設 計 自 動 化 52－6
（1990．5．22）

状態系列の遺伝的選択処理に基づいた改良型アニーリング法によるフロアプラン

坂手将人*　小坪成一　須貝康雄　平田廣則

千葉大学

あらまし

シミュレーテッドアニーリング法は，一つの初期解を逐次改善することにより生成される状態系列により，状態空間中の最適解を探索する手法である．しかし，大きな状態空間を持つ問題に適用した場合，単独の状態系列のみでは実用的な処理時間内には十分な探索が行えず，最終結果に初期解依存性が生じる．本報告では，状態系列を多重化することにより初期解依存性を排除し，さらに遺伝的状態系列の選択処理を取り入れることにより探索の効率化を計った改良型アニーリング法を提案する．本手法を，簡単なフロアプラン設計問題に適用したところ，従来のアニーリング法に比べて評価関数値で平均４％の改善がなされたので結果を報告する．

FLOORPLANNING BY IMPROVED SIMULATED ANNEALING BASED ON GENETIC ALGORITHM

Masato SAKATE　Seiichi KOAKUTSU　Yasuo SUGAI　Hironori HIRATA

Chiba University

1-33, Yayoi-cho, Chiba-shi, Chiba 260, Japan

This paper proposes an improved simulated annealing method based on genetic algorithm and applies it to a floorplan design of VLSI. The proposed method can effectively search wide state space for an optimal solution because of the parallel search starting from many initial points and the genetic selection among its paths. Computational experiments show that this method is more powerful to get a better solution than conventional simulated annealing method.

*現在，富士通厚木研究所

1．はじめに

組合せ最適化問題の発見的手法として，遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm)[1]，シミュレーテッドアニーリング法(Simulated Annealing method：以下，ＳＡ法と記す)[2]，およびこれら二手法の特徴を持つ状態系列を多重化した改良型アニーリング法[3] が，これまでに報告されている．

遺伝的アルゴリズムは，生物進化の計算機シミュレーション法を最適化問題に応用した手法である．遺伝的アルゴリズムは，「人口」と呼ばれる解集団を構成して，任意の二解からの「交叉」と呼ばれる処理による新しい解の生成，および「突然変異」による解の更新と，これらの新しい解と従来の解との間の「適者選択」処理を繰り返して，解の集団全体として最適解に「進化」させる手法である．遺伝的アルゴリズムでは，解の集団を構成して，多くの初期解から探索を行うため，状態空間中の広い範囲から最適解を探索できる．しかし，一般に，多数の解を保持するために多くのメモリ空間を必要とし，複雑な「交叉」処理を数多く繰り返すために多大な計算時間を必要とする．

一方，ＳＡ法は，計算機物理学のメトロポリス法の考え方を拡張した手法である．ＳＡ法は，逐次改善法に確率的要素を取り入れて，改悪となる解の更新も確率的に受け入れることにより局所的最適解からの脱出を計り，「温度」という概念の導入による「焼鈍し」を行って，最終的には大局的最適解付近に到達させる手法である．しかし，ＳＡ法は，一つの初期状態からの状態遷移処理を反復的に行い，それによって発生する単独の状態系列のみで状態空間中の最適解を探索するため，探索範囲が限定されるという問題点を有する．

ＳＡ法における探索範囲限定の問題点を解消するために，複数の初期解を設定して状態系列を多重化する手法[3]が提案されている． 状態系列を多重化した改良型アニーリング法は，状態系列数が多いほどＳＡ法の初期解依存性の排除と，状態空間中の広範囲の探索を効果的に行うことができる．しかし，状態系列数が多すぎると，各系列に対する最適化が不十分になり，良好な結果が得られないという問題点がある．

そこで本報告では，限られた状態系列でより効果的に最適解の探索を行うために，遺伝的状態選択処理を取り入れた手法を提案する．この手法は，状態系列の絞り込みを行う際に，遺伝的アルゴリズムの「交叉」処理にあたる状態生成処理を施すことにより，逐次的最適化処理では到達し難い解を生成する．これにより，限られた数の状態系列で状態空間中をより広範囲に最適解の探索が行えると考えられる．

本手法を，ポーランド表記を用いることによって，ＳＡ法における逐次改善[4] および遺伝的アルゴリズムにおける「交叉」処理[5] の適用を可能にしたフロアプラン設計問題のモデル[4] に適用したところ，従来のＳＡ法よりも評価関数値を平均で４％改善することができた．本報告ではその手法と実験結果について述べる．

2．フロアプラン設計モデル

フロアプラン設計とは，階層設計された機能ブロックをチップ上にどのように配置するかを決定することであり，およそ次のように定式化される．

「各ブロックに対する形状制約とブロック間の接続要求が与えられたとき，チップ面積を最小するブロックの配置と形状を決定せよ[6]．」

フロアプランはスライス構造と非スライス構造に分類される．チップに相当する矩形から，水平あるいは垂直の線分によって矩形の二分割処理を繰り返して得られるのがスライス構造である．

近年，スライス構造をポーランド表記と呼ばれる文字列で表現することにより，逐次改善手法の適用を容易にしたフロアプラン設計モデル[4] が報告されており，本報告ではこれを基にしたモデルを用いる．

トップダウンに分割されるスライス構造は，分割木と呼ばれる二分木で表すことができる．このとき二分木の各節点は，分割方向に応じて水平分割は「＋」，垂直分割は「＊」の符号で表し，各葉は収容される機能ブロックの番号で表す．図１にスライス構造の例とそれに対応する分割木を示す．

スライス構造は本質的にはチップをトップダウンに分割したものである．しかし見方を変えれば，小さなスライス構造をボトムアップに結合したものと考えることもできる．ここで，分割木中の「＊」と「＋」の符号をスライス構造ＡとＢの位置関係を表す演算子の

ように解釈して，Ａの右にＢが位置することを「Ａ＊Ｂ」と表し，Ａの上にＢが位置することを「Ａ＋Ｂ」と表すことにする（図２）．このような位置関係を表す「＋」と「＊」の符号を用いると，図１(a)のスライス構造は

(a)　(1+2)*(3+4)*(5+6)

と表すことができる．このスライス構造を示す「算術的表現」をポーランド記法(Polish notation)で表すと，図１(b)および(c)の分割木はそれぞれ次のようになる．

(b)　1 2 + 3 4 + * 5 6 + *

(c)　1 2 + 3 4 + 5 6 + * *

上記のようなスライス構造を表す文字列は「ポーランド表記（Polish expression)」と呼ばれる．また(b)のように同一符号が並ばないポーランド表記を「標準ポーランド表記」，それ以外の表記を「非標準ポーランド表記」と呼ぶ．標準ポーランド表記によって，任意のスライス構造は唯一通りに表される．

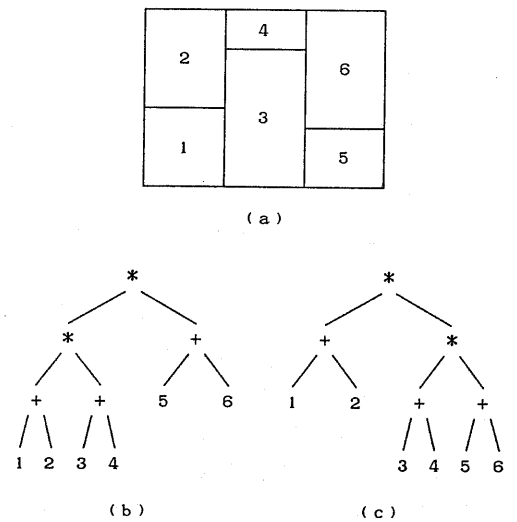

図１　スライス構造と分割木

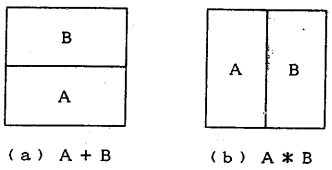

図２　演算子によるスライス構造の表現

３．改良型アニーリング法

改良型アニーリング法は，従来のＳＡ法に遺伝的アルゴリズムの特徴を取り入れた手法で次の四つの特徴を持っている．

(１)確率的最適化による局所解の回避

解集団の個々の解の最適化に，ＳＡ法の状態遷移則に基づいた確率的逐次改善処理を用いる．改悪となる状態遷移を確率ｐ

$$p = \exp(-\Delta f / T) \qquad (1)$$

で受け入れることにより局所的最適解から脱出することができる．ここで，Δｆは遷移前後の評価関数値の差，Ｔは「温度」パラメータである．

(２)状態系列の多重化による探索範囲の拡張

解集団を構成して，多数の初期解から解の探索を行う．多数の初期解を設定して探索のための状態系列を多重化することにより，初期解依存性を排除するとともに，状態空間中のより広い範囲を探索できる．

(３)状態系列の選択処理による探索の効率化

ＳＡ法の内部ループ中の一定回数毎に，解集団の評価関数値の平均値を求め，評価関数値が平均値より大きな解を不良な解とし，平均以下の解を良好な解として，それぞれ任意に一つずつ選び，不良な解を良好な解で置き換える．これにより，複数存在する状態系列の淘汰を行い，探索範囲を徐々に限定する．

(４)遺伝的状態生成処理（「交叉」処理）

状態系列の選択処理による探索範囲の絞り込みを行う際に，遺伝的アルゴリズムにおける解の生成を取り入れる．状態系列を多重化したことにより常に存在している解集団を，遺伝的アルゴリズムにおける「人口(population)」と見なす．そして，状態の置き換えのために選ばれる二つの解を「親（parents)」として，この二つの解に数種の「交叉（crossover)」処理を施し，「子（offspring)」に相当するいくつかの新しい解を生成する．親と子の解集団の中から評価関数値が最小の解を選択して，親の解をこの解で置き換える．この遺伝的状態生成処理による解の生成は，(１)で述べた各状態系列に対する逐次改善処理ではなかなか到達し難い解を作ることができるので，状態空間中をより広範囲に効果的に探索できる可能性がある．

図３に，改良型アニーリング法のアルゴリズムを示

す．まず，複数の初期解を設定する(1:)．内部ループの一定回数Ｎ毎に，要素数Ｌからなる解集団Ｘの評価関数値の平均値 f_{av} を求める．平均値より評価関数値の小さい解 x_i と平均より大きい解 x_j を任意に選択した後，遺伝的状態生成処理により x_{cr} を得る．解 x_i と x_{cr} を比較し，より適した解で x_i および x_j を置き換えて状態系列の絞り込みを行う(4:～9:)．

上述以外の部分がＳＡ法の処理に相当し，複数ある解の中から任意の一つを選択して，確率的逐次改善を試みる(10:～15:)．

```
1: initialize_population(X={x1,…,xL});
2: for( T=Ts; T>Te; T*=α ){
3:    for( loop=0; loop<M; loop++ ){
4:       if( loop%N == 0 ){
5:          select two solutions(xi, xj∈X);
6:          /* f(xi) < fav < f(xj) */
7:          xcr = crossover(xi, xj);
8:          xi = xj = min(xi, xcr);
9:       }
10:       select a solution(xi∈X);
11:       xi' = move(xi);
12:       df = f(xi') - f(xi);
13:       if(df<0 or rand([0,1])<exp(-df/T))
14:          xi = xi';
15:       else ;
16:    }
17: }
```

図２　改良型ＳＡ法のアルゴリズム

４．改良型アニーリング法のフロアプランへの適用

改良型アニーリング法をフロアプラン設計問題へ適用することを考える．改良型アニーリング法は一種の逐次改善法であるから，問題へ適用する場合は解の質を評価するための評価関数と解を更新するための状態遷移法を定める必要がある．次にそれらを述べる．

4.1.　アニーリング過程における構造変化

ポーランド表記の導入により，フロアプランのスライス構造の構造変化は文字列操作に置き換えることが可能となる[4]．

ＳＡ法の確率的遷移則による解の更新は，各解の近辺の状態空間を探索することを目的として，スライス構造を表す文字列の細かい変更を行う．本報告では，次のような文字列操作[4] を用いてスライス構造の確率的逐次改善を行う．

Ｍ１：領域を示す文字列中の隣合う数字同士の位置交換

Ｍ２：位置関係を示す符号（＊，＋）の反転

Ｍ３：文字列中の隣合う符号と数字の位置交換

これらの文字列操作は，改良型アニーリング法の状態遷移に相当し，三つのうちから任意に選択して行う．この三つの文字列操作の例と，それに対応するスライス構造の変化を図３に示す．

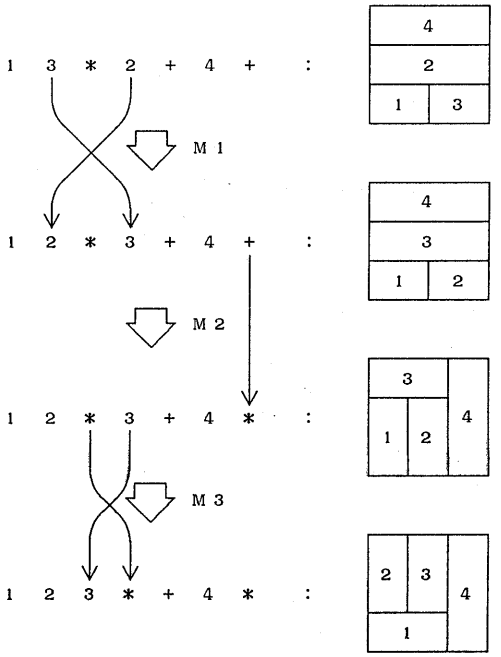

図３　文字列操作と構造変化[4]

4.2.　遺伝的状態生成処理による構造変化

状態系列選択処理における遺伝的状態生成処理では，状態空間中を広く探索する目的で，スライス構造が大きく変更される方法を用いる．解集団の中より二つの状態ｐ１とｐ２を選択して，これらに次のような遺伝的状態生成処理Ｃ１，Ｃ２，Ｃ３を施して，各処理により状態ｏ１，ｏ２，ｏ３を生成する[5]．

Ｃ１：ｏ１はｐ１から数字の部分だけがコピーされる．次に，ｐ２の符号が左から順番にｏ１の符号の位置にコピーされｏ１が完成する．

Ｃ２：ｏ２はｐ１から符号の部分だけがコピーさ

れる．次に，ｐ２の数字が左から順番にｏ１の数字の位置にコピーされｏ２が完成する．

Ｃ３：ｏ３はｐ１から符号の部分だけがコピーされる．次に，この中から任意の符号を一つ選択して，ｐ１からこの符号の部分木を構成する数字がｏ３にコピーされる．最後に，ｏ３の残りの数字の位置にｐ２の左から順番に数字が重複しないようにコピーされｏ３が完成する．

物理的意味は，Ｃ２の遺伝的状態生成処理では新しく生成される解はｐ１よりスライスの構造を受け継いでいる．また，Ｃ３ではｐ１よりスライスの構造と部分木に相当するスライス構造をそのまま受け継いでいる．図４，５に，この遺伝的状態生成処理例を示す．

4.3. 評価関数

ポーランド表記が示すスライス構造の評価には，次に示す評価関数Ψを用いる．

$$\Psi = S + \lambda \cdot L \qquad (2)$$

ここで，Ｓはスライス構造（チップ）の面積，Ｌは総配線長，λ(>0)は重み付け定数である．配線長は，配線の存在する機能ブロックが配置されている矩形領域間のマンハッタン距離とする．

評価関数値を求めるために必要なフロアプランの各機能ブロックの形状決定法[4,6] を付録に記す．

(a). Ｃ１の遺伝的状態生成処理例

p1	2	6	8	+	*	7	5	*	+	4	1	*	3	*	+
p2	1	4	5	6	+	+	+	8	7	*	3	2	*	+	*
(step1)	2	6	8			7	5			4	1		3		
(step2)	2	6	8	+	+	7	5	+	*	4	1	*	3	+	*
o1	2	6	8	+	+	7	5	+	*	4	1	*	3	+	*

(b). Ｃ２の遺伝的状態生成処理例

p1	2	6	8	+	*	7	5	*	+	4	1	*	3	*	+
p2	1	4	5	6	+	+	+	8	7	*	3	2	*	+	*
(step1)				+	*			*	+			*		*	+
(step2)	1	4	5	+	*	6	8	*	+	7	3	*	2	*	+
o2	1	4	5	+	*	6	8	*	+	7	3	*	2	*	+

(c). Ｃ３の遺伝的状態生成処理例

p1	2	6	8	+	*	7	5	*	+	4	1	*	3	*	+
p2	1	4	5	6	+	+	+	8	7	*	3	2	*	+	*
(step1)				+	*			*	+			*		*	+
(step2)				+	*			*	+			*		*	+
(step3)				+	*			*	+	4	1	*	3	*	+
(step4)	5	6	8	+	*	7	2	*	+	4	1	*	3	*	+
o3	5	6	8	+	*	7	2	*	+	4	1	*	3	*	+

図４　遺伝的状態生成処理の例

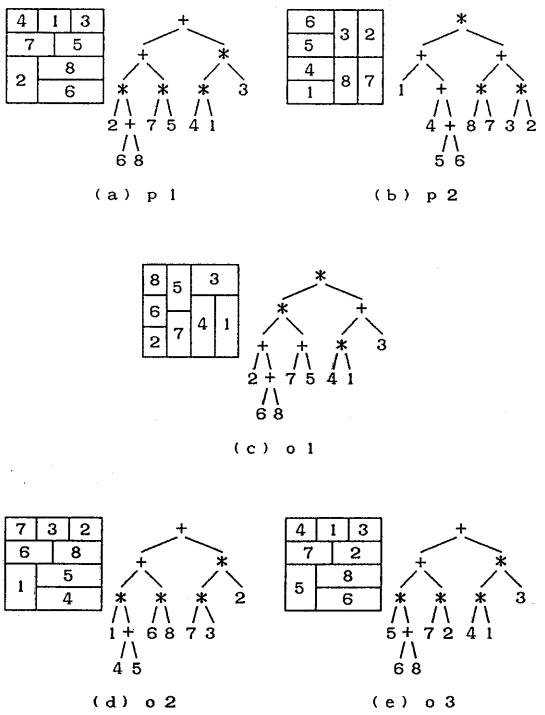

図５　遺伝的状態生成処理によるスライス構造の変化

5．実験と結果

まず，実験に用いたフロアプラン設計モデルを以下に述べる．

①機能ブロックに相当する矩形モジュール数は20個とする．各矩形モジュールの面積は[1,10]の任意の実数に設定したので，面積の総和は116.64である．また縦横比(aspect ratio)は全て[0.5,2.0]の範囲で連続的に可変とする．

②配線は全てブロック間配線(外部配線無し)として任意に設定した．それぞれの機能ブロックには５～10本の配線が存在し，全配線数は 130本とする．

従来のＳＡ法および改良型アニーリング法を，以上のフロアプラン設計問題に適用した．実験ではプログラムはＣ言語で記述し，計算機はSUN SPARK station1を使用した．

表１と表２に結果を示す．また，表中の「ＳＡ法」は従来のＳＡ法を，「ＭＳＡ法」は状態系列を多重化したのみの改良型アニーリング法を，「ＩＳＡ法」は遺伝的状態生成処理を取り入れた改良型アニーリング

法をそれぞれ表す．表中の数値はいずれも初期解を変えて50回実験した際の平均値である．ただし「ＭＳＡ法」および「ＩＳＡ法」では，処理終了時に解集団の中から最良のものを選んで結果としている．

実験に使用した各種パラメータは，いずれの実験においても以下の値で統一している．

・開始温度　　：$T_s=500.$
・終了温度　　：$T_e=0.1$
・温度減少率　：$\alpha=0.9$
・重み付け定数：$\lambda=1.$

状態遷移の試行の総数は，比較のために各手法とも同数としている．

実験結果にみるように，改良型アニーリング法は従来の手法よりも良い解が得られることがわかる．これは，改良型アニーリング法の遺伝的状態系列選択処理による状態生成によって，状態空間中のより広い範囲の探索が行われたためと考えられる．

表１　実験結果（内部ループ数:500）

	ＳＡ法	ＭＳＡ法	ＩＳＡ法
面積	137.234	130.669	130.177
配線長	653.754	652.116	645.542
評価平均値	793.583	782.785	775.719
（比較）	1.000	0.990	0.977

表２　実験結果（内部ループ数:1000）

	ＳＡ法	ＭＳＡ法	ＩＳＡ法
面積	133.802	131.033	126.785
配線長	642.770	629.076	618.736
評価平均値	776.572	760.109	745.521
（比較）	1.000	0.979	0.960

５．むすび

本報告では，多重化した状態系列の選択処理の際，遺伝的状態生成処理を行う改良型アニーリング法を提案し，ＶＬＳＩフロアプラン設計問題に適用してその有効性を示した．また，従来のＳＡ法による解と比較した結果，改良型アニーリング法は状態空間中を広範囲に探索することが可能であり，良好な結果が得られることがわかった．

今後の課題として，

・解の収束性，探索可能範囲の理論的検討
・最適な解集団の要素数，状態置換の周期および置換する状態数の決定方法の確立があげられる．

謝辞

本研究にあたり，有益なる御助言を頂きました本大学電気電子工学科 倉田 是 教授 に御礼申し上げます．

参考文献

(1)J.H.Holland: “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, Ann Arbor,MI:University of Michigan Press (1975).

(2)S.Kirkpatrick,C.D.Gelatt Jr.and M.P.Vecchi: “Optimization by Simulated Annealing”, Science,220,pp.671-680 (1983).

(3)小圷,須貝,平田: “遺伝的要素を取り入れた改良型アニーリング法によるブロック配置法”, 信学論(A),J73-A,1,pp.87-94(1990).

(4)D.F.Wong and C.L.Liu: “A new algorithm for floorplan design.”, Proc.IEEE 23rd DAC,pp.101-107(1986).

(5)J.P.Cohoon, S.U.Hegde, W.N.Marthin and D.Richards : “Floorplan design using distributed genetic algorithms.”, Proc.IEEE ICCAD'88, pp.452-455(1988).

(6)築山修治: “カスタムＬＳＩのレイアウト技法”, 計測と制御,Vol.28,pp.869-875(1989).

付録

・フロアプランにおける各ブロックの形状決定法

ここで，スライス構造を持つフロアプランにおける，各機能ブロックの形状決定法について述べる．

まず，各ブロックの形状制約について考える．ブロックｉの面積A_iとし，このブロックが配置可能な矩形領域の幅をx_i，高さをy_iとする．縦横比に制約がない場合は，x_iおよびy_iの下限は双曲線$x_i \cdot y_i = A_i$ である．

縦横比が[a, b] で連続的に可変である場合，配置可能な矩形領域は図6 (a) の斜線部のように表される．また，縦横比が[a, b] で離散的に可変である場合には，同図(b) のように表される．したがって，縦横比が連続的に可変である場合の双曲線部分を線形近似すると，同図(c) のようになる．

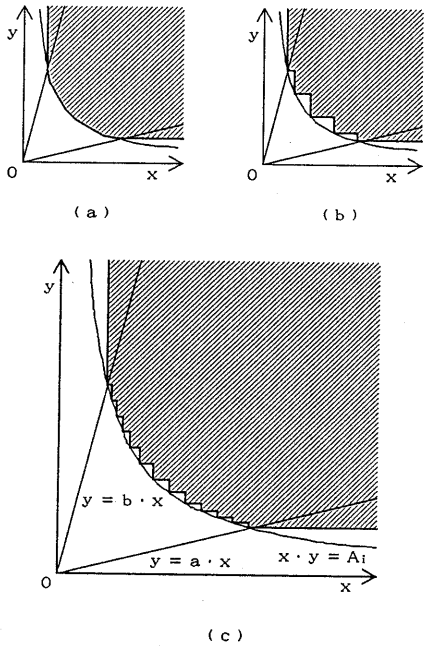

図6　機能ブロックの配置可能領域

次に，スライス構造の形状制約の合成を考える．矩形領域AおよびBの形状制約がそれぞれΓ_A とΓ_B であるとき，AB＋またはAB＊で表されるスライス構造の形状制約は，Γ_A とΓ_B をそれぞれy方向またはx方向に加えることによって表される（図7）．したがって，フロアプランがスライス構造である場合には，このような形状制約の合成をボトムアップに繰り返すことにより，チップ全体の形状制約を求めることができる．チップ面積Sを最小にするには，チップの形状制約を満たす座標(x，y)において，S＝x・yが最小になる点(x，y)を求めればよい．

チップの形状制約と最小面積を実現する点(x，y)が決定されると，ボトムアップに行われた形状制約の合成をトップダウンにほぼ逆の操作を行うことによって，反復的にスライス構造の各矩形領域の座標が計算でき，各機能ブロックの形状も決定される．

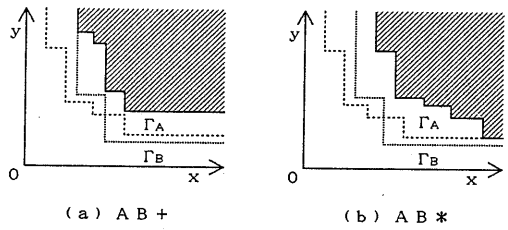

図7　形状制限の合成