

〈論 文〉

# 신경회로망을 이용한 직사각형의 최적배치에 관한 연구

한국찬\* · 나석주\*\*

(1993년 6월 10일 접수)

## A Study on Optimal Layout of Two-Dimensional Rectangular Shapes Using Neural Network

G.C. Han and S.J. Na

**Key Words :** Neural Network(신경회로망), Self-Organizing Feature Maps(자율조직 특성지도), Simulated Annealing Algorithm(모의어닐링법), Combinatorial Optimization Problem(조합 최적화문제), Cost Function(가격함수), Heuristics(발견론적 방법), Acceptance Probability(수용확률)

### Abstract

The layout is an important and difficult problem in industrial applications like sheet metal manufacturing, garment making, circuit layout, plant layout, and land development. The module layout problem is known to be non-deterministic polynomial time complete(NP-complete). To efficiently find an optimal layout from a large number of candidate layout configuration a heuristic algorithm could be used. In recent years, a number of researchers have investigated the combinatorial optimization problems by using neural network principles such as traveling salesman problem, placement and routing in circuit design. This paper describes the application of Self-organizing Feature Maps(SOM) of the Kohonen network and Simulated Annealing Algorithm(SAA) to the layout problem of the two-dimensional rectangular shapes.

### 1. 서 론

1950년대 이후로 2차원 형상의 배치에 대한 관심이 증가하여 왔다. 이는 조선업, 자동차산업, 의류업 등 판재소재를 다루는 산업의 응용분야를 비롯하여 초고집적회로 설계(VLSI Design)등에서 컴퓨터에 의한 자동설계의 역할이 중요하게 부각되었기 때문이다. 여러 응용분야에 있어서 배치문제는 각 분야의 고유한 특성으로 인해 다소간 차이점이 있으나 공통적인 목표는 주어진 영역안에서 겹침없이

배치하면서 요구되는 면적을 최소화하는 것이다.

재래적인 방법에 의한 배치는 숙련된 작업자에 의해 수동으로 행해지는데 이는 만족할 만한 배치가 이루어질 때까지 가능한 다양한 위치에서 회전과 이동을 반복하여 시행착오법으로 해를 구하는 것이다. 이 절차는 모듈의 개수가 증가함에 따라 지루하고도 시간의 소모가 많을 뿐 아니라 숙련공의 개인적인 기술에 의존하므로 일관된 최적해를 얻기가 불가능하다.

실제 2차원 형상의 최적배치 문제를 다루기 어렵게 하는 점은 모듈의 개수가 증가함에 따라 최적해를 얻기 위해 요구되는 계산시간이 기하급수적으로 증가한다는 것이다. 일반적으로 이러한 문제는

\*한국과학기술원 정밀공학과

\*\*정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

NP-complete(non-deterministic polynomial time complete)문제에 속하며, 모듈개수( $N$ )가 증가함에 따라 배치가능한 해의 개수는 지수함수( $e^N$ )적으로 혹은 제승함수( $N!$ )적으로 증가하게 된다. 더우기 실제 문제들은 많은 제한조건들이 따르는데 각 문제에서 우리가 얻고자 하는 바를 기술한 목적함수가 이러한 제한조건들을 다 반영하지 못할 때도 있다. 이러한 요인으로 인해 지금까지의 연구 방향은 제한된 시간안에 최적해가 아닌 경험적으로 얻은 정보와 근사 알고리즘을 이용하는 최적화기법으로 휴리스틱(heuristic)원리에 근거한 알고리즘의 개발에 역점을 두어 왔었다.<sup>(1~6)</sup> 그러나 이러한 알고리즘들의 공통점은 배치해를 탐색하는데 있어서 휴리스틱정보를 적용하여 탐색속도를 증가시켰으며 탐색절차가 순차적(sequential)이며 결정론적(deterministic)인 방법들이므로 좋은 결과를 얻기가 어렵다고 볼 수 있다.

집적회로 설계분야에서는 1980년대 이후로 회로 배치에 관한 많은 알고리즘들이 개발되었으며 활발한 연구가 진행되어오고 있다.<sup>(7~11)</sup> 지금까지 회로 배치문제를 풀기 위해 개발된 방법으로는 크게 건설적인 방법(constructive methods)과 반복개선방법(iterative improvement methods)으로 나누어진다. 건설적인 방법은 휴리스틱한 법칙을 사용하여 순차적으로 결정해 나가는 결정론적 방식으로 해를 구하는데 이러한 방법으로는 집단성장(clustering), 분할근거배치(partitioning), 해석적방법(numerical optimization techniques) 등이 있다.<sup>(7,8)</sup> 반복개선방법에는 현재의 배치상태에서 모듈을 이동시키거나 교환하여 배치결과를 향상시키는 방법으로 모의어닐링법(SAA), 유전적방법(genetic algorithm), 힘평형법(force directed placement), 진화론적방법(Simulated evolution) 등이 있다.<sup>(9)</sup>

최근에는 최적화문제에 있어서 지금까지 순차적으로 탐색하여 가던 개념들로부터 병렬적(parallel)으로 탐색하는 기법을 구현하기 위해 신경회로망원리를 적용하여 최적화문제에 대한 새로운 평가와 그 가능성을 제시하고 있다. 이러한 연구에 있어서 가장 활발한 분야중 하나가 집적회로 설계에 있어서 회로배치이다.<sup>(10,11)</sup> 이 외에도 신경회로망과 관련된 최적화기법중 모의어닐링법이 Kirkpatrick<sup>(12)</sup>에 의해 발표된 이후로 모듈배치에 있어서 가장 잘 개발된 방법중 하나가 되었다. 최근에 집적회로 설계의 여러 최적화문제에 적용된 다양한 신경회로망

모델은 대부분 집적회로 설계문제에 적용해 보았는데 의의를 두고 있으며 실제문제에 적용할 수 있을 정도로 좋은 결과를 얻지는 못했다.

이 논문에서는 신경회로망에 있어서 Kohonen의 비지도학습(unsupervised learning) 알고리즘에서 형성되는 자율조직 특성지도(self-organizing feature maps: SOM)와 모의어닐링법(simulated annealing algorithm: SAA)을 소개하고, 이 기법을 이용해 이차원 직사각형 모듈의 최적배치에 관한 수정된 알고리즘을 제안하고 실제문제에 적용하기 위한 방법을 고찰하였다.

## 2. 제안된 배치알고리즘의 전체적 개요

제안된 2차원 직사각형에 대한 배치알고리즘은 크게 두가지의 배치전략으로 구성되어 있다. 먼저 수정된 SOM 알고리즘을 이용해서 대략적인 초기 배치를 한 다음 얻어진 초기배치의 구조를 크게 왜곡시키지 않으면서 최적배치에 가까운 해를 얻기 위해 SAA를 도입하였다. SAA는 순환판매원문제(traveling salesman problem)<sup>(13,14)</sup>나 집적회로에서 소자의 배치와 같은 매우 어려운 최적화문제의 해를 구하는데 매우 강력하면서 강인성(robust)이 있는 방법이다. 그러나 매우 훌륭한 해를 제공하는데 반해 상당히 좋은해를 얻는데 요구되는 CPU시간은 매우 길다는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 Aarts<sup>(15,16)</sup>등은 계산속도를 증가시키기 위해 새로운 냉각스케줄을 제안하였으며, Atkin<sup>(17)</sup>과 Casotto<sup>(18)</sup>등은 기존의 순차적인 SAA를 개선한 새로운 병렬적처리방법을 연구하는등 많은 노력들이 행해져 왔다.

본 논문에서는 이러한 SAA의 우수한 탐색능력을 이용하면서 계산시간을 줄이기 위해 다른 신경회로망의 모델들에 비해 시간적으로 매우 빠른 학습능력을 갖는 자율신경망 모델인 SOM을 결합시켜 해를 구하였다.

Fig. 1에서는 제안된 배치알고리즘의 전체적 흐름도를 보이고 있다. 먼저 입력된 데이터는 0에서 1사이의 정규화된(normalized) 값으로 전처리하는데 이는 SOM의 연결강도벡터(weight vector)와 입력벡터(input vector)가 정규화된 값을 사용하기 때문이다.

배치효율과 남은 부재의 재활용율을 크게하기 위한 목적으로 좌측 우선순위의 배치와 면적이 큰 모

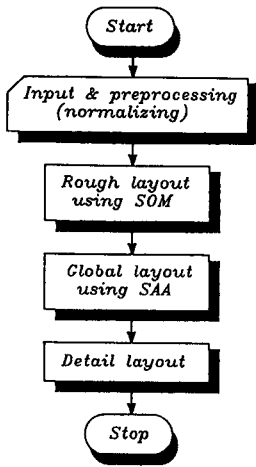


Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm for optimal layout

들을 좌측에 작은 모듈을 우측에 배치한다는 것이 본 알고리즘의 주된 휴리스틱정보이다. 이러한 기본적인 배치전략과 겹침제거를 수정된 SOM 알고리즘에 의해 비교적 빠른시간내에 구현함으로써 SAA에 의한 세밀한 배치를 위한 상당히 좋은 초기배치의 결과를 얻을 수 있다. SOM에 의해 얻어진 초기배치의 결과는 겹침을 어느정도 허용하나 목적하는 전체적인 배치유효성이 결정되는 단계이다.

SAA는 확률적인 상태전이(state transition) 메카니즘의 특성으로 인해 에너지의 지역 최소점(local minima)에 빠지지 않고 에너지가 증가하는 방향으로의 전이가 가능하여 전역적 최소값(global minima)으로의 수렴이 가능한 모델이다. 이 때문에 SOM에 의해 얻어진 초기배치의 특성을 크게 왜곡시키지 않으면서 전역적인 최적배치를 얻기 위해 SAA가 도입되었으며 확률적인 상태의 변화가 더 이상 일어나기 어려운 단계에서는 모듈을 그 주변의 작은 영역안에서 섭동(perturbation)시켜서 모듈간의 간격을 최소화시키는 세밀한 배치가 시도되어지는 것이 본 배치알고리즘의 개략적인 전략이다.

### 3. Kohonen의 자율조직 특성 지도

#### 3.1 Kohonen의 자율조직원리

Kohonen은 뇌에서 일어나는 생물학적 과정을 보일 수 있는 인공 시스템을 구축하려고 하였는데

그것은 인간이 경험에 의한 정보를 두뇌에 저장하는 방법에 관한 것이다. 생물학적으로 볼때 뇌에서 감각경로의 중요한 구성원리는 외부 자극에 대해 비슷한 응답을 보이는 신경세포들이 지형학적으로 가까이 위치하고 있다는 것이다. 코호넨은 주어진 외부 입력에 대해 민감한 반응을 보이는 셀(cell)들이 가까이 위치한 셀들이 되도록 하는 인공시스템을 만들고자하였고 자율조직 특성지도를 형성하는 알고리즘을 발견하게 되었다.<sup>(19)</sup> 그의 신경망은 자율조직화(self-organizing)하는 것을 비교적 단순하면서도 합리적으로 보여주는데 자율조직화란 주어진 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지않고 자기 스스로 학습할 수 있는 능력을 말한다.

Fig. 2에서 보는 바와 같이 SOM의 자율조직 네트워크는 2개의 층으로 이루어져있는데 첫번째층은 입력층(input layer)이고 두번째층은 경쟁층(competitive layer)이며 2차원의 격자(grid)로 되어 있다. 모든 연결은 첫번째층에서 두번째층의 방향으로 완전연결(fully connected)되어 있으며 이 노드(node)들은 경쟁층에서 고밀도로 연결되어 있다. SOM의 학습철학은 승자독점(winner take all)이다. 각 노드는 연결 강도벡터와 입력벡터가 얼마나 가까운가를 계산한다. 그리고 각 노드들은 학습할 수 있는 특권을 부여받으려고 서로 경쟁하는데 거리가 가장 가까운 노드가 승자가되고 승자와 그의 이웃들만이 그들의 연결강도를 조정할 수 있다. 승자 노드를 결정하고 난 후에는 코호넨의 학습 규칙에 따라 노드의 연결강도를 조정해야 하는데 이 규칙은 다음 식으로 표현된다.

$$w_{new} = w_{old} + \eta(t) (\xi - w_{old})$$

여기서,

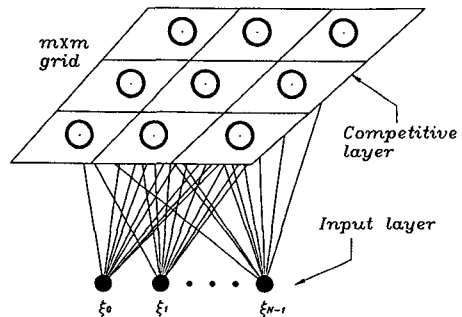


Fig. 2 SOM architecture

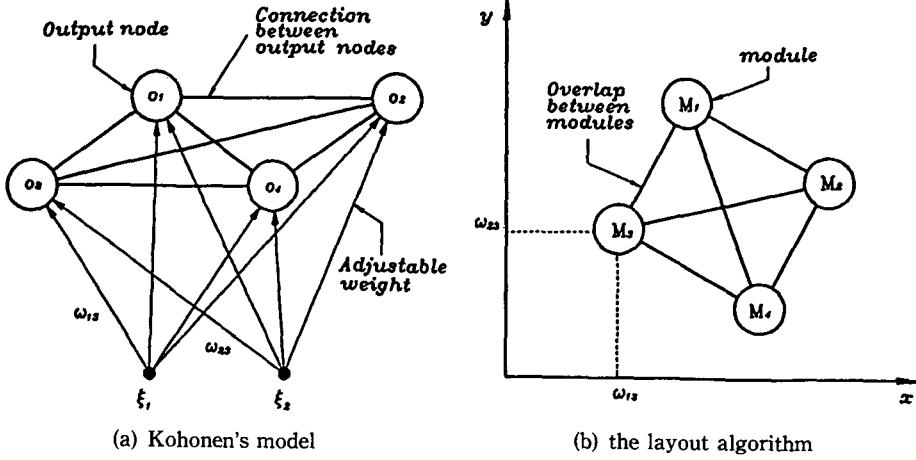


Fig. 3 The correspondence of items between

- $\omega_{old}$  : 조정되기 이전의 연결 강도벡터
- $\omega_{new}$  : 조정된 후의 새로운 연결 강도벡터
- $\xi$  : 입력벡터
- $\eta(t)$  : 이득함

SOM은 여러가지 장점들을 가지고 있다. 첫째 백프로퍼게이션(back propagation)모델과는 달리 여러단계의 피드백이 아닌 단 하나의 전방패스(feedforward flow)를 사용하기 때문에 이 네트워크는 그 구조상 수행이 상당히 빠른 모델이다. 둘째 SOM은 자율조직을 통한 정확한 통계적 모델이다. Kohonen의 특징지도의 자율조직 특성을 통해서 얻을 수 있는 중요한 결과는 연결 강도벡터의 점 밀도함수가 입력벡터의 통계적인 밀도함수에 근사화한다는 것과 연결 강도벡터는 그들의 상호 유사성에 따라 정렬된다고 한다는 것이다.

3.2 SOM과 배치 모델

코호넨모델과 배치모델의 상관관계가 Fig. 3에 묘사되어 있다. Fig. 3의 (a)에서 출력노드는 (b)에서 배치할 모듈에 대응된다. 코호넨모델의 입력노드의 개수는 모듈배치영역의 차원에 대응하며 연결강도  $W_{ij}$ 는 모듈  $M_j$ 의 위치의  $i$ -번째 좌표값을 나타내며 2차원 배치영역에서 각 모듈  $i$ 의 위치는 벡터  $W_i = \{W_{1i}, W_{2i}\}$ 로 표시된다. 여기서  $W_{1i}$ 와  $W_{2i}$ 는 각각 모듈  $i$ 의 위치의  $x$ 와  $y$ 좌표값을 나타낸다. 신경회로망에서 입력벡터는 규정된 배치영역에서 균등분포로 랜덤하게 선택된다. 코호넨모델의 경쟁층에서의 연결은 배치모델에서 두 모듈간의 겹

침에 상응한다. Fig. 4는 배치하고자 하는 직사각형에 대한 형상정의를 나타낸다. 하나의 모듈은 폭(width)과 길이(length)로 정의되며, 기준점(reference point)을 가지며 코호넨모델의 출력노드는 바로 이 기준점에 해당한다.

3.3 수정된 SOM 배치알고리즘

배치를 위한 수정된 SOM 배치알고리즘을 Fig. 5에 기술하였다. 초기에 모든 모듈은 배치영역의 중심에 임의로 모아 놓는다. 학습을 위한 입력을 주어진 배치영역안에서 랜덤하게 발생시키고 입력의 위치로부터 가장 가까이 있는 모듈을 하나 선택한다. 선택된 모듈과 그 이웃 모듈에 대해 과정 6의 위치 개선 공식을 적용하여 새로운 위치를 지정해 준다. 이러한 과정이 끝나면 또 다른 입력벡터가 들어오게 되고 위에서 기술한 과정을 되풀이한다. 바라는 배치전략을 수행하기 위해서는 약간

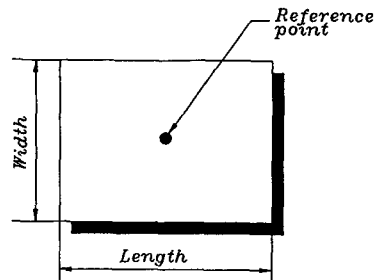


Fig. 4 Shape representation

<b>Step 1</b>	Initialization : $t=0$ , modules are randomly distributed near the center of region
<b>Step 2</b>	Rotation of modules for reduction of overlap
<b>Step 3</b>	Pairwise interchange for reduction of inertia moment
<b>Step 4</b>	Present a new input $\xi(t) = \{\xi_1(t), \xi_2(t)\}$
<b>Step 5</b>	Select the module $j$ which is nearest form the input, i. e., select $j^*$ such that $\{(\xi_1 - \omega_{1i})^2 + (\xi_2 - \omega_{2i})^2\}$ is minimal when $i=j^*$
<b>Step 6</b>	Update the position of module $j^*$ and its neighbors within the distance $\sigma(t)$ from $j^*$ . that is, for all such module, $i$ , perform the following operations: $\omega_{1i} = \omega_{1i} + \alpha_i \eta(t) (\xi_1(t) - \omega_{1i})$ $\omega_{2i} = \omega_{2i} + \alpha_i \eta(t) (\xi_2(t) - \omega_{2i})$ where $\alpha_i$ ( $0 < \alpha_i < 1$ , for all) is determine such that the amount of overlap of module $i$ with other mkodule is mkinimal $\sigma(t)$ ( $\sigma(t) = \sigma_i(\sigma_j/\sigma_i)t/t_{max}$ ), $\eta(t)$ ( $\eta(t) = 0.2$ ) are neighborhood function and gain function, respectively
<b>Step 7</b>	Increase $t$
<b>Step 8</b>	If $t=t_{max}$ STOP else GO TO step 2

Fig. 5 Modified SOM layout algorithm

의 휴리스틱정보가 필요하게 되는데, 적용된 휴리스틱정보는 Fig. 5의 과정 2에서 겹침면적을 쉽게 줄이고 총적용을 효과적으로 높이기 위해 임의로 선택된 모듈에 대해서 회전을 시도하는 것이다. 회전은 90°단위로 이루어지며 겹침이 줄어들 경우에만 허용된다. 또 하나는 Fig. 5의 과정 3으로 Fig. 6에서와 같이 임의로 선택된 두 모듈에 대해 상호교환(pairwise interchange)을 시도하여 배치영역의 좌측 기준축에 대해서 전체적인 회전 관성모멘트를 줄이므로써 목적하는 배치전략에 상응하는 결과를

얻고자하였다. 이 결과로 면적이 큰 모듈이 좌측으로 쏠리는 배치운곽을 얻게 된다. 과정 6에서 위치개선공식에 의해 계산된 위치는 단지 모듈의 이동방향만 결정한다. 이동거리는 모듈간 겹침면적과 좌측 우선순위배치를 고려한 가격함수(cost function)가 최소가 되는 위치로 결정된다. Fig. 7에서 초기 위치에서 위치개선공식에 의해 결정된 목표위치까지 최적의 위치를 선정하기 위해서는  $\alpha_i$ 값을 0과 1 사이의 모든 값에 대해 조사하여야 하나 시간이 많이 걸리므로 본 알고리즘에서는 0과 1 사이에

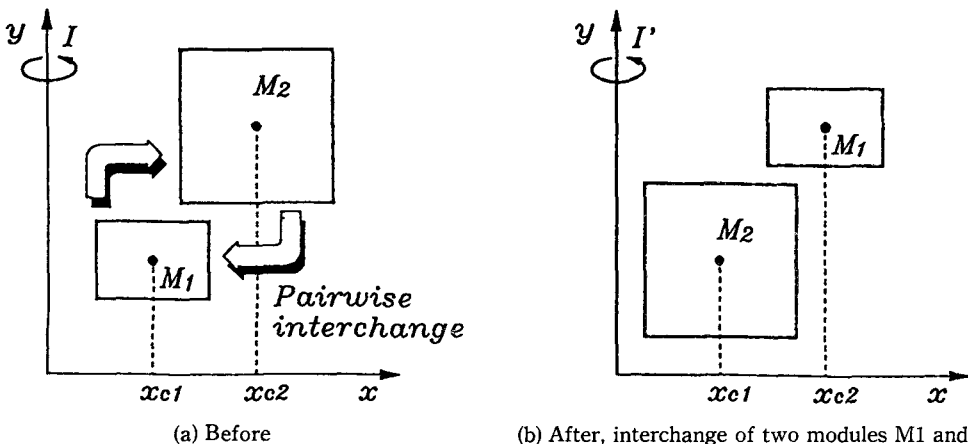
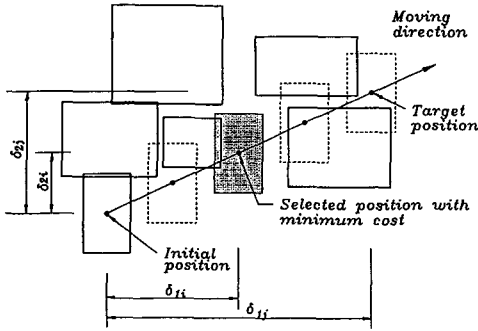
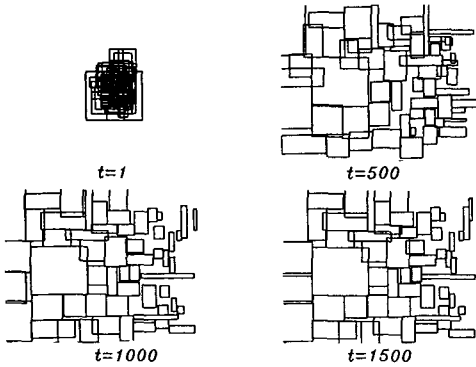


Fig. 6 Parewise interchange of two modules



**Fig. 7** Position update method :  
The overlap area along the moving direction is checked for some finite increment of and the position which has minimum cost is selected



**Fig. 8** SOM optimization process :  
Intermediate results as time is increased

서 몇개의 값을 택하여 그중 가격이 가장 작은 값을 택했다.

이웃함수 (neighborhood function)  $\sigma(t)$  와 이득함  $\eta(t)$  는 각각 다음과 같은 함수를 사용하였다.

$$\sigma(t) = \sigma_i (\sigma_f / \sigma_i)^{t/t_{max}}$$

$$\eta(t) = 0.2$$

여기서,

- $t$  : 시간(반복회수)
- $\sigma_i$  : 초기 이웃의 크기
- $\sigma_f$  : 최종 이웃의 크기
- $t_{max}$  : 전체 입력 개수

알고리즘이 수행되기 시작하여 얼마동안은 하나의 입력에 대해 많은 모듈들이 영향을 받고 또 그 이동거리도 커서 전체적으로 최적배치에 가까운 구성을 만들려하며, 시간이 많이 흘러 이웃의 크기가

감소하게 되면 주어진 입력에 의해 영향을 받는 모듈이 적어진다.

### 3.4 모듈배치 결과 및 고찰

Fig. 8은 제안된 SOM 배치 알고리즘을 사용하여 얻은 초기 배치의 결과이다. 모듈 수는 55개이고 모두 직사각형의 형상이다. 초기에 모든 모듈은 배치영역의 중심부근에 랜덤하게 모여 있다가 학습이 진행하면서 배치영역 전체에 펼쳐지는 것을 볼 수 있다. 입력은 배치영역내에서 균일분포를 가진 임의의 값으로 주어지는데 하나의 입력벡터에 대해 위치개선이 일어나며 회전과 상호교환에 의해 전체적으로 원하는 배치윤곽에 점점 접근해 감을 볼 수 있다. 1500번의 반복 수행을 거친 최종 결과를 보면 결점이 완전히 제거되지는 않았으나 좌측 우선 순위의 배치전략과 면적이 큰 모듈이 왼쪽으로 치우치는 초기의 배치전략에 많이 부합되어 다음 단계의 SAA에 의한 배치 수행을 위한 훌륭한 초기 배치가 얻어졌음을 알 수 있다.

전체 알고리즘에서 대부분의 계산시간은 위치개선과정과 모듈간의 결점면적을 계산하는데 많이 소요되었다. 계산에 소요된 CPU 시간은 IBM PC/486에서 수행한 결과 155초였다.

## 4. 모의 어닐링법

### 4.1 이론적 배경

백프로퍼게이션(backpropagation) 네트워크나 홉필드(hopfield) 네트워크는 신경회로망에 있어서 매우 중요한 학습모델인데 이 모델들의 매우 중요한 공통적인 문제점은 종래의 반복개선법에서 일어나는 지역 최소점문제이다. 문제 해결에 있어서 일반적으로 추구하는 것은 지역 최소점이 아닌 전역적 최소점을 찾는 것이다. 조합 최적화문제와 관련하여 1982년 Kirkpatrick<sup>(12)</sup> 등에 의해 소개된 SAA는 종래의 주로 사용되어 온 반복개선 알고리즘이 초기치의 설정에 의존하여 지역 최소점에 수렴하는 약점을 보완하면서 제안되었으나 Corana 등은 연속적인 변수를 갖는 함수에 적용하기 위해 수정된 알고리즘을 발표하기도 하였다.<sup>(20)</sup> 원래 이 알고리즘은 1953년 Metropolis<sup>(21,22)</sup> 등에 의해 고체가 열평형상태로 변화해가는 과정을 효율적으로 시뮬레이션하기 위해 소개된 것이었으나 고체 물리학에서의 이러한 이론이 Kirkpatrick 등에 의해 조

함 최적화문제에서 가격함수를 최소화시키는 문제로 개발되었다.

어닐링이란 고체를 용해온도까지 가열한 후 그것을 완전한 격자상태의 결정체가 될때까지 식히는 물리적인 과정이다. 이런 과정중에 그 고체의 자유 에너지(free energy)는 최소화된다. 통계역학에서의 근본적인 의문은 온도가 내려감에 따라 일어나는 고체의 상태변화에 관한것이다. 보다 엄밀히 말하자면 고정된 온도에서 많은 분자들로 구성된 고체는 열평형상태에 도달되며 열평형 상태에서 분자들의 위치를 나타내는 공간배열(configuration)은 다음과 같은 Boltzmann 분포에 의해 지배된다.

$$P(Er) = \exp(-Er/kT)$$

여기서,

- $P(Er)$  : 온도  $T$ 에서 에너지  $Er$ 을 갖는 확률
- $Er$  : 에너지
- $k$  : Boltzmann 상수
- $T$  : 절대온도

위식에 의하면 온도  $T$ 가 감소함에 따라 Boltzmann 분포는 낮은 에너지를 갖는 상태로 점점 수렴하고 온도가 거의 0에 가까울때에는 최소의 에너지 상태들만이 어떤 확률을 갖을 수 있게 된다. 또한 온도가 높으면 에너지의 작은 차이에서는 둔감하게 되고 반대로 온도가 낮으면 매우 민감하게 되어가는 것을 알 수 있다. 여기서 한가지 언급되어야 할 것은 전역적인 에너지 최소를 갖는 공간배열에 도달하는것은 온도만의 문제는 아니고 온도를 낮추는 속도가 또한 중요한 역할을 하게 된다는 것이다. 만약 너무 빠른 속도로 온도를 낮추어가면 각 온도 값에서 고체가 열평형상태에 도달하지 못해 결함(defects)이 많은 무정형의 고체상태로 응고하여 좋은 결과를 얻지못하게 된다.

이 알고리즘에서는 종래의 반복개선법에서와 같이 고체의 입자를 새로운 위치로 옮기는 랜덤한 배열을 시도하고 에너지의 변화량  $\Delta E$ 을 계산하여, 만약 에너지가 감소하면( $\Delta E < 0$ ) 새로운 배열은 이전보다 낮은 에너지 상태이므로 다음단계의 이동을 위한 시작점으로써 받아들여지게 된다. 그러나 만약 에너지가 증가하게 되면( $\Delta E > 0$ ), 그 새로운 배열의 수용확률은  $\exp(-\Delta E/kT)$ 로 결정된다. 이때 현재 온도  $T$ 에 의해 수용확률이 결정되는데 온도가 높을수록 에너지가 증가하는 방향으로의 전이확률이 크지며, 온도가 낮을수록 그 확률이 작아

진다.

하나의 제어변수(control parameter)로서의 의미를 갖는 온도  $T$ 에서 평형상태에 도달하기 위하여 시도되는 재배치 회수와 감소하는 온도의 수열을 어닐링 스케줄(schedule)이라고 부른다.

Geman<sup>(23)</sup> 등은 온도  $T$ 가 다음 조건을 만족하도록 낮추어가면 네트워크의 상태를 반드시 최소점으로 실현시킬 수 있다는것을 증명하였다.

$$T(t) \geq c/\log(1+t), \quad c \text{는 상수}$$

실제 위식의 온도변화는 대수적으로 너무 완만하기 때문에 시뮬레이션의 계산시간이 너무 막대하게 될 문제점이 있다. 이 때문에 SAA를 이용할때에는 얼마간의 휴리스틱에 의한 고속화를 행하는 경우가 많다.

#### 4.2 SAA구현과 배치알고리즘

앞절에서 토의된 이론적 배경으로부터 실제 구현하는 알고리즘은 근사적인 알고리즘임에 틀림없다. 다시말하면 어닐링 스케줄은 실제적인 구현에 있어서 유한한 회수의 전이와 유한한 회수의 온도감소라는 한계를 갖고 있으며, 또한 온도감소 속도에서도 이론적으로 제시되는 냉각 스케줄은 너무 많은 시간을 요하기 때문에 역시 실제적으로 구현하기 어렵게 된다. 이와같은 한계를 갖고 있는 모의 어닐링 알고리즘의 구현은 확률값 1을 갖는 최소 에너지로의 수렴을 보장할 수 없다. 따라서 근사적인 알고리즘으로서 효율적인 구현을 위한 많은 연구들이 진행되고 있다.<sup>(15,16)</sup>

Fig. 9은 SAA를 이용하여 제안된 배치알고리즘이다. 초기에 SOM에 의한 초기배치를 크게 변형시키지 않는 한도내에서 많은 이동을 허용하도록 온도를 높은값으로 설정한 후 서서히 낮추어 결국 가격의 감소만이 수용되도록 한다. 본 배치 알고리즘에서의 주된 휴리스틱 탐색전략중의 하나는 모듈의 랜덤한 섭동에 있다. 여기에는 규정된 배치영역 안에서 임의로 선택된 모듈에 대해 이동과 회전 그리고 두 모듈간의 상호교환이 포함되어 있다. 이것은 모듈간의 결합제거 및 좌측 우선순위배치를 위한 전략이다. 또 다른 탐색전략은 위의 랜덤한 섭동에 대한 가격을 평가하는 것으로 이를 표현하는 가격 함수는 아래의 식과 같이 두 개의 항으로 이루어져 있다.

$$C_1 = \alpha \sum_{i \neq j} 0(iz)$$

```

D=FALSE; /* Detaile layout */
M=no. of total moves to attempts;
loop_count=current no. of attempts;
T=current temperature;
generate random configuration, e.g.,
move, rotaion, pairwise interchange.
for m=1 to M {
  while(inner_loop_criterion==FALSE) {
    new_configuration ← perturb(configuration);
    ΔC ← evaluate(new_configuration, configura-
      tion);
    if(ΔC<0 && D==FALSE)
      new_configuration ← configuration;
    else if(accept(ΔC, temperature)>random(0, 1))
      new_configuration ← configuration;
  }
  T ← schedule(loop_count, T);
  loop_count ← loop_count+1;
  /* Stop global layout and begin detailed layout */
  if (stopping_criterion(loop_count, T)==TRUE)
    D=TRUE;
}
    
```

Fig. 9 The SA layout algorithm

$$C_2 = \beta \sum L_H(i) A(i)$$

여기서,

- $C_1$  : 모듈간 겹침에 대한 페널티 (penalty)
- $C_2$  : 배치유평택 제어항 (term)
- $\alpha, \beta$  : 상수
- $0(ij)$  : 모듈  $i$ 와 모듈  $j$  사이의 겹침면적
- $L_H(i)$  : 배치영역의 좌측끝단과 모듈  $i$ 의 기준점 사이의 거리
- $A(i)$  : 모듈  $i$ 의 면적

위식에서  $C_1$ 은 전체 모듈간 겹침에 대한 페널티 (penalty)항이며  $C_2$ 는 배치 유평택을 제어하는 면적 모멘트 (area moment)항이다.  $\alpha$ 와  $\beta$ 는  $C_1$ 과  $C_2$ 에 대한 가중치로  $\alpha$ 값을 크게 할 경우 어닐링에서 겹침에 대한 구속이 커지기 때문에 모듈의 이동이 자유롭지 못해 초기배치에서 큰 변화가 일어나기 힘들며, 반대로  $\beta$ 값을 크게하면 가격함수에 반영된 배치유평택을 형성하기 위해 많은 이동을 허용하나, 모듈간 겹침이 완전히 제거되기 어렵게된다. 배치의 결과는 냉각스케줄에 의해 좌우되는데 냉각스케줄을 결정하는 변수에는 제어변수인 온도의 초기값과 고정된 온도에서의 재배치 회수와 온도의 감소 속도 그리고 알고리즘의 종료 기준이있다.

### 4.3 배치결과 및 고찰

초기온도는 초기섭동에 대한 허용정도를 결정하는 중요한 변수이다. 일반적으로 초기온도를 결정할 때에는 실험에 의존하거나 수학적인 모델로부터 서로 다른 크기의 시스템에 대해서도 원하는 초기 허용확률을 얻도록 하는 적응적인 초기온도의 설정 방법을 사용하기도한다. 본 배치 알고리즘에서는 초기배치를 수정된 SOM 알고리즘에 의해서 얻은 다음 SAA 를 적용하기 때문에 초기온도의 설정은 매우 중요한 요소이다. 온도를 너무 크게 할 경우 SOM에의해 얻은 기본 배치유평택이 크게 왜곡될 우려가 있으며, 반면 너무 작으면 더이상의 개선이 일어나기 어렵게 된다. 여러차례의 실험결과 초기 온도를 30으로 했을때 배치결과가 상당히 좋았으며, 온도의 감소범칙은 아래의 식과 같이 하였다.

$$T(t+1) = 0.98 T(t)$$

알고리즘에서 총 온도단계는 300으로 하였고 고정된 온도에서의 재배치 회수는 배치할 모듈수의 100배 만큼 하였으며 각 온도단계에서 가격 증가에 대한 허용이 모듈 개수의 10배가 되면 더이상 시도하지않고 다음 단계의 온도로 넘어가도록 하였다. 이는 초기의 높은 온도에서 개선의 여지가 없는 배치에 대해 너무 많은 시도를 피하기 위함이다. Fig. 10은 온도에 대한 가격함수의 변화를 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 가격이 증가하는 방향으로의 진행이 가능하기 때문에 지역 최소점을 피할수 있음을 볼 수 있다. 온도가 0에 접근함에 따라 겹침이 완전히 제거되기 때문에 가격 함수에서 겹침에 대한 페널티는 없어지며 모듈의 면적 관성모멘트 항만이 존재하게 된다.

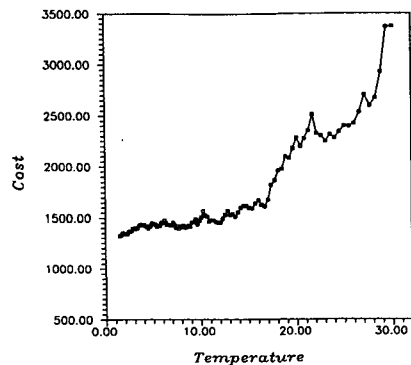


Fig. 10 Optimization curve : cost versus temperature



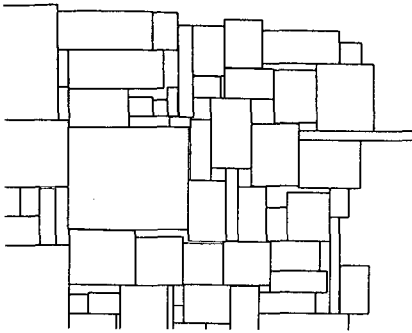


Fig. 11 Optimized result using SAA

Fig. 11은 Fig. 8로부터 얻은 최종적인 배치결과이다. 수정된 SOM 배치 알고리즘에 의한 초기배치를 크게 변형시키지 않고 전체적으로 최적에 가까운 배치결과를 얻었다. 계산에 소요된 CPU시간은 IBM PC/486에서 900초 정도였다. SOM 알고리즘을 사용하지 않고 단지 SAA만을 이용해 초기 온도를 20,000으로 하였을때 수 시간이 소요되었음과 비교해 볼때 상당히 빠른시간안에 좋은 결과를 얻었다고 볼 수 있다.

### 5. 결 론

기계 전자산업을 비롯하여 의류업 등 판재소재를 다루는 응용분야에서 자동배치를 위한 효율적인 알고리즘의 개발을 위해 많은 연구가 있어왔는데 가장 주된 연구의 목적은 효율성 향상과 계산시간의 단축이다. 두 가지의 서로 상반된 목적을 절충하여 최적화하는 문제가 이러한 배치 알고리즘을 더욱 의미있게 하고 있다. 지금까지 2차원 직사각형의 최적배치를 위해 신경회로망에서 비지도 학습특성을 가진 코호넨의 자율조직 특성지도와 이의 응용으로 배치 알고리즘에 관해 설명하고 그 결과를 보였으며, 또한 고체 물리학에서의 온도 변화에 따른 상태의 거동에 관한 수학적 모델인 모의 어닐링법과 이의 응용에 의한 배치 알고리즘을 소개하였으며 그 배치결과를 보였다. 이 두가지 서로 다른 알고리즘을 써서 배치해를 구하고자 하는것은 코호넨 네트워크의 빠른 학습능력과 SAA의 우수한 탐색효과를 함께 이용하고자 하기 때문이다. 실험결과 수행속도와 배치의 질적인 측면에서 상당히 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 차후에 계속 연구되어야 할 과제는 보다 일반적인 형상에 대한 적용과 가공

공정을 고려한 배치이다. 실제 현장에서의 배치문제는 많은 인자들이 고려되어야 하는데 조선업의 경우 경사절단(bevel cut), 절단폭보상(kerf-width), 열변형등의 고려를 배제할 수 없다. 향후 연구에 이러한 실질적인 인자의 고려가 반드시 필요하리라 사료된다.

### 참고문헌

- (1) Adamowicz, M. and Albano, A., 1976, "Nesting Two-Dimensional Shapes in Rectangular Modules," *Computer-Aided Design*, Vol. 8, No. 2, pp. 27~33.
- (2) Adamowicz, M. and Albano, A., 1976, "A Solution of the Rectangular Cutting-Stock Problem," *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-6, No. 4, pp. 302~210.
- (3) Albano, A., 1977, "A Method to Improve Two-Dimensional Layout," *Computer-Aided Design*, Vol. 9, No. 1, pp. 48~52.
- (4) Albano, A. and Sapuppo, G., 1980, "Two-Dimensional Irregular Shapes Using Heuristic Search Methods," *IEEE Transaction System, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-10, No. 5, pp. 242~248.
- (5) Nee, A. Y. C., Seow, K. W. and Long, S. L., 1986, "Designing Algorithm for Nesting Irregular shapes with and without Boundary Constraints," *Annals of the CIRP* Vol. 35, No. 1, pp. 107~110.
- (6) Nee, A. Y. C., "A Heuristic Algorithm for Optimum Layout of Metal Stamping Blanks," *Annals of the CIRP*, pp. 317~320.
- (7) Kyung, C. M., Widder, J. and Mlynski, D. A., 1992, "Adaptive Cluster Growth: a New Algorithm for Circuit Placement in Rectilinear Regions," *Computer-Aided Design*, pp. 27~35.
- (8) Dunlop, A. E. and Kernighan, B. W., 1985, "A Rcedure for Placement of Standard-cell VLSI Circuits," *IEEE Transaction on Computer-Aided Design*, pp. 92~98.
- (9) King, R. M. and Banerjee, P., 1989, "ESP: Placement by Simulated Evolution," *IEEE Transaction on Computer-Aided Design*, pp. 245

- ~256.
- (10) Hemani, A. and Postula, A., 1990, "Cell Placement by Self-Organization," *Neural Networks*, Vol. 3, No. 4, pp. 377~383.
- (11) Kim, S. S. and Kyung, C. M., 1992, "Circuit Placement on Arbitrarily Shaped Regions Using the Self-Organization Principle," *IEEE Transactions on Computer Aided Design*, Vol. 11, No. 7, pp. 844~854.
- (12) Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D. and Vecchi, M. P., 1983, "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, Vol. 220, No. 4598, pp. 671~680.
- (13) Kwon, T. M. and Lu, Y., 1991, "A Comparative Study of the Traveling Salesman Problem," *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, ASME Conference Proceedings, Ed. Dagli, C. H., Kumara, S. R. T., Shin, Y. C., pp. 889~894.
- (14) Cerny, V., 1985, "Thermodynamical Approach to the Traveling Salesman Problem: An Efficient Simulation Algorithm," *J. of Optimization Theory and Applications*, Vol. 45, No. 1, pp. 41~51.
- (15) Aarts, E. H. L. and van Laarhoven, P. J. M., 1985, "A New Polynomial-Time Cooling Schedule," in *Proc. Int. Conference on Computer-Aided Design*, pp. 206~208.
- (16) Aarts, E. H. L., Korst, J. H. M. and van Laarhoven, P. J. M., 1988, "A Quantitative Analysis of the Simulated Annealing: A Case Study for the Traveling Salesman Problem," *J. of Statistical Physics*, Vol. 50, No. 1/2, pp. 187~206.
- (17) Atkin, G. K., Bowcock, J. E. and Queen, N. M., 1988, "Solution of a Distributed Deterministic Parallel Network Using Simulated Annealing," *Pattern Recognition*, Vol. 22, No. 4, pp. 461~466.
- (18) Casotto, A. and Romeo, F., Sangiovanni-vincentelli, A., 1987, "A Parallel Simulated Annealing Algorithm for the Placement of Macro-Cells," *IEEE Transactions on Computer-Aided Design*, Vol. CAD-6, No. 5, pp. 837~847.
- (19) Kohonen, T., 1990, "The Self-Organizing Map," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 9, pp. 1464~1480.
- (20) Corana, A., Marchesi, M., Martini, C. and Ridella, S., 1987, "Minimizing Multimodal Functions of Continuous Variables with the "Simulated Annealing" Algorithm," *ACM Tran. on Mathematical Software*, Vol. 13, No. 3, pp. 262~280.
- (21) Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N. and Teller, A. H., 1953, "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines," *J. of Chem. Physics*, Vol. 20, No. 1334, pp. 1087~1092.
- (22) Rutenbar, R. A., 1989, "Simulated Annealing Algorithms: An Overview," *IEEE Circuits and Devices Magazine*, pp. 19~26.
- (23) Geman, S. and Geman, D., 1984, "Stochastic relaxation Gibbs distributions, and Bayesian restoration of images," *IEEE Trans. Pattern And Machine Intelligence*, Vol. PAMI-6, pp. 721~741.