

FLASOM - 자기조직화 지도를 이용한 시설배치

FLASOM - Facility Layout by a Self-Organizing Map

이 문규*

Moon-Kyu Lee

Abstract

The most effective computer algorithms for facility layout that have been found are mainly based on the improvement heuristic such as CRAFT. In this paper, we present a new algorithm which is based on the Kohonen neural network. The algorithm firstly forms a self-organizing feature map where the most important similarity relationships among the facilities are converted into their spatial relationships. A layout is then obtained by a minor adjustment to the map. Some simulation results are given to show the performance of the algorithm.

1. 서론

근래에 이르러, 제조원가에 큰 비중을 차지하는 物流비용을 절감하려는 시도가 크게 부각되고 있다. 특히, 일단 설치 후에는 변경에 많은 시간과 비용이 따르게 되는 제조시스템의 경우, 초기 설계시에 관련비용을 극소화하려는 노력이 요구된다. 따라서 좋은 설비배치안을 얻는 것은 이러한 물류비용 절감에 크게 기여할 것임에 틀림없다.

시설배치문제는 주어진 배치대상 설비들을

물동량에 따른 이동비용을 최소화하도록, 주어진 공간내에 배치하고자 하는 것이다. 이 문제는 NP-complete[15] 하여 문제크기가 커지면 일정시간내에 최적해를 구하기가 대단히 어렵다. 따라서 分枝限界法[6]이나 Lagrangian relaxation해법과 같은 최적해법보다는 큰 규모의 문제를 해결하기 위한 발견적 해법개발에 치중되어 왔다[5]. 대표적인 발견적 해법이 CRAFT를 비롯한 ALDEP, COFAD, CORELAP, PLANET 등이고[18], 그후 FRAT(facilities relative allocation tech-

* 계명대학교 산업공학과

nique)[10] 과 TSP(terminal sampling procedure)[9] 등의 비교적 우수한 해법이 소개된 바 있다.

근래에는 상당히 우수한 것으로 평가되는 Scriabin과 Vergin[16]의 滲落분석(cluster analysis)에 의한 FLAC(facility layout by analysis of cluster)와, Drezner[4]의 수정된 DISCON(dispersion and concentration) 등의 해법이, 그리고 최근에는 전문가 시스템[1,13], 퍼지[7], simulated annealing[19] 등의 이론을 응용한 해법들이 제시되었다. 이러한 기존의 해법들은 나름대로 장단점을 갖고 있어서 모든 경우에 가장 적합한 해법을 찾기는 어렵다.

인공신경망(artificial neural network)은 여러 유형이 있으나 일반적으로 비선형관계의 표현에 특히, 예측, 진단, 및 grouping 등에 탁월한 성능을 나타낼 뿐 아니라[8] chip화할 경우 엄청난 계산속도를 기대할 수 있다는 장점이 있다. 최근에 와서 이러한 인공신경망을 여러 분야에 응용하려는 연구가 매우 활발한데, 그 중 설비배치와 관련된 연구결과로서 PC기판 설계에 자기조직화지도(self-organizing map)을 이용한 Takahashi 등[17]의 연구가 주목된다. 본 논문에서는 이들의 알고리즘을 설비배치 문제에 맞게 수정하여 새로운 설비배치 해법인 FLASOM(Facility Layout by a Self-Organizing Map)을 개발하였다. FLASOM은 인공신경망의 장점과 함께, 성능면에서도 타기법과 비교한 결과 비교적 우수한 것으로 나타났다.

2. 정수계획모형

설비배치문제는 각 설비의 소요공간크기와 설비간의 단위시간당 물동량이 주어졌을 때 주어진 공간내에서 총 물류비용이 최소가 되도록 하는 최적배치안을 구하는 것으로 정의된다. 수리모형으로 정형화하기 위하여 사용되는 용어를 다음과 같이 정의한다:

m = 총 설비의 수

n = 총 단위공간의 수

f_{ik} = 설비 i 와 k 사이의 단위시간당 단위공간당 물동량

d_{jr} = 단위공간 j 와 단위공간 r 사이의 이동거리

A_i = 설비 i 의 소요공간 수

$X_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{설비 } i \text{가 단위공간 } k \text{에 배정될 때,} \\ 0 & \text{그 외.} \end{cases}$

이러한 설비배치문제는 여러가지 형태로 정형화할 수 있겠으나, 여기서는 간단하게 아래와 같이 2차배정문제(quadratic assignment problem)로 정형화하였다.

$$\text{Min} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \sum_{r=1}^n f_{ik} d_{kr} x_{ij} x_{kr}$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad \forall j$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = A_i \quad \forall i$$

$$x_{ij} = 0 \text{ 또는 } 1 \quad \forall (i, j)$$

이 문제는 대표적인 조합(combinatorial) 문제로서 오랫동안 연구대상이 되어 왔다. 이 문제를 푸는 대표적인 방법은 분지한계법인

데, 최근에는 신경망(neural net) 모형 중 여러가지 최적화문제를 해결하는데 가장 많이 사용하는 Hopfield 신경망을 이용한 결과가 발표된 바 있다[2]. 그러나 Hopfield 신경망은 목적함수계수의 초기화 문제, 가능해로의 수렴 문제 등이 아직 확실하게 해결이 안되었고, 배치상 고정된 설비들을 목적함수에 반영하기가 곤란하다는 점들이 지적된다.

3. 자기조직화 지도

자기조직화 지도 신경망은 1979에서 1982년 사이에 코호넨[11]에 의하여 개발된 것으로 분류(classification)작업 뿐만 아니라 판매원문제(traveling salesman problem) 등의 최적화문제에도 적용되어 왔다[8].

조(차원)와 출력패턴의 구조는 서로 상이할 수가 있는데 본 연구의 경우는 그림 1과 같이 배치공간 내의 각 단위공간에 배치될 설비(2차원 공간구조)를 2차원 격자구조의 뉴런(neuron)들로 변환시키게 된다. 즉, 입력공간의 각 단위공간에 1 대 1로 대응되는 출력공간의 뉴런이 존재하고 그 뉴런들은 각기 해당하는 설비의 단위공간을 대표한다.

다음 절에서는 이러한 자기조직화 지도를 이용한 설비배치해법인 FLASOM 절차를 설명한다.

4. FLASOM 절차

FLASOM은 “자기조직화 지도 형성”, “선형배정문제 해결”, 및 “2-way 교환”의 3가지

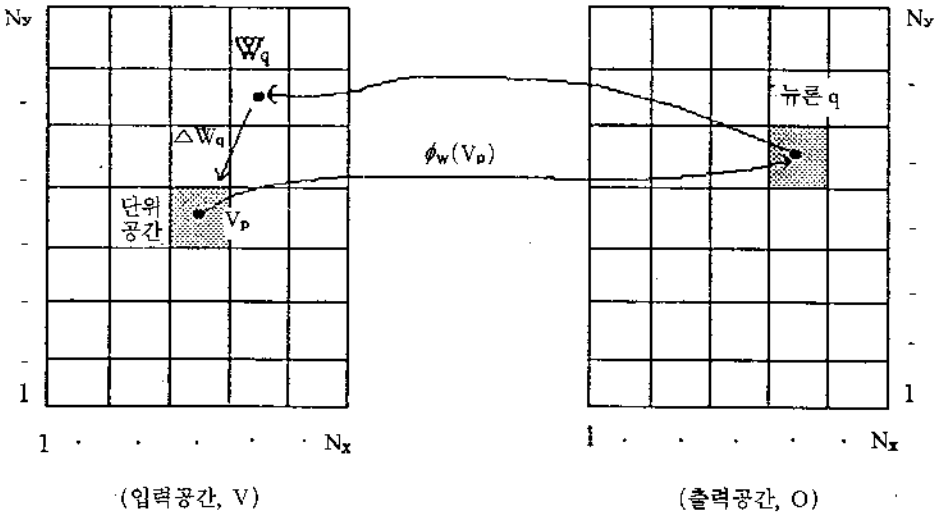


그림 1. 설비배치를 위한 입출력 mapping 구조 (용어는 4.1절 참조)

자기조직화 지도는 입력공간을 잘 반영하도록 스스로 형성된, 출력공간을 표현하는 지도이다. 즉, 입력패턴의 유사성을 공간상의 관계로 변환된 지도를 의미한다. 입력패턴의 구

절차를 거치게 된다. 절차 1에서는 앞 절에서 설명한 자기조직화 지도를 형성하고, 형성된 지도로부터 총 거리가 최소가 되도록 각 뉴런을 단위공간에 배정할 절차 2를 거친

후, 얻어진 해를 개선하기 위한 미세조정 절차인 뉴론간의 2-way 교환절차를 통하여 최종해를 얻게 된다. 마지막 절차는, Liggett [12]가 보인 바와 같이 임의의 초기해 보다는 우수한 해로부터의 개선이 시간을 대폭 절감하기 때문에 계산상의 부담이 적다고 할 수 있다.

4.1 절차 1 - 자기조직화 지도 형성

본 논문의 절차 1은 Takahashi 등[17]이 개발한 PC기판 내 Cell위치 설정에 관한 해법을 일반적으로 설비배치 문제에 적용될 수 있도록 수정하였다.

기술상의 편의를 위하여 사용되는 용어를 정의한다:

F_i = 설비 i 에 속한 뉴론의 집합 =

$$\{k_{i-1} + 1, \dots, k_i\}, k_i = \sum_{j=1}^i A_j$$

t = 진화 사이클 index

T = 총 진화 사이클 수

ϵ = 학습계수 (learning coefficient)

α = 근접계수 (neighborhood coefficient)

N_x = 배정공간의 x 축으로의 단위공간 수

N_y = 배정공간의 y 축으로의 단위공간 수

n = 총 뉴론수 = $N_x \cdot N_y$

W_i = 뉴론 i 의 입력총과의 연결강도

$$= (w_{ix}, w_{iy}), i = 1 \dots n$$

V_p = 단위공간 p 의 위치 벡터

$$= (v_{px}, v_{py}), p = 1 \dots n$$

자기 조직화 지도를 형성하기 위하여 우선 설비 소요공간의 각 단위공간을 하나의 뉴론에 대응시켜야한다. 그러나, 이러한 대응방법에 따라 해법의 성능상 차이가 없기 때문에,

간편하게 각 설비의 소요공간을 주어진 순서대로 뉴론에 대응시키면 된다. 그렇다면 아래의 단계들을 거쳐서 자기 조직화 지도를 형성한다.

단계 0. 초기화

벡터 W_i 의 각 요소값을 0과 1사이의 일양분포(uniform distribution)인 $U(0,1)$ 로부터 임의로 추출한 값으로 초기화한다. 즉,

$$W_i = (w_{ix}, w_{iy}), i = 1 \dots n$$

$$w_{ix}, w_{iy} \in U(0,1).$$

단계 1. 입력벡터 V_p 선택

하나의 진화 사이클 내에서 기선정되지 않은 입력벡터 중 임의로 하나를 선택한다. 주어진 입력패턴 V_p 에 대한 mapping 과정을 아래와 같이 정의되는 ϕ_w 함수로 표현한다.

$$q = \phi_w(V_p),$$

$$\|\phi_w(V_p) - V_p\| = \min_{i \in \Omega} \|W_i - V_p\|.$$

따라서, 입·출력공간의 변환 과정은, 임의로 주어진 입력벡터에 대하여 가장 가까운 연결강도를 갖는 뉴론 $q = \phi_w(V)$ 를 찾고, 그 뉴론의 연결강도 벡터를 ΔW_q 만큼 원래의 위치로부터 이동시키는 수정과정을 반복적으로 수행하는 것이다. 즉, 각각의 단위공간 입력벡터에 대하여 가장 잘 반응하는 출력뉴론의 연결강도값의 변화가 거의 없을 때까지 학습을 계속하게 된다.

단계 2. 반응 뉴론 결정

입력벡터 V_p 와 가장 근접한 뉴론 q 를 결

정한다:

$$q = \operatorname{argmin}_i ||W_i - V_p||.$$

단계 3. 연결강도 조정(Adaptation Step)

뉴런 q와의 관계가 밀접한 (즉, 활동량이 많은) 뉴런일수록 수정이 많이 되게 연결강도의 값들을 아래 식에 따라 조정한다:

$$W_i^{new} = W_i^{old} + \Delta W_i$$

$$W_i = (V_p - W_i) \cdot \epsilon \cdot g_1(i, q) \cdot g_2(t)$$

$$g_1(i, q) = \begin{cases} h(t), & \text{입력의 } k \text{에 대하여} \\ & i \in F_k \text{ and } q \in F_k \\ & \text{인 경우,} \\ \alpha f_{iq}, & \text{그 외.} \end{cases}$$

여기서, $g_2(t)$ 는 t 가 커질수록 그 값이 작아지는 감소함수로서 학습율을 줄이기 위한 목적으로, $h(t)$ 는 t 가 커질수록 증가하는 증가함수로서 같은 부서에 속한 뉴런간의 유사성을 조절하기 위한 목적으로 각각 사용되었다. 본 연구에서는 편의상,

$$g_2(t) = 0.1^{t/T}$$

$h(t) = M_0 + (50 - M_0)/T$, $M_0 = 1$ 을 사용하였다.

단계 4. 사이클 반복

하나의 사이클 동안에 선택되지 않은 입력벡터가 없을 때까지 단계 1-3을 반복수행한다.

단계 5. 사이클 중지

$t \geq T$ 이면 중지하고 절차 2를 수행한다.

4.2 절차 2 - 선형배정문제(linear assignment problem) 해결

절차 1이 이상적으로 수행이 되면 하나의 연결강도 벡터가 오직 하나의 단위공간 위치에 1 대 1로 대응하여 근접하게 된다. 그러나, 통상의 경우에는 이와는 달리 ϵ , T 및 $h(t)$ 값에 따라 연결강도 벡터가 공간상에 상대적으로 위치하게 된다. 따라서 이러한 W 로 정의되는 뉴런들을 실제로 단위공간에 배정하기 위한 작업이 필요하다. 즉, W 를 뉴런의 현재 위치로 생각하여 그 위치로부터 뉴런들을 최소한으로 이동시켜 배치공간내의 각 단위공간에 배정하는 문제로 정형화한 후, 이를 기존의 배정문제해법으로 푼다. 이러한 배정문제는 다음과 같이 정형화된다.

$$\text{Min. } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} Y_{ij}$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^n Y_{ij} = 1 \quad \forall j$$

$$\sum_{j=1}^n Y_{ij} = 1 \quad \forall i$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{뉴런 } i \text{가 단위공간 } j \text{에} \\ & \text{배정될 경우,} \\ 0 & \text{그 외.} \end{cases}$$

$$\text{단, } c_{ij} = ||W_i - V_j||.$$

여기서, 목적함수의 비용계수 c_{ij} 를 정의하는 기준으로 직각거리, chebyshev norm 등 여러가지가 있겠으나 본 연구에서는 Euclidean 거리로 정하였다. 이 절차를 마치면, 하나의 배치안을 얻게 되는데, 이 배치안이 다음의 절차 3의 초기해가 된다.

4.3 절차 3 - 2-way 교환

절차 1~2를 거쳐서 구한 해는 원문제의 목적함수가 직접적으로 반영되지 못한 하나의 해에 불과하다. 또한, 절차 2의 목적함수 값을 최소화하도록 하기 위해서는, 어떤 뉴런의 경우에 극히 불리하게 배정될 가능성도 많기 때문에, 이 초기해의 개선을 위한 미세 조정이 필요하다. 따라서, 여기서는 가장 간단한 임의의 두 뉴런간의 교환을 통하여 해를 개선한다. 이 초기해는 상당히 우수한 해이기 때문에 임의의 초기해로부터 CRAFT를 이용하여 구한 해보다는 계산시간이 극히 짧게 걸리게 된다. 다음절에서는이상의FLASOM 절차를 적용한 간단한 예를 기술한다.

4.4 예제

설비의 소요면적과 설비간의 물동량이 표 1과 같이 주어지는 4개의 설비를 4×5 배치 공간내에 배치하는 문제를 풀어보자.

표 1. 예제의 설비간 물동량과 각 설비의 소요면적.

설비	물 동 량				소요면적	F _i
	1	2	3	4		
1	-				6	{1,.....,6}
2	3	-			6	{7,.....,12}
3	1	5	-		4	{13,.....,16}
4	0	10	2	-	4	{17,.....,20}
계					20	

자기조직화 지도를 형성하기 위한 자료는

$$T = 100, \epsilon = 0.05, \alpha = 0.05$$

로 주어 졌고, FLASOM을 수행하여 얻은 절차별 결과는 다음과 같이 요약된다.

절차 1:

학습이 끝난 자기조직화 지도의 연결강도 벡터 W는 아래와 같다.

설비	뉴런	W _{ix}	W _{iy}	설비	뉴런	W _{ix}	W _{iy}
1	1	1.014	2.492	2	7	2.956	0.524
	2	1.013	2.493		8	2.956	0.524
	3	1.013	2.491		9	2.957	0.524
	4	1.013	2.492		1 0	2.955	0.526
	5	1.014	2.492		1 1	2.953	0.522
	6	1.012	2.490		1 2	2.954	0.525
3	1 3	3.483	2.459	4	1 7	0.609	0.508
	1 4	3.482	2.459		1 8	0.610	0.509
	1 5	3.482	2.459		1 9	0.608	0.509
	1 6	3.482	2.458		2 0	0.608	0.509

절차 2:

선형 배치 문제화한 후 이를 풀어서 구한 해는

Y\X	1	2	3	4	5
1	A	A	A	C	C
2	A	A	A	C	C
3	D	D	B	B	B
4	D	D	B	B	B

가 되고, 총 이동비용 즉, 목적함수(1)의 값은 62.0이다.

절차 3:

위 해를 초기해로 하여 CRAFT로 개선한 최종해는

Y\X	1	2	3	4	5
1	A	A	A	A	A
2	B	B	B	B	A
3	D	D	B	C	C
4	D	D	B	C	C

가 되고, 총 이동비용은 17.2%가 개선된 51.33이다.

5. 컴퓨터 실험결과

5.1 절차 1의 매개변수들의 민감도분석

FLASOM의 절차 1의 성능은 절차 2-3을 거쳐서 최종해에 영향을 준다. 따라서 절차 1의 성능에 관련된 매개변수들이 어떤 영향을 미치는지에 대한 분석이 필요하다. 여기서는 ϵ 와 T 값의 영향 (α 의 영향은 ϵ 과 유사함)을 분석하였다.

5.1.1 학습계수 ϵ 값의 영향

Nugent 등[14]이 제시한 문제 중, 설비수가 30($m=30$)이고, 배치될 각 설비의 소요공간이 1($A_i=1$)인 문제를 대상으로 하여 $\alpha = 0.5$, $T = 100$ 으로 고정시킨 후, ϵ 값에 따른 절차 1의 수행과정을 분석하였다. 그림 2에서는 이러한 절차 1의 진화과정을 보여 주고 있다.

이 그림에서 y축의 이동비용은 각 사이클이 끝난 후, 절차 2를 수행시켜 얻은 해에 대한 이동비용을 계산한 값이고, 마지막 $t=101$ 일 때의 값은 절차 3의 값이다. 여기서 $\epsilon=0.05$ 인 경우에는 학습속도가 너무 느리고, $\epsilon=0.1$ 인 경우에는 상당히 빠른 모습을 보여 주고 있는데, 이것으로부터 최대 학습사이클 T 내에 수렴해를 얻기 위하여 적당한 ϵ 값을 선택해야 함을 알 수 있다.

5.1.2 총 진화 사이클수 T의 영향

여기서는 T값의 변화에 따른 해의 개선과정을 알아 보고자 한다. 앞절의 분석에서 사용된 것과 동일한 문제에 대하여, $\epsilon=0.1$, $\alpha=0.5$ 로 고정한 상태에서 T값을 100, 500, 1000으로 각각 주어졌을 때의 진화과정을 추적하였다. 그림 3에서는 이러한 진화과정상의 차이를 보여 주고 있다($t=101, 501, 1001$ 일 때

의 Y값은 절차 3의 결과임).

이 그림에서 보면, T가 100일 때 이미 충분히 수렴상태에 도달하여 T가 500이나 1000으로 증가했을 때와 차이가 거의 없음을 알 수 있다. 따라서, 좀더 작은 ϵ 값을 가지고 동일한 실험을 하면, 수렴상태에 도달하게 될 T값이 증가할 것임에 틀림없다.

이상의 ϵ 와 T의 민감도 분석을 통하여 알 수 있는 것은, 주어진 문제에 따라 적합한 (ϵ , T)의 조합을 사용해야 만족할 만한 절차 1의 결과를 얻을 수 있다는 것이다. 이와 같이, (ϵ , T)의 최적값이 문제 의존적이므로 모든 문제에 적용될 수 있는 가장 적합한 (ϵ , T)의 조합은 존재하지 않는다. 그렇다고 해서 문제유형에 따라 일일이 최적의 (ϵ , T) 조합을 찾기는 많은 시행착오를 거쳐야 하는 번거로운 점이 있으므로, 절차 1의 성능저하가 그리 크지않은 범위내에서 적당한 (ϵ , T)를 구하는 것이 바람직하다. 본 연구에서는 모든 문제에 포괄적으로 적용하기 위하여 (ϵ , T)값을 비교적 크게, $\epsilon=0.1$, $T=500$ 으로 고정하여 실험을 수행하였다. 참고로, 문제유형에 맞는 최적 (ϵ , T) 값을 구하는 것은 향후 연구과제로 다룰 수 있을 것이다.

5.2 성능 비교

FLASOM의 성능을 평가하기 위해 CRAFT, FLAC, DISCON의 3 해법들과 비교하였다. CRAFT는 초기해에서 출발하여 설비간의 위치교환을 통하여 점차 개선된 해를 만들어 가는 개선기반해법(improvement heuristics)의 대표적인 것으로서, 해법의 성능평가지 비교 대상 해법으로 오랫동안 사용되어 왔다[5]. FLAC[16]과 DISCON[4]은 전체적인 과정이

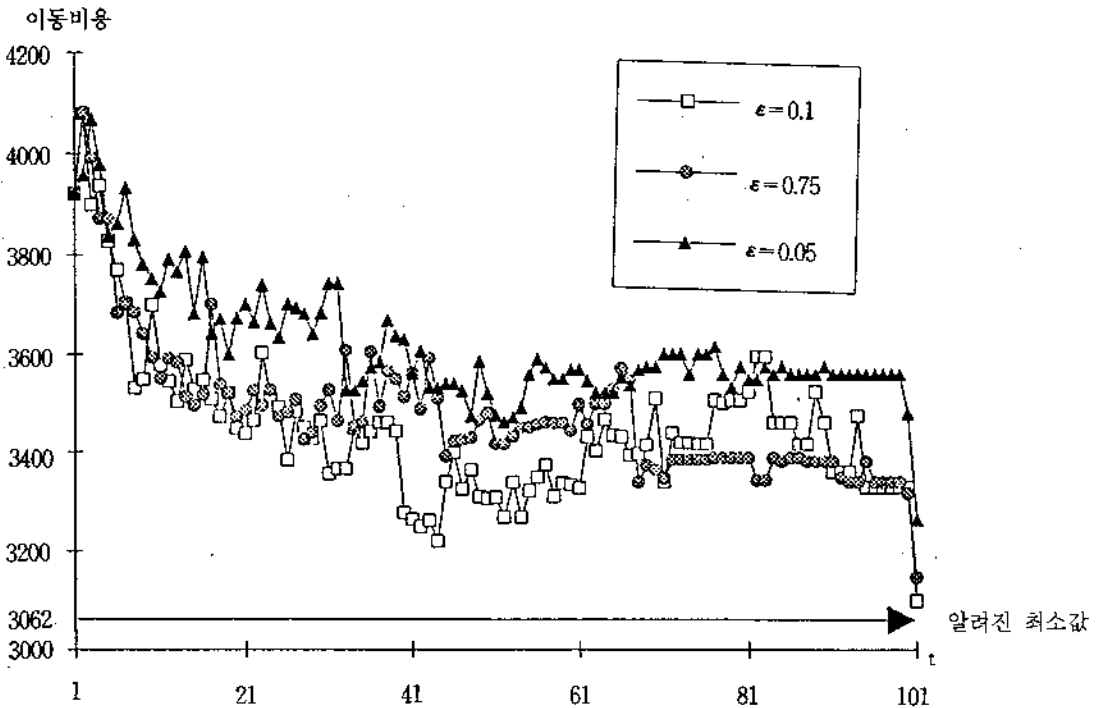


그림 2. 절차 1에서 ϵ 값의 변화에 따른 진화 과정상의 차이

FLASOM과 유사한 해법으로서, 우선 각 설비들의 공간상 상대위치를 X-Y 배치공간상에 散点圖(scatter diagram)로 표현한 후, 이들로부터 실제배치안을 만들어 내는 과정을 거친다. 본 연구에서는 전체적인 과정이 유사한 이들 해법뿐 만 아니라 CRAFT와 비교를 통하여 FLASOM의 성능을 파악하고자 하였다.

그 동안 비교평가지 가장 많이 사용되어 왔던 기존의 문제들은 Nugent 등[14]의 논문에서 정의되어 있다. 본 연구에서도 그 문제들에 대하여 FLASOM을 적용하여 구한 결과를 타해법과 비교하였다. 표 2에서는 각 해법의 평균 이동비용을 문제별로 정리하여 보여 주고 있다. 여기서 FLASOM₂는 FLASOM의 3가지 절차 중 마지막 절차 3을 제외한

절차 2까지의 결과를 의미한다. 따라서, 절차 3인 "2-way 개선"의 효과는 FLASOM₂와 FLASOM을 서로 비교함으로써 추정 가능하다. 설비수 6, 8을 제외한 나머지 문제들의 평균개선율(=100(FLASOM₂-FLASOM)/FLASOM₂)은 5.18%로 나타나 문제크기가 커지면 FLASOM₂의 해가 상당히 우수함을 알 수 있다.

FLAC은 문제가 주어지면 변동 없이 한가지 해만을 제공하나, FLASOM의 경우에는 연결상수의초기화에 따라, 그리고, 나머지 해법들은 초기해의 설정 등에 따른 변동요인이 존재하여 같은 문제라도 여러번 적용하여 풀면 각기 다른 해가 나오게 된다. DISCON의 결과가 10회 시행하여 구한 해들의 평균비용이기 때문에, 본 연구에서도 같은 문제에 대

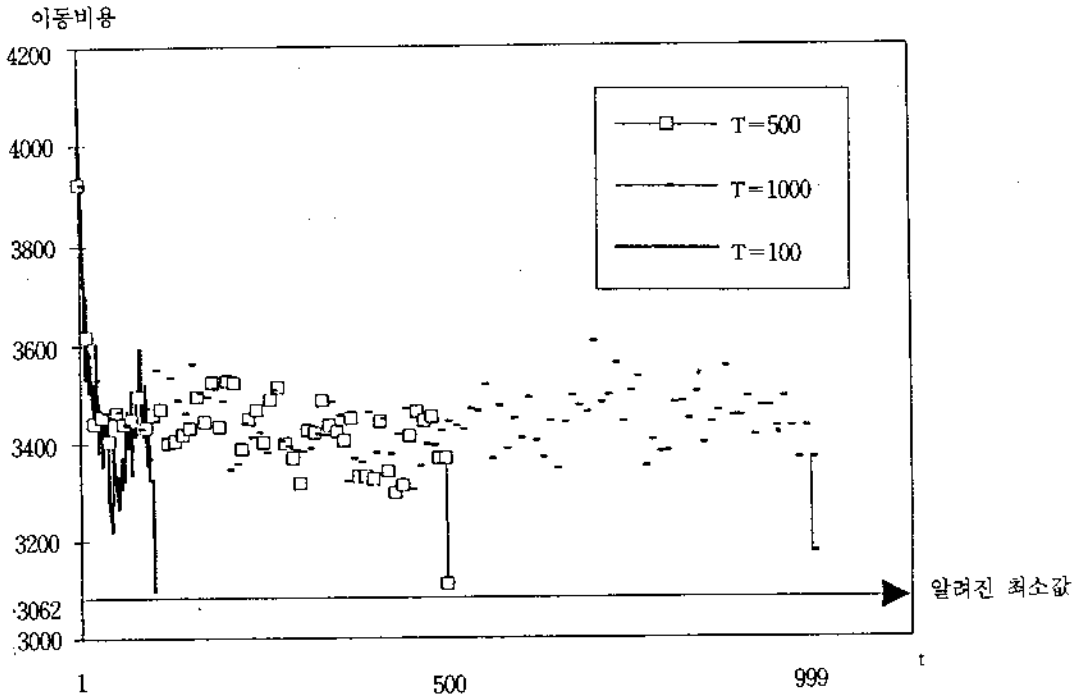


그림 3. 절차 1에서 T값의 변화에 따른 진화 과정상의 차이

하여 FLASOM을 10회 적용하여 결과를 구하였다. 이로부터 평가결과를 요약하면, FLASOM이 CRAFT 보다는 우수하고, DISCON과는 유의차가 없고 FALC 보다는 열등하다고 할 수 있다. 그러나, 이 결과는 FLASOM 절차 수행시 (ϵ , T) 값의 최적화를 선행하지 않은 상태에서 구한 해를 비교 평가한 것으로서, 향후 추가연구를 통하여 (ϵ , T) 값의 최적화를 수행한다면 FLAC에 가까운 성능을 보일 것으로 예상된다.

5.3 흐름 優性(flow dominance)의 영향

해법에 따라 그 성능은 주어진 문제의 특성에 따라 달라질 수 있다. 설비배치문제의 특성을 나타내는 주요한 척도의 하나로서 설비간의 물동량의 구조에 따른 변화를 보여주

표 2. Nugent 등[14]의 문제에 대한 FLASOM, FLAC, DISCON, CRAFT의 평균이동비용

설비수	FLASOM2*	FLASOM*	CRAFT@	FALC	DISCON*
6	60.4	44.2	44.2	43	45.2
8	127.3	111.4	111.6	107	112.9
12	316.6	300.5	296.2	289	297.9
15	622.4	595.3	606.0	585	587.7
20	1402.0	1331.8	1339.0	1303	1319.5
30	3324.5	3116.5	3189.6	3079	3167.5

* 10회 시행의 평균값.

@ 5회 시행의 평균값.

는 흐름우성을 든다. 이러한 흐름우성 f_d 는 다음과 같이 정의 된다:

$$f_d(\%) = 100\hat{\sigma}_d/\hat{\mu}_t$$

$$\hat{\mu}_f = (\sum_i \sum_j f_{ij}) / m^2$$

$$\hat{\sigma}_f = [\sum_i \sum_j (f_{ij} - \hat{\mu}_f)^2 / (m^2 - 1)]^{1/2}$$

흐름우성이 FLASOM의 성능에 미치는 영향을 분석하기 위하여, 각기 다른 흐름우성 값을 갖는 5가지 문제를($f_d = 96 \sim 286$) 생성하여 각 문제별로 FLASOM과 CRAFT를 적용하여 각각 5개의 해를 구한 후, 평균이동비용을 산출하였다. 문제 생성과 실험에 필요한 자료는 다음과 같다:

$$m = 30$$

$$A_i = 1, \quad i = 1, \dots, 30$$

$$F_i = \{ i \}, \quad i = 1, \dots, 30$$

$$\epsilon = 0.1$$

$$\alpha = 0.5$$

$$T = 500.$$

한편, 주어진 흐름우성을 만족하도록 물동량 행렬을 생성시키기 위해서는 평균값 λ 로 정의되는 포아송(Poisson) 분포를 이용하였다.

실험결과로서 FLASOM과 CRAFT의 각 문제에 대한 5가지 해의 이동비용값을 최소값, 평균값, 및 최대값으로 구분하여 표 3에 요약하였다. 이 표로부터 FLASOM이 CRAFT에 비하여 흐름우성의 값에 무관하게 우월한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 자기조직화지도를 이용한 새로운 배치해법을 개발하였다. 기존 문제에 대하여 성능평가를 수행한 결과 비교적 우수한 성능을 보이는 것으로 판단되었다.

표 3. 흐름우성값의 변화에 따른 FLASOM 과 CRAFT의 평균이동비용

λ	$f_d(\%)$	FLASOM ₂		FLASOM		CRAFT		
		평균	최소	평균	최대	최소	평균	최대
1.2	96	1663.0	1566	1582.8	1599	1581	1603.0	1615
0.796	115	999.6	931	943.2	956	937	952.4	978
0.5	144	584.4	555	562.8	576	559	574.8	588
0.238	199	260.4	233	242.4	251	245	254.6	263
0.127	282	102.4	82	89.6	97	97	100.6	103

FLASOM은 특히, 타 해법과는 달리 설비 소요 면적이 다른 경우나 위치가 고정된 설비가 존재할 경우(FLAC은 불가함)를 막론하고 모든 문제에 쉽게 적용할 수 있을 뿐만 아니라 신경망 chip을 사용하면 계산시간이 극히 짧게 걸리는 등의 상대적인 장점이 있다. 그러나, 앞서 지적한 바와 같이 자기조직화지도 형성절차에 사용되는 매개변수들의 최적화 문제가 남아 있는데 이는 향후 연구과제로 다루려 한다.

FLASOM의 절차 1은 주어진 설비간의 물동량의 크기를 설비간의 거리로 변환하여 배치공간상에 상대적으로 위치시키는 과정이다. 이로부터 결국 설비들의 산점도를 얻게 되는데 이 자료는, 현실적인 여러 여건을 고려하여 작업자가 직접 배치를 하려할 때 결정적인 자료가 될 수 있을 것으로 믿는다.

참 고 문 헌

[1] Abdou, G. and Dutta, S. P., "An Integrated Approach to Facilities Layout using Expert Systems," *International Journal of Production Research*, Vol. 28, No.

- 4, pp. 685-708, 1990.
- [2] Bhoritkar, S., Tsuchiga, K., and Takefuji, Y., "Neural Computing for the Facility Layout Problem," *World Conference on Neural Networks*, Oregon, pp. iv857-iv860, 1993.
- [3] Block, T. E., "On the Complexity of Facilities Layout Problems," *Management Science*, Vol. 25, No. 3, pp. 280-285, 1979.
- [4] Drezner, Z., "A Heuristic Procedure for the Layout of a Large Number of Facilities," *Management Science*, Vol. 33, No. 7, pp. 907-915, 1987.
- [5] Foulds, L. R., "Techniques for Facilities Layout: Deciding Which Pairs of Activities should be Adjacent," *Management Science*, Vol. 29, No. 12, pp. 1414-1426, 1983.
- [6] Gavett, J. W. and Plyter, N. V., "The Optimal Assignment of Facilities to Location by Branch and Bound," *Operations Research*, Vol. 14, pp. 210-232, 1966.
- [7] Ggrobelyny, J., "On One Possible 'Fuzzy' Approach to Facilities Layout Problems," *International Journal of Production Research*, Vol. 25, No. 8, pp. 1123-1141, 1987.
- [8] Hertz, J., Krough, A., and Palmer, R. G., *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, Redwood city, USA, 1991.
- [9] Hitchings, G. G. and Cottam, M., "An Efficient Heuristic Procedure for Solving the Layout Design problem," *Omega*, Vol. 4, pp. 205-214, 1976.
- [10] Khalil, T. M., "Facilities Relative Allocation Technique(FRAT)," *International Journal of Production Research*, Vol. 11, pp. 183-194, 1973.
- [11] Kohonen, K., "Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps," *Biological Cybernetics*, Vol. 43, pp. 59-69, 1982.
- [12] Liggett, R. S., "The Quadratic Assignment Problem: an Experimental Evaluation of Solution Strategies," *Management Science*, Vol. 27, No. 4, pp. 442-458, 1981.
- [13] Malakooti, B. and Tsurusbima, A., "An Expert System using Priorities for Solving Multiple-Criteria Facility Layout Problems," *International Journal of Production Research*, Vol. 27, No. 5, pp. 793-808, 1989.
- [14] Nugent, C. E., Vollmann, T. E., and Puml, J., "An Experimental Comparison of Techniques for the Assignment of Facilities to Locations," *Operations Research*, Vol. 16, No. 1, pp. 150-173, 1968.
- [15] Sahni, S. and Gonzalez, T., "P-Complete Approximation Problems," *J. Assoc. Comput. Mach.*, Vol. 23, pp. 555-565, 1976.
- [16] Scriabin, M. and Vergin, R. C., "A Cluster-Analytic Approach to Facility Layout," *Management Science*, Vol. 31, No. 1, pp. 33-49, 1985.
- [17] Takahashi, M., Kyuma, K., and Funada,

- E., "10000 Cell Placement Optimization using a Self-Organizing Map," *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2417-2420, 1993.
- [18] Tompkins, J. A. and Moore, J. M., "Computer Aided Layout: a User's Guide Facilities Planning and Design Division," *Monograph Series*, No. 1, AIIE, 1978.
- [19] Yip, P. P. C. and Pao, Y.- H., "A New Optimizer for the Facility Layout Problem," *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1573-1576, 1993.