

# 인공 뉴럴 네트워크를 이용한 CM 시스템의 설계

## Configuring cellular manufacturing system through artificial neural network

양 정 문\*  
Jung-Mun Yang  
문 기 주\*  
Geeju Moon  
김 정 자\*  
Jung-Ja Kim

### Abstract

This paper presents a possible application of artificial neural network in CM system design. CM systems can be designed based on product lines, part characteristics or part routines. GT(Group Technology) which uses part characteristics to design cells is widely applied, however, the identification of the part-machine families is the fundamental problem in the design process. A heuristic procedure using SOFM which requires only part-machine incidence matrix is proposed in this research. Comparison studies on ZODIAC and ROC with SOFM model are done and the results are discussed and summarized in this paper.

### 1. 서론

CM(cellular manufacturing) 시스템은 기능이 상이한 전용기계에서 유사 부품을 가공한다. 따라서 이러한 셀 제조방법은 납기시간, 물류처리, 준비시간, 공정내 작업 등을 감소시킬 수 있다. 이 시스템은 생산 라인, 부품특성 혹은 부품경로를 기초로 설계할 수 있다. 생산 라인을 기초로 CM을 설계하는 경우에는 집적공장 방법(focus factory approach)을 사용한다. 또한 부품경로를 기초로 CM을 설계하는 경우에는 부품-특성 지향적 방법을 사용한다[13]. 집적공장 방법은 제품조립과 부품조립을 하는 전자제품 제조회사나 컴퓨터 칩 제조, 금속가공, JIT개념을 적용하는 제조회사에서 많이 사용하고 있다. GT는 부품-특성 지향적 방법으로 Mitrofanov에 의해 제창되었고, Burbidge에 의해 통합적 방법으로 개발되었다. GT는 유사한 항목에 관한 정보를 조직, 이를 이용하는 제조방법이다. GT 제조 시스템에서 첫 번째 단계는 부품 군과 기계 그룹으로 나눈다. 이를 셀 구성(cell formation)이라고 한다. 대부분 부품 군과 기계 군을 선별하는데 가장 많이 사용하는 방법은 생산흐름분석(PFA: production flow analysis)이다[2]. 이 방법은 특별한 코딩 시스템이 필요하지 않으므로 상대적으로 구현하기 간편하다. 생산흐름분석은 다음과 같은 가정을 하고 있다.

- 1) 공장내 주요 부품 및 기계는 군과 그룹으로 항상 명확히 정의할 수 있다.
- 2) 이 그룹과 군은 부품경로와 공장설비목록의 분석으로 식별할 수 있다.

부품-기계 발생 행렬(part-machine incidence matrix) 정보만으로 셀 구성을 다루는 경우, 다른 경영, 생산적 요소를 고려하지 않으므로 적은 정보로 셀을 구성하는 장점이 있다. 본 논문에서는 부품-기계 발생 행렬 정보만을 가지고 뉴럴 네트워크를 이용한 분석방법을 제시하고자 한다.

---

\* 동아대학교 산업공학과

## 2. 문헌연구

부품-기계군의 생성은 CM 시스템의 설계에 기본적인 문제이다. 부품-기계 군을 찾는 방법으로는 부품-기계 발생 행렬만을 가지고 찾는 방법과 다른 경영, 생산적 요소를 고려하여 셀을 구성하는 방법으로 나눌 수 있다.

전자의 경우에 SLCA(single link cluster analysis)[14], ROC(rank order clustering)[8] 등과 같은 발견적 기법을 들 수 있다. 이러한 방법들은 주로 셀을 구성할 때 부품-기계 발생행렬의 행과 열을 재배열하여 블록 사선형으로 만든다. 하지만 특별한 경우에는 단일 셀 내에서 부품-기계의 모든 요소가 처리할 수 없는 경우가 있다. King[8]은 최초로 애로기계(bottleneck machine)를 고려한 발견적 방법을 제시하였다. 그러나 Chandrasekharan과 Ranjagopalan[4]은 ROC로 구한 해가 행렬의 초기 배열에 매우 종속적임을 보였다. 그리고 ROC 알고리즘을 개선하여 MODROC라는 계층적 군집방법을 제시하였다. 또한 그들은 알고리즘의 효율을 제시하는 계량적 잣대로서 그룹효율 개념을 제시하였으며 발견적 방법 중에 우수한 방법으로 알려진 ZODIAC(zero-one data-ideal-seed clustering)을 개발하였다[3,5]. Kumur와 Vannelli[11]은 투자비가 가장 적게 드는 추가 기계를 고려하여 셀간 공정능력의 균형을 구할 수 있는 발견적 방법을 제시하였다.

다른 경영, 생산적 요소를 고려한 후자의 경우는 다음과 같다. Askin과 Subramanian[1]은 고정, 변동 기계화 비용, 준비비, 생산 사이클 재고비용, 공정내 재고비용과 물류비용을 고려한 군집 알고리즘을 개발하였다. Co와 Araar[6]은 셀 구성을 위한 세 단계 절차를 제시하였다. 첫 번째 단계에서는 가용능력과 각 기계에 할당된 작업부하 간의 편차를 최소화하는 기계에 작업을 배정한다. 그리고 두 번째 단계에서는 King의 알고리즘[9]을 이용하여 작업의 유사성을 기초로 기계를 그룹화 한다. 마지막 세 번째 단계에서 셀 구조를 직접 탐색 알고리즘을 찾는다.

최근 Liao[13]는 라인 형태 CM 시스템 설계를 위한 3단계 절차를 제안하였다. 첫 번째 단계에서는 운영비용을 최소화하는 최적 부품경로를 결정하기 위해 정수계획법을 사용하였다. 두 번째 단계에서는 ART1-뉴럴 네트워크를 이용하여 첫 번째 단계에서 구한 0-1 부품-기계 행렬로서 각 기계를 그룹화 한다. 마지막 단계에서는 STORM 소프트웨어로서 물류비용을 고려하여 레이아웃을 결정한다. 또 다른 유사연구로서 Valle [15] 등은 셀간 총 이동 횟수를 최소화하는 효율적인 알고리즘을 제시하였다.

GT문제에 뉴럴 네트워크의 적용은 몇몇 연구에 불과한 실정이다. Venugopal와 Narendan[16]은 ART(adaptive resonance theory) 모형과 SOFM(self-organizing feature map) 모형을 이용하여 기계-셀 구성을 제안하였다.

## 3. 뉴럴 네트워크(neural networks)

뉴럴 네트워크는 인공지능 분야 중에 분산정보 처리방법으로 널리 알려져 있다. 이 네트워크는 단순한 노드가 특정 가중치로 상호연결되어 있다. 이것은 인간 사고의 신경 시스템과 인간 뇌와 유사하다. 이 네트워크는 실제 데이터로부터 학습할 수 있으며 적용한다. 이러한 특성으로 인하여 대량의 병렬처리와 학습능력으로 고도의 계산능력을 지니고 있다. 뉴럴 네트워크는 지식을 내부적으로 가중치와 연결토폴로지(topology)로 표현되며 학습이란 이 가중치의 변경을 의미한다.

뉴럴 네트워크는 화상 처리, 음성 인식, 패턴 인식 등의 다양한 영역에서 그 효율성을 인정받고 있다. 그에 반해 뉴럴 네트워크를 GT 문제에 응용한 예는 최근에 몇몇 연구가에 의해 행해지고 있는 형편이다[16]. 강력한 병렬처리 구조와 뛰어난 적응성을 지닌 뉴럴 네트워크의 특성을 GT의 설계 시에 반영으로서 보다 더 효율적이고 현실적 문제를 잘 반영하는 셀 설계를 할 수 있을 것이다.

### 3.1 ANN(artificial neural networks)

인간 뇌의 신경정보처리 계에서 기본적인 처리 단위는 뉴런이라는 신경세포로부터 출발한다. 이 신경세포는 매우 다양하게 구성되어 있다. 일반적인 경우에는 중심의 체세포와 이로부터 뻗어나온 수지상돌기(dendrite) 그리고 축색돌기(axon)로 나눌 수 있다. 체세포는 신경정보처리 부위이고 수지상돌기는 입력부위이며 축색돌기는 출력부위이다. 신경세포 내에서 신호는 수지상 돌기 쪽에서 몸체를 걸쳐 축색돌기를 행하는 방향으로 흐르며 축색돌기의 가지는 시냅스(synapse)를 매체로 하여 다른 신경세포의 수

지상돌기에 접속되어 신경세포의 출력을 다른 신경세포의 입력으로 전송한다.

이러한 신경생물학적인 특성을 모형으로 하여 만든 것이 인공 뉴럴 네트워크(ANN)이다. 이를 그림으로 나타내면 Fig. 1과 같다. 수지상돌기의 시냅스를 통하여 들어오는 신호의 양을 입력, 신경연접과 신호전달도를 연결강도(connection strength)로 표현하는 것이다. 체세포는 다른 신경세포의 출력을 연결강도의 비율로 전달받아 이를 합산한 가중치를 자신의 임계치(threshold)와 비교하여 출력을 결정한다. 여기서 입력 뉴런  $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$  은 생물학적으로 표현하면 앞에서 말한 수지상돌기의 시냅스에 들어오는 신호이다. 그리고 각 신호는 가중치 혹은 연결강도  $w_1, w_2, \dots, w_{n-1}, w_n$  로 전달받는다. 이 가중치는 생물학적으로 표현하면 단일 시냅스의 크기에 해당된다. 합산블록은 모든 가중된 입력을 대수적으로 합산하고 이 출력을 NET라 한다. 그리고 F블록은 임계치에 해당된다. 이 합산블록과 활성화함수(activation function)가 뉴런의 세포몸체에 해당된다. 활성화 함수가 NET의 출력을 결정한다. 만일 NET가 임계치를 초과하면 출력 노드가 활성화된다고 말한다.

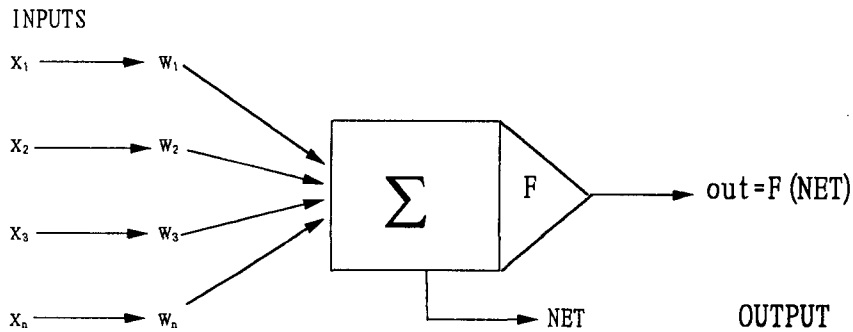


Fig. 1 Processing element of artificial neuron

뉴럴 네트워크는 활성화 함수에 의해 출력 값이 가질 수 있는 활성화의 레벨 수에 따라 이진 모형과 연속 모형으로 나눈다. 예를 들면 홉필드 네트워크와 확률함수를 사용하는 볼츠만 기계(Boltzmann machine)는 이진 모형이고 로지스틱 함수를 사용하는 다층 퍼셉트론은 연속모형이다.

뉴럴 네트워크의 강력한 계산능력은 네트워크의 구조(토폴로지) 때문이다. 따라서 어떤 문제를 해결하기 위해서는 뉴럴 네트워크의 구조를 어떻게 만들 것인가는 아주 중요한 문제이다. 네트워크의 구조가 결정되면 이 네트워크에 의해 풀 수 있는 문제가 주어지고 그에 따라 네트워크의 정보처리용량이 결정되기 때문이다. 뉴럴 네트워크의 구조는 단층 뉴럴 네트워크와 다층 뉴럴 네트워크로 나눌 수 있다. 단순한 네트워크인 경우에는 단층에 뉴런 군이 배치되어 있으며 다층 네트워크인 경우에는 몇 개의 층으로 구성된다.

ANN은 네트워크의 구조(토폴로지), 계산방법, 학습능력에 따라 여러 가지 특성을 나타낼 수 있다. 학습이라 함은 입력벡터가 동일한 출력에 활성화되는 유사한 벡터에 따라서 네트워크의 입력과 그 가중치를 변경시키는 과정을 의미한다. 학습방법은 여러 가지가 있으나 크게 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)으로 나눌 수 있다.

지도학습이란 각 입력벡터와 상응하는 원하는 출력인 목표벡터(target vector)가 주어지는 경우이다. 사전정보가 있는 경우에 이 학습방법을 많이 사용한다. 따라서 이 학습형태는 계산된 결과가 옳고 그를 판단할 수 있을 때 가능하다.

자율학습이란 입력벡터만이 주어지는 경우이다. 이 같은 경우에는 네트워크가 훈련과정 중에 출력이 결정된다. 사전정보가 없는 경우 아주 유용한 방법이며 이 방법의 대표적인 방법으로는 경쟁적 학습모형, ART(adaptive resonance theory) 모형, SOFM(self-organizing feature map) 모형 등이 있다. 자율학습과 지도학습의 대표적 방법은 table 1과 같다.

본 논문에서는 자율학습 방법 중에 SOFM 모형을 셀 설계에 적용하고자 한다.

Table 1. Learning methods for neural network

Unsupervised learning		Supervised learning	
Feedback network	Feedforward-only Network	Feedback network	Feedforward-only Network
<ul style="list-style-type: none"> <li>•AG(Additive Grossberg)</li> <li>•SG(Shunting Grossberg)</li> <li>•ART1(Binary Adaptive Resonance Theory)</li> <li>•ART2(Analog Adaptive Resonance Theory)</li> <li>•DH(Discrete Hopfield)</li> <li>•CH(Continuous Hopfield)</li> <li>•BAM(Discrete Bidirectional Associative Memory)</li> <li>•TAM(Temporal Associative Memory)</li> <li>•ABAM(Adaptive Bidirectional Associative Memory)</li> <li>•SOM/TPM(Kohonen Self-organizing Map /Topology-preserving map)</li> <li>•Competitive learning</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•LM(Learning Matrix )</li> <li>•DRL(Driver-Reinforcement Learning)</li> <li>•LAM(Linear Associative Memory)</li> <li>•OLAM(Optimal Linear Associative Memory)</li> <li>•SDM(Sparse Distributed Associative Memory)</li> <li>•FAM(Fuzzy Associative Memory)</li> <li>•CPN(Counterpropagation)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•BSB(Brain-State-in-a-Box)</li> <li>•FCM(Fuzzy Cognitive Map)</li> <li>•BM(Boltzmann Machine)</li> <li>•MFT(Mean Field Annealing)</li> <li>•RCC(Recurrent Cascade Correlation)</li> <li>•LVQ(Learning Vector Quantization)</li> <li>•BPTT(Backpropagation through time)</li> <li>•RTRL(Real-time recurrent learning)</li> <li>•EKF(Recurrent Extended Kalman Filter)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Perceptron</li> <li>•Adaline, Madaline</li> <li>•BP(Backpropagation)</li> <li>•CM(Cauchy Machine)</li> <li>•AHC(Adaptive Heuristic Critic)</li> <li>•TDNN(Time Delay Neural Network)</li> <li>•ARP(Associative Reward Penalty)</li> <li>•AMF(Avalanche Matched Filter)</li> <li>•Backpercolation</li> <li>•Artmap</li> <li>•ALN(Adaptive Logic Network)</li> <li>•CasCor(Cascade Correlation)</li> <li>•EKF(Extended Kalman Filter)</li> </ul>

### 3.2 SOFM(Self-organizing feature map) 모형

#### 3.2.1 네트워크의 구조

이 모형에서 사용되는 네트워크의 구조는 다음과 같다.  $i$ 는 입력노드 수로서 부품-기계발생 행렬이 입력이 된다. 단,  $i = 1, 2, \dots, n$ 이다. 또  $j$ 는 출력노드 수로서 이 문제에서는 셀의 개수에 해당된다. 단,  $j = 1, 2, \dots, m$ 이다. 또  $x_i$ 는  $i$ 번째 입력 노드를 표현하고  $y_j$ 는  $j$ 번째 출력 노드를 나타낸다. 그리고 각 노드  $i$ 에서  $j$ 까지 연결강도는  $w_{ij}$ 로 나타낸다. 따라서 입력 벡터  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 이고 출력 노드  $j$ 에 대한 연결강도는  $W_j=(w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})$ 이다. 각 출력 노드  $y_j$ 에 대해 어떤 근접  $j^*$ 를 출력 노드  $j$ 와 가장 가까운 노드로 정의한다. 또  $y_j$ 에 근접한 출력 노드의 집합을 근접치(neighbourhood)라 한다. 근접치는 Kohonen[10]이 정의한 것같이 출력노드  $i$ 에 연결된 출력노드  $j$ 의 수로 정의할 수 있다. 본 논문에서 사용한 SOFM의 구조는 figure 3과 같다.

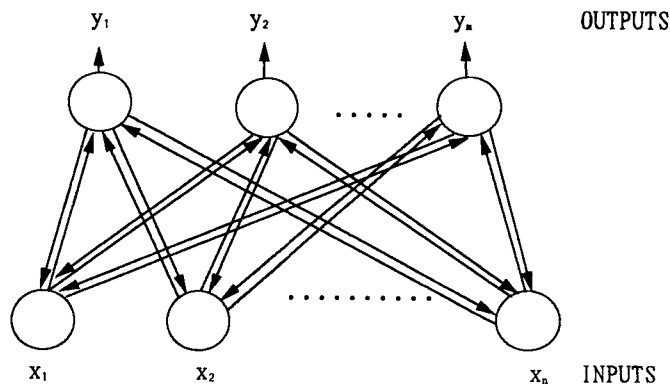


Figure 3. Structure of SOFM model

### 3.2.2 탐색절차

본 논문에서 적용한 SOFM 모형의 탐색절차는 다음과 같다. 먼저 출력 노드의 선형배열을 초기화하고, 시행착오 법으로 만족 해를 찾는다. 어떤 시간에 입력되는 입력 벡터는 하나이고 입력 노드와 출력 노드의 연결강도는 입력 벡터의 확률 밀도 함수에 근사하게 가중치의 확률 밀도 함수와 같이 적합하게 변경시킨다. 따라서 입력 벡터는 부품-기계 발생 행렬이고 출력 벡터는 군집된 셀 집합이다. 여기서 시간에 따라 감소하는 적합변수(adaptation parameter)  $\nu(t)$ 은 연결강도의 변화량을 조절한다. 그러면  $X$ 가 시간에 따라 변한다면,  $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ 로 나타낼 수 있다. 이 절차를 단계적으로 나타내면 다음과 같다.

단계 1. 입력노드, 출력노드, 가중치를 초기화한다.

단계 2. 새로운 벡터  $X(t)$ 를 입력한다.

단계 3. 각 출력노드에 대하여 거리를 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=1}^N [x_i(t) - w_{ij}(t)]^2$$

단계 4.  $d_j$  값을 최소로 하는 출력노드  $j$ 를 찾는다. 그리고 각 근접 가중치를 다음과 같이 변경한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \nu(t) [x_i(t) - w_{ij}(t)]$$

단계 5.  $\nu(t)$ 를 변경한다. 단,  $0 < \nu(t) < 1$ 이다.

단계 6. 입력벡터 값이 없으면 중지하고, 그렇지 않으면 2단계로 간다.

## 4. 사례 연구

### 4.1 GT 문제

여기에서는 부품의 유사성에 따라 유사한 부품끼리 같은 셀에 가공하는 문제를 다루어보기로 한다. 셀 구성문제는 기계 대수, 그리고 각 기계의 형태와 용량, 제조할 부품과 각 부품의 가공경로가 결정된다면 어떤 부품이 어떤 셀에 있는 어떤 기계에서 가공되는지를 결정하는 것이다. 따라서 이 문제는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

부품-기계 발생 행렬  $X = \{x_{ij}\}$ ,  $i=1, \dots, m$ ,  $j=1, \dots, n$  이고 기계  $i$ 에 부품  $j$ 가 가공된다면 1 아닌 경우에는 0으로 나타낸다. 예를 들어 table 2와 같은 부품-기계 발생 행렬을 살펴보자.

table 3에서 보는 바와 같이 King[8]의 ROC(ranking order clustering)로 셀을 구성한 경우, 기계 5, 3과 부품 1, 4가 하나의 셀로 그리고 기계 1, 2, 3, 4, 5와 부품 2, 3, 4, 5가 또 다른 셀로 구성되었다. 이와 같은 경우 기계 5와 3을 애로기계(bottleneck machine)라고 한다. 만일 애로기계를 허용하지 않는다면 그 ROC의 해는 table 4와 같다. 이 같은 경우에는 셀간 부품이동이 발생하게 된다. 셀간 이동하는 부품 2, 3, 6을 애로부품(bottleneck part)이라 한다. 따라서 이 같은 경우 물류 비용이 발생하게 된다. 셀 구성 후에 이와 같은 셀간 이동 부품수, 그룹 효율, 물류 비용 등이 중요한 성능 척도이다.

Table 2. Bottleneck machines and parts in a five-machine, six-part matrix[8]

Machine \ Part	Part					
	1	2	3	4	5	6
1			1		1	
2		1	1			
3	1			1		
4		1	1		1	
5	1	1		1		1

Table 3. Solution using ROC algorithm

Part Machine	1	4	2	3	5	6
5	1	1				
3	1	1				
4			1	1	1	
2			1	1		
5			1			1
1				1	1	
3				1		

### 4.2 평가 기준

최근에 6가지 발견적 기법에 대한 비교 연구한 결과 Kandiller[7]가 가장 우수한 발견적 기법으로 추천하고 있는 ZODIAC[5] 그리고 널리 알려져 있는 ROC[8]와 SOFM을 비교하고자 한다. 또 그 평가 기준으로 셀 개수, 셀간의 이동부품수, 그룹 효율을 삼는다. 그룹효율은 Kumar와 Chandrasekharan[12]이 제안한 방법을 사용하고자 한다. 그룹효율(group efficacy)을 계산하는 방법은 다음과 같다.

- E = 해에서 제외된 요소의 수
- B = 기계 휴지틀 나타내는 '0'의 수
- e = 부품-기계발생 행렬에서의 '1'의 수

이 때 그룹효율 q는

$$q = \frac{(e-E)}{(e+B)}$$

이다.

Table 4. Solution using ROC algorithm

Part Machine	1	4	2	3	5	6
5	1	1	1			1
3	1	1		1		
4			1	1	1	
2			1	1		
1				1	1	

### 4.3 결과 분석

SOFM 모형은 IBM PC 486 호환 기종에서 실험하였으며 MicroSoft C로 컴파일 하였다. 실험한 자료는 table 5, 6과 같다. SOFM 모형의 초기치는 초기근접치들 5, 초기학습률을 0.8로 실험하였다. 그 비교 결과는 table 7과 같다. Table 7에서 보는 바와 같이 SOFM 모형은 ROC보다 우수하고 ZODIAC과 거의 같은 수준을 보여주고 있다.

Table 5. Case I(five-machine, six-part matrix from King[10])

Machine \ Part	1	2	3	4	5	6
1	1	1			1	
2	1				1	
3			1	1		1
4				1		1
5	1	1	1	1	1	1

Table 6. Case II(8 machine, 20 part matrix from Chandrasekaran and Rajagopalan[5])

Machine \ Part	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1		1	1						1	1		1	1	1		1	1		1	
2			1	1		1	1							1				1		1
3		1							1	1		1	1	1		1	1		1	
4			1	1		1	1			1								1		1
5	1				1	1				1		1			1		1			
6	1				1				1	1		1			1					1
7			1	1		1	1				1	1						1		1
8			1	1		1	1											1		1

Table 7. Results of ZODIAC, ROC and SOMF comparison study

Case	Result	Method		
		ZODIAC	ROC	SOMF
Case I	number of cells	2	2	2
	number of bottleneck parts	2	2	2
	group efficacy	0.67	0.67	0.67
Case II	number of cells	3	3	3
	number of bottleneck parts	9	24	9
	group efficacy	0.83	0.24	0.83

5. 결 론

본 논문에서는 부품-기계 발생 행렬만을 가지고 SOMF 모형을 이용하여 셀을 구성하였다. 뉴럴 네트워크는 아주 다양한 분야에서 적용 중인 기법으로서 본 연구에서는 셀 구성 시에도 적용 가능성을 보여주었다. 특히 발견적 방법 중에서 아주 뛰어난 것으로 알려져 있는 ZODIAC과 비교해 볼 때도 거의 유사한 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문에서는 자율 학습만을 적용하여 비교하였으나, 지도 학습을 병행하여 지식베이스를 갖춘 경우에는 보다 개선된 결과가 도출될 수 있으리라 생각된다. 따라서 좀 더 다양한 현실 모형의 적용이 앞으로 과제로 남는다.

참 고 문 헌

[1] Askin, R. G., and Subramanan, S. P., "A cost-based heuristic for group technology configuration", *International Journal of Production Research*, Vol. 25, No. 1, pp.101-113, 1987.

[2] Burbidge, J. L., *The Introduction of Group Technology*, Halsted Press, John Willey and Sons,

New York, 1975.

- [3] Chandrasekharan, M. P., and Rajagopalan, R., "An ideal seed non-hierarchical clustering algorithm for cellular manufacturing", International Journal of Production Research, Vol. 24, No. 2, pp. 451-464, 1986.
- [4] Chandrasekharan, M. P., and Rajagopalan, R., "MODROC: an extension of rank clustering for group technology", International Journal of Production Research, Vol. 24, No. 5, pp. 1221-1233, 1986.
- [5] Chandrasekharan, M. P., and Rajagopalan, R., "ZODIAC: An algorithm for concurrent formation of part families and machine-cells", International Journal of Production Research, Vol. 24, No. 2, pp. 451-464, 1987.
- [6] Co, H. C., and Araar, A., "Configuring cellular manufacturing systems", International Journal of Production Research, Vol. 26, No. 9, pp. 1511-1522, 1988.
- [7] Kandiller, L., "A comparative study of cell formation in cellular manufacturing systems", International Journal of Production Research, Vol. 32, NO. 10, pp. 2394-2429, 1994.
- [8] King, J. R., "Machine-component grouping in production flow analysis : an approach using rank order clustering algorithm", International Journal of Production Research, Vol. 18, No. 2, pp. 213-232, 1980.
- [9] King, J. R., and Nakornchai, V., "Machine-component group formation in group technology : review and extension", International Journal of Production Research, Vol. 20, No. 2, pp. 117-133, 1982.
- [10] Kohonen, T., Self-organization and associative memory, Springer-Verlag, Berlin, 1984.
- [11] Kumar, K. R. and Vannellii, A., "Design of flexible production systems: capacity balancing and subcontracting strategies", in Proceeding of Second ORSA/TIMS Conference on Flexible Manufacturing Systems: Operations Research Models and Applications, pp. 203-208, 1986.
- [12] Kumar, K. R. and Chandrasekharan, M. P., "Grouping efficacy: a quantitative criterion for goodness of block diagonal forms of binary matrices in group technology" , International Journal of Production Research, Vol. 28, NO. 2, pp. 233-243, 1990.
- [13] Liao, T. W., "Design of line type cellular manufacturing systems for minimum operating and material-handling cost", International Journal of Production Research, Vol. 32, NO. 2, pp. 387-397, 1994.
- [14] Mcauley, J., "Machine grouping for efficient production", Production Engineer, pp.53-57, 1972.
- [15] Valle, A. G. D., Balarezo, S., and Tejero, J., " A heuristic workload-based model to form cells by minimizing intercellular movement", International Journal of Production Research, Vol. 32, No. 10, pp. 2275-2285, 1994.
- [16] Venugopal, V., and Narendan, T. T., "Machine-cell formation through neural network models", International Journal of Production Research, Vol. 32, No. 9, pp. 2105-2116, 1994.