には部品の向きを変えることができない, また木材の切断においても木目の関係より同様であり, 本研究では部品を回転して配置することは考慮していない.

## 3. GA の適用方法

GA の性能は遺伝子の表現方法により大きく左右されるため, 表現方法を中心に GA の方式を検討する. まず遺伝子が直接各部品の位置を表す方法<sup>(17)</sup>について述べ, つづいて本研究で提案する方法について説明する.

各部品の  $x, y$  座標値 (2進表示) を順に並べた遺伝子表現ではシート材が大きくなるに従い, 遺伝子は長くなりその探索空間は広がる. 切断部品の数を  $N$  個, シート材の幅を  $W$ , 長さを  $L$  とすると, 遺伝子長は  $N(\log_2 W + \log_2 L) = N \log_2 (WL)$  となり, したがって  $2^{N \log_2 (WL)} = W^N L^N$  種類の配置より最適解を探索しなければならない. またこの方法では部品同士が互いに重なりあってしまい切断できない配置も生ずるため, 部品同士が重ならないという制約条件を満たす個体が生成されるまで交叉および突然変異を繰り返すことになる. したがって, この方法では計算時間を要するとともに最適解の探索が困難になる. これについては6章のシミュレーションにおいて本研究で提案する方式との比較を行う.

そこで本研究では以上の問題点を解決するため二次元配置問題を一次元問題である順序問題として解くことを考えた. 遺伝子は各部品の配置を決定する順序のみを表すようにし, 各部品を遺伝子より与えられた配置決定順序に従いシート材上に並べるアルゴリズム LDA を導入し, これと GA を組み合わせることにより目的のシステムを実現した. この方式の系統図を図3に示す.

GA において一連の遺伝的操作を終え新たに生成した個体の遺伝子の情報, すなわち配置決定順序を LDA に送る. LDA ではこの順序に従ってすべての部品を隙間なくかつ重なりなく配置を行い, シート材の必要長を返す. GA ではこの値を目的関数値としてこれを最小にする最適化を行っていく. 遺伝子は配置決定順序のみを表すため遺伝子長は部品数  $N$  と等しくなり, シート材の大きさには関係せず, 全ての配置の組み合わせは  $N!$  個となり前者の座標方式に比べ格段に縮小される.

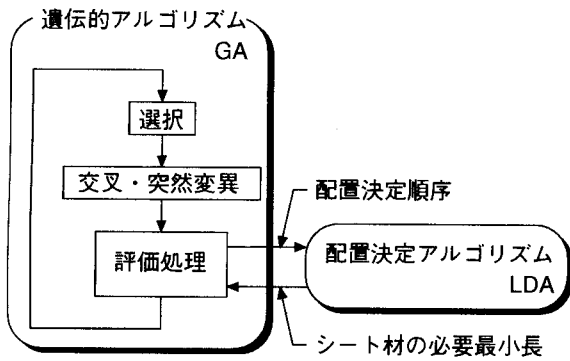


図3 系統図

Fig. 3. Schematic diagram

#### 4. 配置決定アルゴリズム (LDA)

LDAは各部品を遺伝子の与える配置決定順序に従い隙間なくシート材上に配置を行わせるアルゴリズムである。GAより渡された配置決定順序情報に従い部品群より順次一つづつを取り出し、図4のように部品の配置可能な位置を探索する。グレーの部分はすでに配置済みの部品を、白い部分は配置可能な位置を探索中の部品*i*を表している。

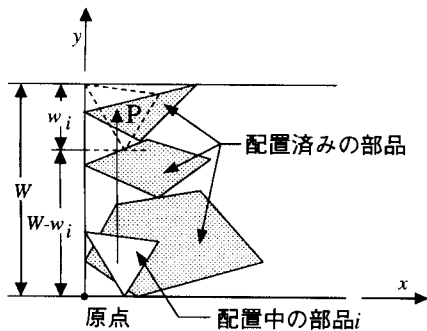


図4 各部品の位置探索方法

Fig. 4. Searching position to put a part

図5のフローチャートよりある一つの部品*i*について探索法を説明する。ここでは便宜上、凸型多角形で説明しているが凹型にもそのまま適用できる。

部品*i*はその基準点 $O_i$ をシート材の原点である左下端より出発させ、まずy軸方向につづいてx軸方向にずらすという方法を繰り返しながら配置可能な位置を探す。このとき、しらみつぶしに探索を行うのではなく、以下に述べる方法により探索の合理化を行い計算時間の短縮を図っている。

最初にシート材の幅すなわち上端に関するチェックを行う。部品*i*の基準点 $O_i$ のy座標値 $Y_i$ に最大幅 $w_i$ を加えたものがシート材の上端すなわちy軸方向の最大値 $W$ をこえると上端よりはみ出すことになるので、下端 $y=0$ に戻しx軸方向に1ドット進める。図4でPは上端に達した状態を示す。

このチェックに合格すると次はすでに配置済みの部品と重なっていないかをチェックする。このチェックには計算時

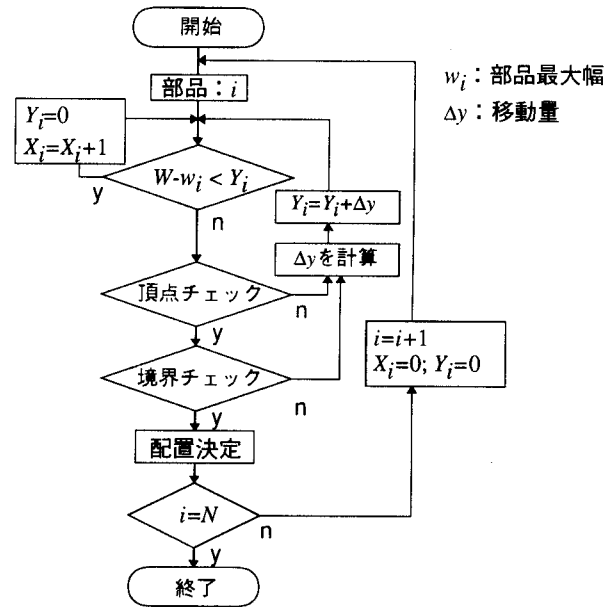


図5 フローチャート

Fig. 5. Flow chart of LDA

間を短縮するため頂点チェックおよび境界チェックの二種を段階的に適用する。まず部品*i*の頂点の下に配置済みの部品が存在しないかどうかをチェックし、これに合格するときには部品*i*の境界線上の点について同様のチェックを行う。

これら両チェックに合格すると部品*i*の配置が決定するのでシート材上にマークを付ける。マーク付けの方法はシート材上の部品の配置状況を表す配列  $sheet[x][y]$  ( $x, y$ はシート材中の点の座標) に配置済みの部品の境界線を含む内部の点には1を、外部の点には0を代入する。この配列は各部品の重なり判定に用いる。

一方頂点チェックまたは境界チェックに失敗すると直ちに重なり発生と判断し後述の方法でy軸方向の移動量を計算し、その分移動させる。

この一連の操作を繰り返すことにより、全部品を配列順に従って隙間や重なりなく配置でき、シート材の必要最小長が求まる。つぎにこれら両チェックと移動量の計算方法について詳細に説明する。

**頂点チェック** 図6に示すように適正位置を探索中の部品Aがすでに配置済みの部品Bと重ならないためには少なくとも部品Aのすべての頂点が部品Bの内部にないことが条件となる。このチェックは図7に示すアルゴリズムを用いた。このアルゴリズムは重なりが生じた場合の部品の移動量の計算も同時に行っている。

ここで $A.m$ は部品Aの頂点の数を、 $A.x_j, A.y_j$ は各頂点の $x, y$ 座標値をそれぞれ表す。また関数  $CALC\_FOR\_JUMP()$  の値と $\Delta y_2$ の和 $\Delta y$ は重なりが生じた場合の移動量を表す。これらについては移動量の計算の項にて述べる。重なりは各頂点における配列  $sheet[A.x_j][A.y_j]$  の値によって判定し、その値が0であればその頂点は重なり

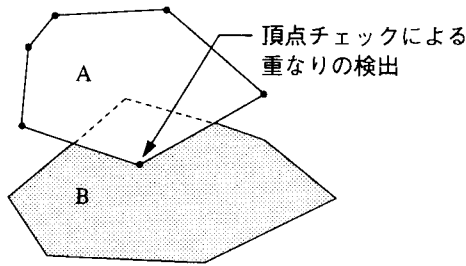


図6 配置状況-1

Fig. 6. Relation between parts-1

なく、1であれば重なりと見なす。部品Aのすべての頂点でチェックし合格すれば頂点チェックは終了とする。

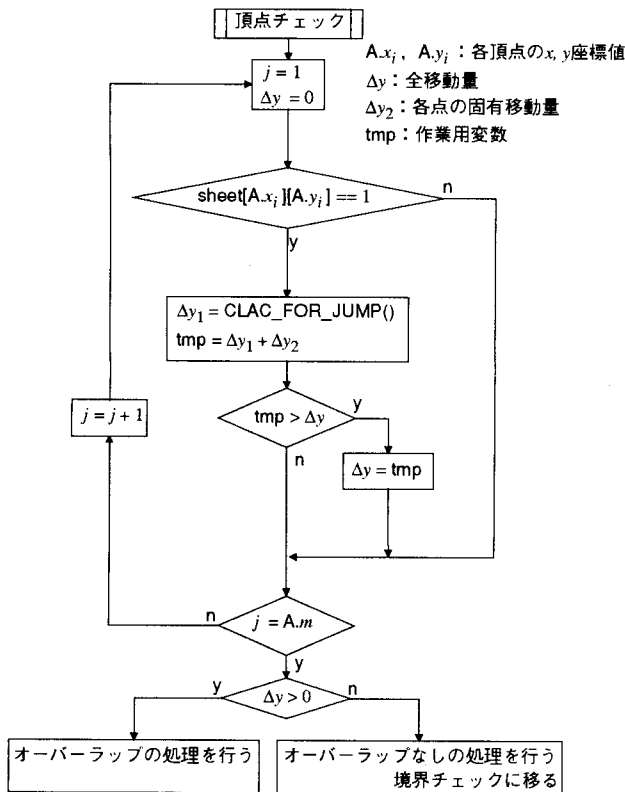


図7 頂点チェックのフローチャート

Fig. 7. Flow chart of check at vertex

**境界チェック** 図8に示すように部品Aの頂点が配置済みの部品Bの外にあり、各頂点を結ぶ境界線の部分が部品Bの内部にある場合は頂点チェックのみでは重なりを検出することができない。したがって頂点チェックに合格するとつぎに境界チェックを行う。境界チェックでは境界線上のすべての点に対して、頂点チェックと同様の方法を適用する。

切断部品の形状によって差はあるが、一般に境界線上の点の数は頂点の数の数倍から数十倍になるため、はじめに頂点チェックを行うことにより重なりチェックのための計算

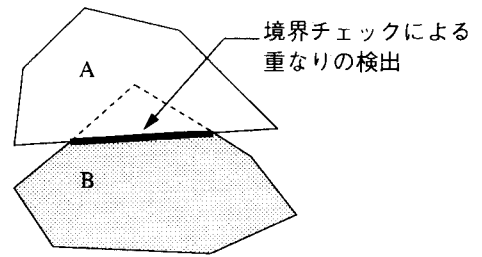


図8 配置状況-2

Fig. 8. Relation between parts-2

時間を大幅に短縮できる。

**移動量の計算** 最初に頂点チェックによる重なり検出時の移動量の計算方法について述べる。ここでは探索中の部品Aと配置済みの部品Bとの関係が図10の場合を例に説明をする。移動量は頂点が部品Bと重ならなくなるために必要な最小移動距離であればよいので、部品Aの上部の1つの頂点Pについての移動量は図10より分かるように $\Delta y$ となる。これは $\Delta y_1$ と $\Delta y_2$ とに分けられる。 $\Delta y_1$ は点Pが部品Bの外部に抜けるのに必要な距離であり、図9のアルゴリズムによって算出する。

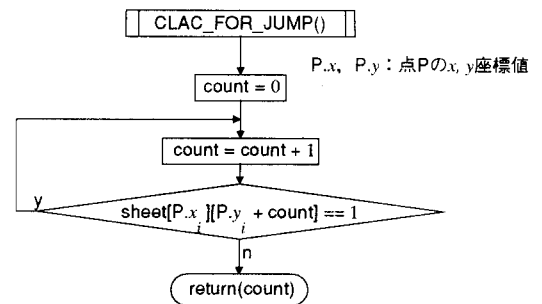


図9 関数CALC\_FOR\_JUMP()のフローチャート

Fig. 9. Flow chart of CALC\_FOR\_JUMP()

ここで $P.x$ 、 $P.y$ はそれぞれ点Pの $x,y$ 座標値を表す。

一方 $\Delta y_2$ は部品Aの点Pと反対側の点Qが部品Bと重ならなくなるのに必要な移動距離であり、部品Aに固有な値であるのであらかじめ計算しておくことができる。

ここまでは重なりのある頂点Pが部品Aの上にある場合について述べたが、図11に示すように下部にある場合には、 $\Delta y_2 = 0$ となり $\Delta y = \Delta y_1$ となる。

以上より各頂点の必要な移動量が求まるので、部品Aの移動量は各頂点の移動量の最大値とすればよい。

また境界チェックにおける移動量も境界線上のすべての点について同様の方法で移動量を求め、その最大値とすればよい。

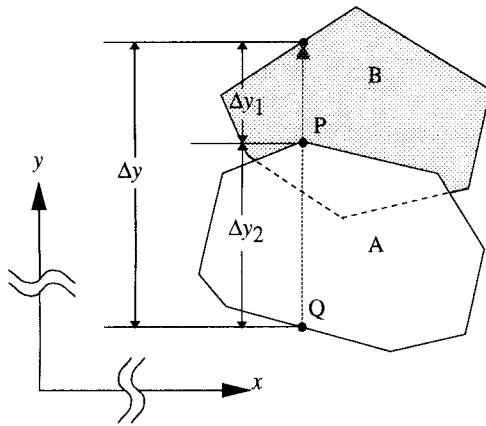


図10 移動量の計算-1

Fig. 10. Calculation of move distance-1

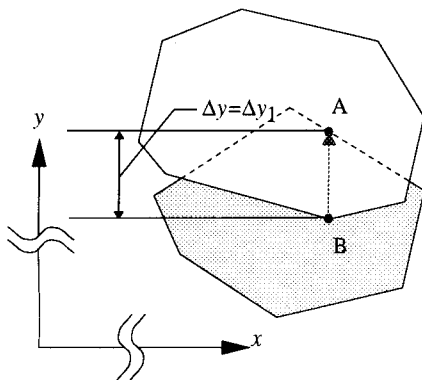


図11 移動量の計算-2

Fig. 11. Calculation of move distance-2

## 5. 遺伝的アルゴリズム

GAは図12に示すように解候補の個体より構成される集団から、目的関数値に応じて個体を選択し、その個体に対し遺伝的操作を行い、個体集団に返す。これを1サイクルと

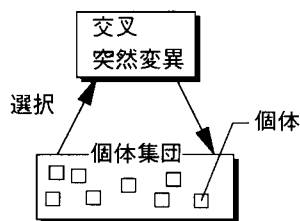


図12 遺伝的アルゴリズムの流れ

Fig. 12. Genetic algorithms

して繰り返すことによりやがて優れた個体より構成される集団に進化する。つまりよりよい解に近づき、最適解を得ることができる。

本研究ではGA処理部にGENITOR<sup>(20)</sup>を利用した。GENITORには遺伝的操作として基本的な選択と交叉が用意されているので、これに独自に作成した突然変異操作と目的

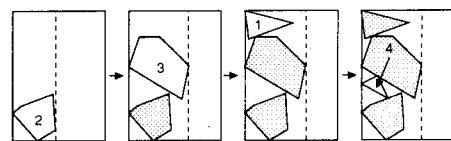
関数値計算部とを組み込んだ。以下、遺伝子の構成、遺伝的操作(選択、交叉、突然変異)の順に説明する。

<5.1> 遺伝子の構成 本研究では前述のようにシート材上の各部品の配置決定順序を遺伝子で表現する方法を採用した。つまり、各部品に整数の通し番号をつけ、その番号を順序にしたがって並べたものを遺伝子とした。図13(a)は4つの部品の配置決定順序を示した遺伝子の例である。ここで遺伝子の番号は部品の番号を表す。図13(b)はこの配

2 → 3 → 1 → 4

(a) 遺伝子の構成例

部品番号	1	2	3	4
形状				



(b) LDAによる配置例

図13 遺伝子の構成図

Fig. 13. Structure of gene

置決定順序に従い実際にLDAを用いて配置を行った例である。なお用いた部品の番号と形状は表に示す。ここで注目すべき点は最終段階において部品4が、部品2と部品3の隙間に配置されていることである。つまり、LDAは単に左下詰めには部品を配置していくのではなく、各部品ともシート材の原点(左下隅)より開始して、配置が可能な隙間を発見しだいでその位置に配置を行っている。

GAにて順序問題を取り扱う場合、遺伝子表現には様々な方法<sup>(21)</sup>があるが、本研究では順序をそのまま遺伝子とするパス表現<sup>(21)</sup>を用いた。

<5.2> 選択操作 選択操作にはランク方式<sup>(1)</sup>を用いた。この方式は適応度に応じて、その値の高いものから順位をつけ、順位に比例して低減する確率により個体を選択する。一方、適応度は目的関数値により定まるので、本研究では目的関数の値より直接順位付けを行っている。したがって集団内において、目的関数値である必要シート長 $L_{req}$ が最小の個体から順に1,2,...と順位を与え、選択確率は順位1で平均値の1.9倍(可変)に設定した。以下順位が下るに従い、それに比例して低減させている。

<5.3> 交叉操作 パス表現に対する交叉法は各種研究されている<sup>(21)</sup>が、今回はその内の代表的なものとして、部分写像交叉(PMX:Partially-Mapped crossover)、順序交叉(OX:Order crossover)、循環交叉(CX:Cyclic crossover)の三種について本システムへの影響を調査した。

<5.4> 突然変異操作 ランダムに2点を選びその要素を交換する突然変異を導入した。図14に示す例では2番目の要素と4番目の要素が交換されている。

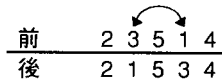


図 14 突然変異の例

Fig. 14. Example of mutation

## 6. シミュレーション

本方式の特性を検証するために各種のシミュレーションを行った。以下代表的な次の二種のシミュレーションについて報告する。

<6.1> あらかじめ最適解が判明している多角形部品の最適切断(シミュレーション-A) シミュレーション-Aの目的は本システムにより最適解が得られることを検証することである。部品には、隙間なく長方形に配置可能なものを用いた。したがってこの配置どおりの切断が最適解である。検証-1にて遺伝子のシート材上の各部品の位置を2進数で表現した方法<sup>(17)</sup>との比較を行い、検証-2において交叉、突然変異の効果と部品同士の重なりチェックの方法の違いによる計算時間の調査も行った。

### 検証-1

文献<sup>(17)</sup>のシミュレーションにて用いられている13個の多角形部品について本方式を適用し性能を比較した。同一の条件にてシミュレーションを行うため、文献<sup>(17)</sup>の設定をそのまま用いた。したがって、交叉法としてCX法を採用し、個体数を100個体とし20回の試行を行った。交叉確率は1.0、つまりすべての個体に対し交叉を行う。また突然変異確率は各個体に対し0.6とした。初期集団は一様乱数を用いてランダムに発生させている。以下に述べる各種シミュレーションにおいても交叉確率、突然変異確率および初期集団発生方法はこれと同様である。

図15はシミュレーションによって得られた部品の配置であり、最適解となっている。本方式では20回の試行のすべてにおいて最適解を得ることに成功し、その世代数は最悪の場合でも150世代であった。なお本方式では1回の計算を1世代と表しているが、一般の世代表現では個体数分の計算を1世代としているので、それに換算すると $150/100=1.5$ 世代となる。

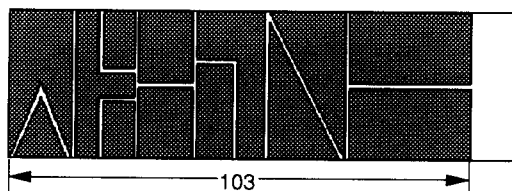


図 15 シミュレーションの結果

Fig. 15. Result of simulation

表1に本方式と文献<sup>(17)</sup>の方式との最適解の得られた成功

表 1 両方式の比較

Table 1. Comparison of two methods

遺伝子の表現方法	文献 <sup>(17)</sup> の方式	本方式
成功率	30% (6/20)	100% (20/20)
平均時間 [秒]	402.7	15.74

率と計算時間の平均を示す。文献<sup>(17)</sup>での成功率は300世代で実験を打ち切ったときに最適解が得られる確率となっている。

なお文献<sup>(17)</sup>でも本研究と同様に部品の回転は考慮していない。

計算時間に関しては文献<sup>(17)</sup>の計算機がHP Apollo 720、本研究ではSun Spare Classicと計算機が異なるため単純には比較出来ないが、本方式では約1/25の時間にて解を得ている。

### 検証-2

ここでは検証-1で用いた部品とは別の同じく最適解の判明している14個の多角形部品についてシミュレーションを行った。個体数は50個体、交叉方法には同じくCX法を採用した。シミュレーションの結果を図16に示す。これら14個

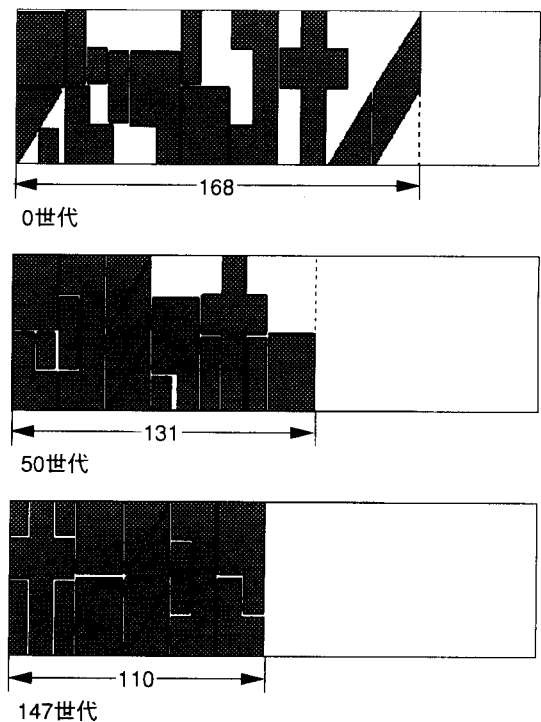


図 16 シミュレーションの結果

Fig. 16. Result of simulation

の多角形部品を最適に配置したとき、シート材の必要最小長は110ドット(ドットは1単位の長さを表す)であることが分かっており、この最適値に達したのは147世代であった。0世代ではランダムに個体を生成するため部品の配置に隙間

が多い，しかし世代が進むに従いその隙間は減少し最適解に到達している。

**交叉，突然変異の効果** 交叉法の違いや突然変異の有無が本システムに与える効果を検証するために，三種の交叉法PMX，OX，CXに対し突然変異を用いた場合と用いなかった場合の計6ケースについてそれぞれ10回の試行を繰り返し計60回のシミュレーションを行い，各世代におけるシート材の必要最小長の平均値を記録した。なお初期集団の違いによる収束性への影響をなくすため同じ初期集団を用い，交叉法と突然変異の効果をはっきりさせるために個体数を10個体と遺伝子長に比べ少なくとり解の多様性を故意に低くした。

図17は突然変異を用いない場合の，図18は突然変異を用いた場合の各グラフである。突然変異なしの場

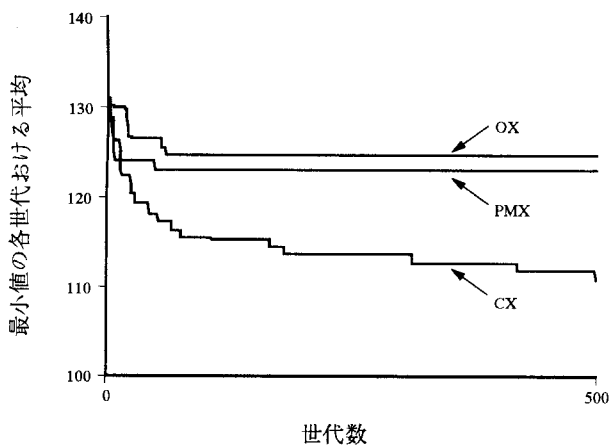


図17 突然変異を用いない場合の最良値の変化  
Fig. 17. Variation of object values without mutation

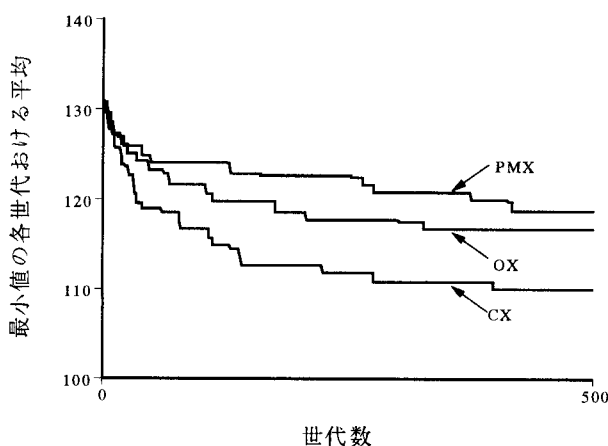


図18 突然変異を用いた場合の最良値の変化  
Fig. 18. Variation of object values with mutation

合においてCX法以外はシート材の必要最小長が頭打ちの状態になっており，いわゆるローカルミニマムに

陥っている。例えばPMX法では50世代以降は変化がない。しかし図18に示すように突然変異を用いることによりローカルミニマムに陥ることなく，最小化に向かっていく。

**頂点チェックの計算時間への効果** 部品同士の重なりチェックは境界線上の点だけで行うことができるが，頂点チェックの導入により計算時間を短縮できる。そこで頂点チェックを入れた場合と入れない場合との計算時間の比較を行った。前項の60回のシミュレーションと同一の条件での，全計算時間の平均値を表2に示す。表

表2 計算時間の比較

Table 2. Comparison calculation time

条件(頂点チェック)	計算時間[秒]
あり	34.4
なし	298.7

2より分かるように頂点チェックを行うことにより，計算時間を約1/9に短縮できた。部品の形状によりその差は多少異なるものの，探索の効率化が行われている。なおいづれも同一の解を得ている。

#### <6.2> 自由多角形部品の最適切断(シミュレーション-B)

36個の自由多角形部品に対して個体数を50個体，交叉法をCX法とし本方式を適用してシミュレーションを行った。

図19に示すように497世代でシート材の必要最小長は81ドットとなった。シミュレーション-Bと同じく初期世代では隙間が多いが，最終世代では高い密度で配置されている。0世代では配置決定順序を乱数で与えているにもかかわらず，かなり良い配置が得られているのはLDAの働きによるものである。これはLDAが全部品についてシート材全面の探索を行い，部品の配置できる隙間を発見次第そこに配置するためであり，このことは最適解を得る上にも効果的に働いている。

なおこの場合最適解を解析的に求めることは不可能であるが，初期条件を変えてのシミュレーションでは何れも同一の結果が得られたこと，およびシミュレーション-Aでは最適解が得られていることから，最適解ないしそれに近い解に達しているものと思われる。

**<6.3> 考察** あらかじめ最適解の判明している部品を本システムを用いて最適配置を行った結果，最適解を得ることが確認できた。

さらに解を短時間で得ることができた。これは遺伝子表現を配置決定順序にして次元順序問題として扱ったこと，LDAの導入により効果的な配置決定を可能としたことなどが貢献したものと考えられる。

また部品同士の重なり判定で頂点チェックの導入により，計算時間を短縮できることを確認し，さらに突然変異の効果も確かめることができた。



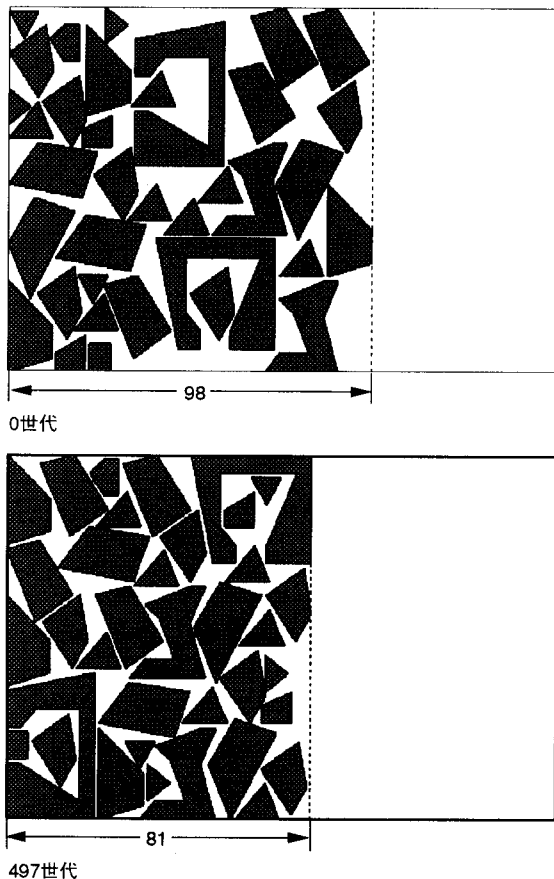


図 19 シミュレーションの結果

Fig. 19. Result of simulation

## 7. まとめ

本論文では各種形状の部品を対象にした二次元材の最適切断方式を遺伝的アルゴリズムと配置決定アルゴリズムとの組み合わせにより実現する研究について報告した。これにより二次元配置問題を一次元順序問題として扱うことが可能となり、短時間に解が得られることをシミュレーションによって確認できた。

(平成8年2月26日受付, 平成8年9月30日再受付)

## 文 献

- (1) D.E.Goldberg: Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Pub. Co., 412p, 1989
- (2) 小野, 渡辺: 遺伝的アルゴリズムの最適問題への応用, 福岡工業大学言語情報工学研究所集報, 第6巻, pp. 89/96, 1995
- (3) 小野, 渡辺: 遺伝的アルゴリズムを用いた棒材の最適切断組み合わせ, 電子情報通信学会総合大会論文集-情報・システム1, pp. 240, 1995
- (4) R.G.Dyson and A.S.Gregoy: The Cutting Stock Problem in the Flat Glass Industry, Operation Research Quarterly, Vol.25, No.1, pp. 41/53, 1974
- (5) N.Christofides and C.Whitlock: An Algorithm for Two-Dimensional Cutting Problems, Operation Research, Vol.25, No.1, pp. 30/44, 1977
- (6) N.Christofides and E.Hadjiconstantinou: An Exact Algorithms for Orthogonal 2-D Cutting Problems Using Guillotine cuts, European Journal of Operational research, Vol.83, No.1, pp. 21/38, 1995

- (7) P.Y.Wang: Two Algorithms for Constrained Two-Dimensional Cutting Stock Problems, Operation Research, Vol.31, No.3, pp. 573/586, 1983
- (8) F.J.Vasko: A computational Improvement to Wang's Two-Dimensional Cutting Stock Algorithms, Computers ind. Engng, Vol.16, No.1, pp. 109/115, 1989
- (9) 坂本: 局所最適化に基づく2次元在庫切断アルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-A, No.4, pp. 605/611, 1993
- (10) F.Chauny, R.Loulou, S.Sadones and F.Soumis: A Two-phase Heuristic for the Two-dimensional Cutting-stock Problem, Journal of the Operational Research Society, Vol.42, No.1, pp. 39/47, 1991
- (11) 松田, 高井, 吉田, 西村, 松山, 澤田: シミュレーテッド・アニーリング法を用いた板取計画問題の最適化, 計測自動制御学会論文集, Vol.31, No.5, pp. 544/552, 1995
- (12) A.T.Rahmani and N.Ono: A Genetic Approach to Two-Dimensional Guillotine Cutting Problem, システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, 39th, pp. 157/158, 1995
- (13) 白井, 松本: GAによる異サイズ・ブロック配置問題の解法と性能評価, 日本機械学会設計工学・システム部門講演会講演論文集, 5th, pp. 62/65, 1995
- (14) S.Hwang, C.Kao and J.Horng: On Solving Rectangle Bin Packing Problems Using Genetic Algorithms, Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern, Vol.2, pp. 1583/1590, 1994
- (15) 吉川, 古橋, 内川: 遺伝的アルゴリズムのプリント基盤自動配置への応用, 電気学会論文集, Vol.114-D, No.4, pp. 387/392, 1994
- (16) 半田, 本位田: 遺伝的アルゴリズムによる素子の整列配置, 電気学会論文集, Vol.115-C, No.4, pp. 580/588, 1995
- (17) V.Petridis and S.Kazarlis: Varying Quality Function in Genetic Algorithms and the Cutting Problem, Proc. of the First IEEE Conf. on Evolutionary Computation, pp. 166/169, 1994
- (18) 藤田, 赤木, 廣川: 遺伝的アルゴリズムと数値計画法とのハイブリッド化による板取り問題の一解法, 日本機械学会設計工学・システム部門講演会講演論文集, 2nd, pp. 115/120, 1992
- (19) S.Jakobs: On Genetic Algorithms for The Packing of polygons, Proc. of the KI-94 Workshop, MPI-I-94-241, pp. 84/85, 1994
- (20) L.Davis (Ed): Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, 1991
- (21) Z.Michalewicz: Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Second Ext.Ed, Springer-Verlag, 340p. 1992
- (22) 小野, 渡辺: 二次元最適配置への遺伝的アルゴリズムの応用, 情報処理学会全国大会, 1996

渡辺 玄 (非会員) 1972年11月18日生。95年3月福岡工業大学情報工学科卒業。同年4月福岡工業大学大学院工学研究科情報工学専攻に入学。現在に至る。遺伝的アルゴリズムの応用の研究に従事。電子情報通信学会学生会員, 計測自動制御学会学生会員。



小野 俊彦 (正員) 1931年10月10日生。54年3月九州大学工学部電気工学科卒業。同年4月東京芝浦電気(株)(現(株)東芝)技術部, 78年7月より同社重電技術研究所勤務。87年10月福岡工業大学工学部通信工学科教授, 90年4月情報工学科教授, 現在に至る。システムの故障診断, 知識工学。遺伝的アルゴリズムの応用などの研究に従事。工学博士, 技術士。電気学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, 情報処理学会, 人工知能学会会員。

