

## 그룹 테크놀로지에서 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 프로토타입 의사결정지원시스템

박 명 섭\*

황 인 수\*\*

논문접수일 : 96. 3

게재확정일 : 96. 4

### 초 록

본 논문은 그룹 테크놀로지를 적용하여 제조 셀을 구성할 때 의사결정자를 지원하기 위해 개발한 신경망기반 프로토타입 의사결정지원시스템(Decision Support System, DSS)을 제시한다. 변화하는 제조여건에 맞추어 제조 셀을 완전히 재구성하거나 특정 기계의 배치만을 결정하는 의사결정문제를 지원할 수 있도록 DSS를 설계하였으며, DSS의 필수조건의 하나인 what-if 기능을 갖추므로써 의사결정자를 보다 효율적·효과적으로 지원할 수 있도록 시스템을 구현하였다. 제조 셀의 구성에 필요한 각종 데이터를 데이터베이스에 저장·관리하며, 문제해결 기법으로는 단순하면서도 좋은 결과를 나타내는 것으로 평가받고 있는 Carpenter-Grossberg의 신경망(CGNN)을 수정하여 사용하고 있다. 본 연구에서 제시하고 있는 DSS의 개념적인 틀은 다른 많은 제조 셀 구성 모델을 수용하여 의사결정자의 의사결정을 지원할 수 있을 뿐만 아니라, 다른 영역의 문제에 대해서도 쉽게 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

주요 용어 : 그룹 테크놀로지, 제조 셀, 신경망, 의사결정지원시스템

\* 고려대학교 경영학과 부교수

\*\* 고려대학교 대학원 경영학과 박사과정

## I. 서 론

그룹 테크놀로지(Group Technology, GT)는 생산시스템의 생산성을 증진시키기 위한 경영철학의 하나로, 유사한 기계를 필요로 하는 제품 혹은 부품들을 그룹으로 묶고 이의 생산에 필요한 기계들을 한 곳에 모아 제조 셀(manufacturing cell)을 구성하는 것을 주요 내용으로 한다. GT가 업계에서 많은 관심을 받게 된 것은 소비자들의 수요가 복잡화, 다양화되면서 기업들이 기존의 소품종 대량생산체제로부터 다품종 소량생산체제로 전환하게 된 것을 주요인으로 들 수 있을 것이다. 다품종 소량생산을 하게 되면 작은 복크기(lot size)로 여러 가지 제품을 생산하게 되어, 자재취급비용이 증가하며, 빈번한 교체준비(set up)가 필요하여 이에 필요한 시간과 비용이 상승한다. 따라서, 제품의 유연성을 증가시키면서도 대량생산체제의 잇점인 규모의 경제를 극대화할 수 있도록 부품의 유사성을 최대한 활용하자는 개념이 바로 GT의 요지라 할 것이다.

GT 제조 셀이란 이와같이 품목들의 유사성을 최대한 활용하여 부품군으로 구성하고, 각 부품군을 생산하는 데 필요한 기계들로 그룹을 형성하는 것으로 생각할 수 있다. 그러나, 다품종 소량생산 체제하에서 한 공장에서 처리하는 품목의 수와 각 품목들이 필요로 하는 공정과 기계의 수를 고려할 때, 이를 수작업으로 처리한다는 것은 현실적으로 불가능한 일이다. 이에 따라 제조 셀의 합리적인 구성을 위한 알고리즘이나 휴리스틱을 개발하기 위하여 많은 연구가 진행되어 왔다. 제조 셀 구성문제에 대한 기존의 연구는 기계별로 처리하는 품목의 특성을 이용하여 분류(classification)하는 방법에 관한 연구와 기계 부품간에 행렬(matrix)을 구성한 후 행과 열을 재배치하면서 제조 셀을 형성하는 연구로 구분할 수 있다. 최근에 이루어지고 있는 대부분의 연구는 후자, 즉 행렬을 이용하여 그룹을 구성하는 알고리즘이나 휴리스틱의 개발에 관한 연구가 주종을 이루고 있다. McAuley(1972)의 연구나 Seifoddini와 Wolfe(1986)의 연구는 유사한 품목을 생산하는 기계들로 제조 셀을 구성한 후 여기에 부품들을 적절히 할당하는 순차적인 방법을 제시하며, Chan과 Miner(1982)의 DCA(Direct Clustering Algorithm), King(1980)의 ROC(Rank Order Clustering), 그리고 Kusiak과 Chow(1987)의 CIA(Cluster Identification Algorithm) 등은 기계와 부품간의 그룹을 동시적으로 직접

찾아내는 방법을 제시한다.

이들 연구는 대부분이 최적해 혹은 만족해를 찾아내기 위한 알고리즘이나 휴리스틱을 제시하고 있다. 그러나 그룹을 구성하는 문제는 문제의 크기가 증가함에 따라 탐색공간(search space)이 지수적으로 증가되는 NP-Complete 문제이기 때문에 현실적인 문제에서 최적해(optimal solution)를 찾는다는 것은 거의 불가능한 일이다(Kusiak, 1987). 뿐만 아니라, 문제의 크기가 비교적 큰 경우에는 휴리스틱 기법도 많은 계산시간을 필요로 하기 때문에 적용이 용이하지 않을 수 있다. 예를 들어, King(1980)이 제시한 ROC의 경우, 기계의 수를  $m$ , 부품의 수를  $n$ 이라 할 때, 계산의 복잡도가  $O(mn^2 + m^2n)$ 으로 나타나고 있으며, 기타의 휴리스틱의 경우에도 유사한 복잡도를 갖는 것으로 알려져 있다(Kaparthi, 1992).

최근에는 인공지능분야에서 관심의 대상이 되고 있는 신경망(Neural Network)이론을 제조 셀 구성 문제에 적용하는 연구가 많이 이루어지고 있다. Kao(1991)와 Karparthi(1991)는 제조 셀 구성을 위해서 BP(backpropagation) 신경망을 이용하였으며, Lee(1992)와 Venugopal(1992)은 Simulated Annealing을 이용하였다. Carpenter와 Grossberg(1986, 1988)가 제안한 ART(Adaptive Resonance Theory) 신경망이론도 Kusiak(1991)과 Kaparthi(1992) 등 많은 연구에서 제조 셀 구성문제의 해법으로 활용되어 왔으며 매우 좋은 성과를 주는 것으로 알려져 있다.

특정 휴리스틱이나 알고리즘 혹은 신경망이 보다 좋은 결과를 가져온다고 해서 한가지의 문제풀이 해법만을 적용한다면 문제의 특성이나 생산환경에 관계없이 동일한 방법이 적용되기 때문에 문제의 특성에 따라 제조 셀을 효과적으로 구성할 수 없게 된다. 뿐만 아니라, 선택된 문제풀이 해법에 적합하게 자료를 가공하기 위해서는 많은 노력이 필요하며, 적절한 제조 셀을 구성하기 위한 what-if 분석 등을 실시하기가 어렵다. 따라서, 제조 셀 구성을 위한 자료는 데이터베이스에 관리하고 제조 셀을 구성하는데 사용되는 여러 가지의 문제풀이 해법들은 모델베이스에 통합관리하여 자료의 처리를 용이하게 할 뿐만 아니라, 여러 가지의 문제풀이 해법을 적용하여 최상의 결과를 이용할 수 있도록 시스템화하는 연구의 필요성이 제기된다.

본 논문에서는 GT를 적용하여 제조 셀을 구성할 때 의사결정자를 지원하기 위해 개발한 신경망기반 프로토타입 의사결정지원시스템(Decision Support System, DSS)을 제시하고자 한다. 제조 셀의 구성에 필요한 각종 자료를 데이터베이스에 저장·관리하며, 문제해결 기법



(1) 기계-부품 행렬

기계와 부품간의 관계를 시각적으로 쉽게 파악하여 제조 셀의 구성을 용이하게 하는 대표적인 도구로서는 <표 1>의 예에서 보여지는 기계-부품 행렬(matrix)을 들 수 있다.

<표 1> 초기의 기계와 부품의 관계 행렬

		부 품									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
기	1		1			1		1			
	2					1	1	1			1
	3		1				1	1			1
	4	1			1		1				
계	5	1			1					1	
	6			1					1		
	7			1					1		
	8	1								1	

<표 1>은 어떤 부품이 어떤 기계를 필요로 하는지의 관계를 보여주고 있는데, 이 행렬의 행(row)은 그대로 두고 열(column)만을 재배치할 경우 <표 2>와 같은 몇 개의 제조 셀을 찾아 낼 수 있다.

<표 2> 열의 위치를 변경하여 구한 제조 셀의 예

		부 품									
		2	5	6	7	10	1	4	9	3	8
기	1	1	1		1						
	2		1	1	1	1					
	3	1		1	1	1					
	4			1			1	1			
계	5						1	1	1		
	6									1	1
	7									1	1
	8						1		1		

〈표 2〉는 세 개의 기계-부품 원소를 제외한 모든 기계-부품 원소들이 세 개의 그룹을 형성하고 있음을 보여주고 있다. 몇 개의 제조 셀을 만들 것이며, 또한 서로 관련을 맺고 있는 기계-부품들을 얼마나 많이 제조 셀내에 포함되도록 구성할 수 있는가 하는 것이 제조 셀 구성의 중요한 의사결정사항이 됨을 볼 수 있다.

## (2) 성과척도

셀 구성이 얼마나 잘 구성되었는지를 평가하는 기준으로 여러 가지가 제시되고 있으나, 비교적 많이 다루어지고 있는 성과척도(performance measure)로는 다음의 세가지를 들 수 있다.

### ① EE (Exceptional Elements)

EE는 가장 단순한 형태의 성과척도로, 제조 셀을 구성한 후에 제조 셀을 벗어나는 원소의 개수를 세어 성과를 측정한다. 예를 들어, 〈표 2〉의 예에서는 총 세 개의 원소가 제조 셀밖에 위치하고 있으므로 EE로 측정한 성과는 3이 된다. 그러나, 문제의 크기나 유형에 따라 제조 셀밖에 위치하는 원소의 개수가 크게 달라질 수 있으므로, 전체 원소의 수에 대한 비율 등으로 변환하여 적용하기도 한다.

### ② ME (Measure of Effectiveness)

ME는 제조 셀을 구성한 후의 기계-부품 행렬에서, 기계와 부품이 서로 관련있는 행과 열의 상하좌우에 다른 기계 및 부품이 서로 관련있는 것들로 구성되어 있을수록 그룹핑이 잘된 것으로 평가되며, 다음의 계산식에 의해 ME의 값이 구해진다.

$$ME = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{i,j} \cdot (a_{i,j-1} + a_{i,j+1} + a_{i-1,j} + a_{i+1,j})$$

여기에서,  $N$ 은 부품의 수,  $M$ 은 기계의 수, 그리고  $a$ 는  $i$ 행,  $j$ 열의 원소값으로 부품  $i$ 가 기계  $j$ 에서 작업이 이루어지면 1, 그렇지 않으면 0의 값을 갖는다. 따라서, 간단하게 성과를 측정할 수 있다는 장점을 지니고는 있으나, 동일한 제조 셀 내에서도 기계와 부품의 배치순서에 따라서 ME의 값이 달라진다는 문제를 갖고 있다.

③ GE (Grouping Efficiency)

GE는 ME와는 달리 제조 셀을 구성한 이후에 제조 셀에 포함되지 못한 기계-부품 원소들의 개수뿐만 아니라 기계의 이용율(utilization)까지도 고려하여 만든 성과척도이다. 제조 셀에 포함되지 못한 기계-부품 원소들은 작업현장에서 제조 셀을 구성했을 경우 제조 셀간을 이동하면서 작업을 해야만 하는 부품을 의미하기 때문에 가능한한 최소화하여야 한다. 즉, 제조 셀 내에 포함되는 원소들의 수가 극대화되도록 제조 셀을 구성해야 한다. 또한, 기계의 이용율은 제조 셀에서 기계가 사용되는 시간의 비율을 나타내는 것으로 이용율이 높을수록 제조 셀이 잘 구성되었다고 볼 수 있다. GE 성과척도는 이와 같이 두 가지 세부적인 성과척도를 근간으로 각각에 가중치를 주어 전체적인 성과를 측정하는데, 다음과 같이 계산된다.

$$\eta = w\eta_1 + (1-w)\eta_2$$

여기에서,  $\eta_1$ 과  $\eta_2$ 는 다음 식에서 보는 바와 같이 기계의 이용율과 각 원소가 제조 셀 내에 포함되는 비율을 측정할 값이며,  $w$ 는  $\eta_1$ 에 주어진 가중치로 0.0~1.0의 값을 갖으나, 일반적으로 0.5로 설정한다(Chen, 1995).

$$\eta_1 = \frac{e_i}{\sum_{i=1}^k M_i N_i}$$

$$\eta_2 = 1 - \left[ \frac{e_0}{MN - \sum_{i=1}^k M_i N_i} \right]$$

여기에서 각각의 기호가 의미하는 바는 다음과 같다.

- $M$  : 기계의 수(행렬에서는 행의 수)
- $N$  : 부품의 수(행렬에서는 열의 수)
- $M_i$  :  $i^{\text{th}}$  제조 셀에 있는 기계의 수
- $N_i$  :  $i^{\text{th}}$  제조 셀에 있는 부품의 수
- $k$  : 구성된 제조 셀의 수
- $e_i$  : 제조 셀 안에 있는 1의 수
- $e_0$  : 제조 셀 밖에 있는 1의 수

## 2.2 제조 셀 구성과 의사결정

2.1절에서 설명된 바와 같이, 제조 셀을 구성하는 문제는 주어진 기계와 부품간의 조합으로부터 행과 열을 재배치하여 주어진 성과척도를 극대화하는 비교적 정형화되고 구조화된(structured) 문제라고 볼 수 있다. 따라서, 정수계획법, 동적계획법, 또는 기타의 휴리스틱적인 분석적인 방법을 통하여서도 문제를 쉽게 해결할 수 있을 것이다. 그러므로 '비구조적(unstructured) 혹은 반구조적(semi-structured)인 의사결정문제에서 의사결정자에게 필요한 정보 혹은 대안(alternatives)을 제공하는 시스템을 의사결정지원시스템(DSS)이라 한다'는 관점(Sprague, 1980)에서 볼 때, 제조 셀 구성의 문제는 DSS의 최적적 적용영역으로 보기는 어렵다. 그러나, 현실적인 문제는 사전적으로 고정되어 있는 몇 개의 기계와 부품, 그리고 이들간의 관계로 이루어져 있는 것이 아니며, 해결해야 할 문제의 크기가 이미 분석적인 방법을 사용하여 최적해를 찾을 수 없을 만큼 크다(combinatorial explosion)는 것이 가장 큰 문제로 대두되고 있다. 뿐만 아니라, 새로운 기계를 도입하여 기존의 제조 셀을 완전히 재구성하거나 부분적 수정이 필요한 경우, 혹은 수시로 변하는 소비자의 수요를 충족시키기 위해 새로운 제품을 도입할 때마다 제조 셀의 구성을 재조정해야 하는 복잡한 의사결정 문제가 발생하게 된다.

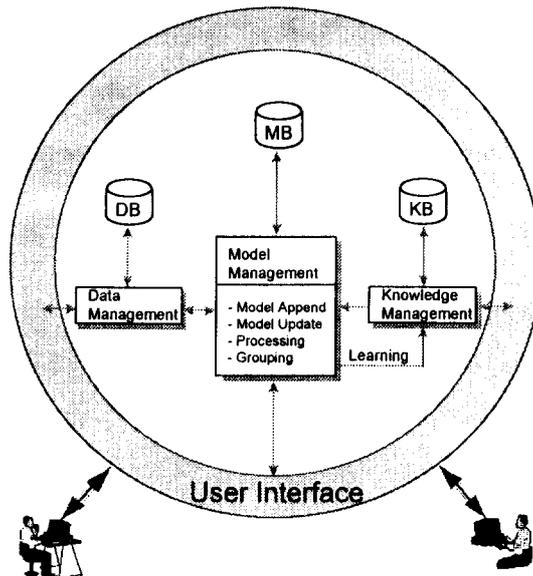
결국, GT를 구현하기 위한 제조 셀 구성 문제는 단순히 주어진 자료에 따라서 고정된 제조 셀을 구성하는 구조적이고 단순반복적인 작업이 아니라, 생산환경이 변함에 따라 의사결정 환경도 함께 변하는 반구조적(semi-structured)인 문제로 보아야 할 것이다. 따라서 제조 셀 구성의 현실적 문제는 DSS의 적용영역이라 할 수 있으며, 변화하는 환경에 적합한 제조 셀을 수시로 구성할 수 있도록 적절한 의사결정지원정보를 제공하는 DSS의 개발필요성이 제기되는 것이다.

### Ⅲ. 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 의사결정지원시스템

#### 3.1 시스템 구조

셀 구성을 위한 DSS를 구축하기 위해서는, 일반적인 DSS를 구축할 때 필요한 구성요소들인 데이터베이스(database), 모델베이스(model base), 그리고 사용자 인터페이스(user interface) 등 DSS의 기본적인 구성요소를 모두 필요로 한다.

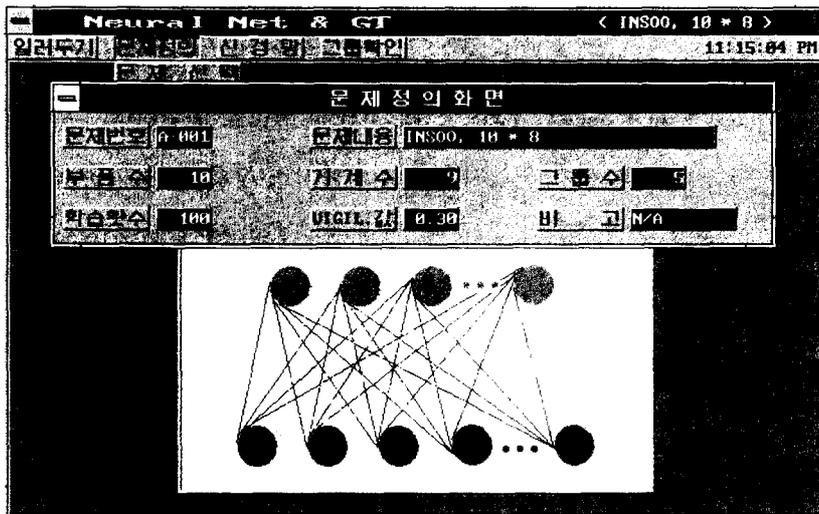
〈그림 1〉은 본 연구에서 제시하는 제조 셀 구성을 위한 DSS의 가장 핵심이 되는 모형(model)을 보여준다. 시스템을 구성하는 주요 구성요소를 살펴보면, 데이터베이스 관리시스템(Database Management System, DBMS)에 의해 관리되는 데이터베이스, 신경망을 기반으로 하는 모델베이스, 그리고 사용자와 사용자 인터페이스 등과 같이 기존의 DSS에서도 흔히 볼 수 있는 구성요소들을 포함한다. 그러나, 일반적인 DSS에서는 볼 수 없는 지식베이스(knowledge base)와 이를 처리하기 위한 모듈이 있음을 볼 수 있다. 이는 신경망에 의해 학



〈그림 1〉 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 DSS의 구조

습된 수치형태의 가중치를 저장해 두는 것으로, 향후에 새로운 기계를 도입하거나 새로운 부품을 생산하게 될 때, 기존의 기계-부품간의 관계행렬로부터 계산된 가중치를 이용하여 새로운 기계 혹은 부품에 대해 가장 적합한 제조 셀을 선정하기 위해 사용될 수 있다.

〈그림 1〉에서 제시한 모형에서 데이터베이스, 모델베이스, 그리고 지식베이스 등을 프롬프트(prompt)나 풀다운 메뉴(pull-down menu) 등의 대화형 사용자 인터페이스(user interface)를 통하여 쉽게 검색 혹은 수정될 수 있다. 〈그림 2〉는 의사결정자가 그래픽 기반의 사용자 인터페이스를 이용하여 문제를 정의하는 예를 보여주고 있다.



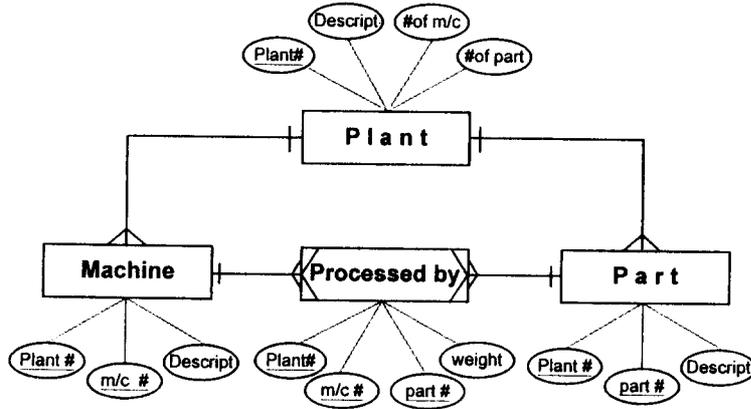
〈그림 2〉 제조 셀을 구성하기 위한 문제를 정의하는 화면

다음절에서는 제시된 시스템의 데이터베이스 구조와 역할에 대해 먼저 설명한 후, 상호 밀접한 관계를 갖는 모델베이스와 지식베이스에 대해서는 3.3절에서 함께 설명하도록 한다.

### 3.2 데이터베이스

데이터베이스는 DSS가 필요로 하는 각종 자료를 저장·보관하고 필요한 때에 이를 제공하는 기능을 수행한다. 따라서, 기계와 부품간의 관계를 효과적으로 관리하기 위해 필요한 각종

자료들을 체계적으로 수집·저장할 필요가 있다. 본 연구에서는 대표적인 데이터 모델링 (data modeling) 기법의 하나인 개체관계도(Entity-Relationship Diagram, ERD; Date, 1983; McFadden, 1991)를 이용하여 <그림 3>과 같이 개체간의 관계를 표현하였다.



<그림 3> 제조 셀 구성을 위한 개체관계도

<그림 3>의 논리적 개체관계도(logical ERD)가 완성되면, 시스템으로 구축하여 운영할 때의 편의를 위해서 몇 개의 개체(entity)를 하나로 묶는 등의 작업을 통하여 물리적 개체관계도(physical ERD)로 변경시키는 작업이 필요하다. 그러나, <그림 3>에서 제시한 논리적 개체관계도에 나타나 있는 개체들은 더 이상 재구성이 불가능한 기본적인 개체들로 이루어져 있기 때문에 본 연구의 모형에서는 논리적 개체관계도를 변경없이 그대로 사용하고 있다. 물리적 개체관계도를 바탕으로 각각의 개체(entity)가 갖는 속성(attribute)을 보다 구체적으로 정의하고, 각각을 하나의 데이터파일로 구축하면 <표 3>과 같다.

<표 3>의 (a)~(c)는 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 DSS에서 필요한 공장 데이터파일, 기계 데이터파일, 그리고 부품 데이터파일을 관계형 데이터베이스로 표현한 것이며, (d)는 <표 1>의 기계-부품 행렬의 예를 관계형 데이터베이스의 형태로 표현한 것이다. 이와 같이 구축된 데이터베이스는 <그림 4>에서 보는 바와 같이 사용자가 프롬프트나 풀다운 메뉴 등의 사용자 인터페이스와 DBMS를 통하여 데이터베이스에 접근하여 새로운 데이터의 추가(insert, append), 삭제(delete) 혹은 수정(edit)을 할 수 있도록 구현하였다.

<표 3> 제조 셀 구성에 필요한 데이터베이스

(a) 공장(Plant) 데이터화일

필드명	데이터형식	데이터길이	내 용	비 고
PlantNo	숫자형	5	공장 번호	
Machines	숫자형	5	기계의 종류수	
Parts	숫자형	5	부품의 종류수	

(b) 기계(Machine) 데이터화일

필드명	데이터형식	데이터길이	내 용	비 고
PlantNo	숫자형	5	공장 번호	
MachineNo	숫자형	5	기계 번호	≤ Machines
Descript	문자형	20	기능 설명	

(c) 부품(Part) 데이터화일

필드명	데이터형식	데이터길이	내 용	비 고
PlantNo	숫자형	5	공장 번호	
PartNo	숫자형	5	부품 번호	≤ Parts
Descript	문자형	20	기능 설명	

(d) 기계-부품관계 데이터화일

필드명	데이터형식	데이터길이	내 용	비 고
PlantNo	숫자형	5	공장 번호	
MachineNo	숫자형	5	기계 번호	≤ Machines
PartNo	숫자형	5	부품 번호	≤ Parts
Weight	숫자형	4.1	작업 중요도	0.0 ~ 99.9

기계	P-1	P-2	P-3	P-4	P-5	P-6	P-7	P-8	P-9
1	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0
3	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0
4	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
5	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
6	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0
7	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0
8	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

<그림 4> 기계-부품 관계를 정의하는 화면

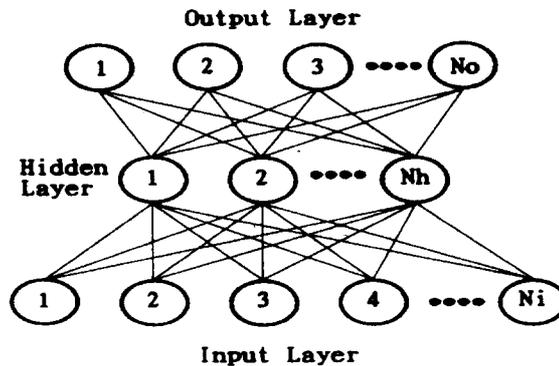
### 3.3 모델베이스와 지식베이스

본 연구에서는 신경망을 이용한 DSS의 개발에 초점을 맞추고 있기 때문에 여기에서는 신경망에 대해서만 논의하지만, 기타의 셀 구성을 위한 알고리즘이나 휴리스틱도 제시된 시스템의 모델베이스에 추가될 수 있다. 아울러, 신경망에서 사용되는 지식(knowledge)이란 입력노드와 출력노드간의 연결강도(weights)를 의미하므로 지식베이스에는 여러 가지의 학습용 자료로부터 계산된 가중치가 수치 행렬의 형태로 저장된다.

#### (1) 신경망(Neural Network)의 개념

신경망은 <그림 5>에서 보는 바와 같이, 노드(node)의 형태로 표현된 뉴런(neuron)이라 불리우는 간단한 처리요소(processing elements)들로 이루어진 하나의 네트워크로, 이들 뉴런은 몇 개의 층(layer)을 구성한다. 네트워크 상의 각 층에 위치한 뉴런들은 인접한 뉴런이나 상하위에 있는 다른 뉴런들과 연결되는데, 이 때 각각의 연결강도는 수치형태의 가중치로 표현된다. 또한, 이들 가중치는 특정 학습알고리즘에 의해 변경되어 일정한 값으로 수렴해 가게 된다.

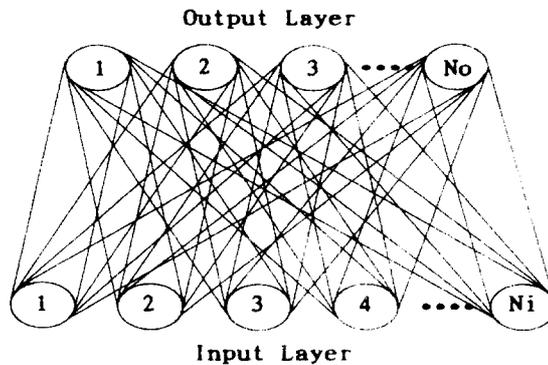
일반적으로 신경망은 뉴런들을 연결하는 물리적인 구조, 입력 및 출력을 변환하기 위한 활성화 함수(activation function), 그리고 학습알고리즘(learning algorithm) 등으로 구성된다.



<그림 5> 일반적인 백-프로파게이션(BP) 신경망의 구조

## (2) Carpenter-Grossberg's Neural Network(CGNN)의 구조

CGNN은 Carpenter와 Grossberg(1986, 1988)가 ART(Adaptive Resonance Theory)에 대한 연구과정에서 개발한 신경망이다. 일반적인 신경망에서는 일련의 입력값과 출력값을 예제로 만들어 학습을 시키는 예제에 기초한 학습방법(learning by examples, supervised learning)을 이용하지만, CGNN은 입력값이 주어지면 내부적으로 출력값을 계산하여 적용하는 관찰에 의한 학습방법(learning by observation, unsupervised learning)을 이용한다. 즉, 네트워크 자체에서 출력의 정확성을 평가하여 뉴론간의 가중치를 자동적으로 변경해 주는 방법을 사용하고 있다. 따라서, 사전적으로 출력에 대한 지식을 전혀 갖지 못하는 제조 셀 구성의 문제에 효과적으로 적용될 수 있는 것이다.



〈그림 6〉 Carpenter-Grossberg 신경망(CGNN)의 구조

CGNN은 일반적인 신경망과는 달리 〈그림 6〉에서 보는 바와 같이 각각 한 개씩의 입력층(input layer)과 출력층(output layer)으로만 이루어져 있으며, 입력층과 출력층간의 뉴론들은 서로 2중으로 연결되어 있다. 입력층에는 부품의 행과 기계의 열에 따라 자료가 입력되므로 한 번에 입력되는 자료의 수는 부품의 수와 같아서 입력층의 뉴론수는 부품의 수와 같아야 하며, 기계 1로부터 기계 N에 이르기까지 차례대로 입력이 되면 1회의 학습이 이루어졌다고 한다. 또한, 출력층은 기계가 포함되는 제조 셀을 의미하므로 뉴론수는 예상되는 제조 셀의 최대수가 되어야 한다.

(3) 수정된 CGNN의 작동원리

Karparthi(1992)는 CGNN을 이용하여 제조 셀을 구성하기 위한 알고리즘을 제시하였다. 본 연구에서는 기계-부품관계에 있어서 중요도를 고려하여 중요도가 높은 것이 우선적으로 제조 셀을 구성할 수 있도록 다음과 같이 Karparthi(1992)의 알고리즘을 수정하여 적용하고 있다.

① 출력층에서 입력층으로, 그리고 입력층에서 출력층으로 연결된 가중치를 다음과 같이 초기화하고, vigilance threshold( $\rho$ )를 결정한다.

○ 출력노드  $j$ 에서 입력노드  $i$ 로의 연결강도 :  $\forall i,j \ t_{ij}(0)=0.5$

○ 입력노드  $i$ 에서 출력노드  $j$ 로의 연결강도 :  $\forall i,j \ b_{ij}(0)=1/(1+N)$

여기에서,  $N$ 은 입력층의 노드수,  $M$ 은 출력층의 노드수를 의미하며,  $i$ 와  $j$ 는 각각  $1 \leq i \leq N$ 와  $1 \leq j \leq M$ 을 만족하여야 한다.

○ 최소한으로 요구되는 입력과 출력의 일치정도를 나타내는  $\rho$ 의 값으로 0.0~1.0의 값을 선택한다. 이 때,  $\rho$ 가 너무 크면 일치하는 그룹을 발견하기가 어려워져서 보다 많은 수의 그룹이 만들어지며,  $\rho$ 가 너무 작으면 대부분의 경우에 이를 만족하기 때문에 작은 수의 그룹이 만들어지게 된다.

② 특정기계를 필요로 하는 부품들로 이루어진 입력벡터  $X$ 를 입력층에 입력한다.

③ 출력층에 있는 모든 선택 가능한 노드에 대해서 출력  $O_j(k)$ 를 계산한다.

$$O_j(k) = \sum_{i=1}^N b_{ij}(k) \cdot x_i \quad \text{for all enabled Output nodes}$$

여기에서,  $x_i$ 는 입력노드  $i$ 의 입력값이며,  $b_{ij}(k)$ 는  $k$ 번째 입력에서 입력노드  $i$ 로부터 출력노드  $j$ 로 연결되는 연결강도를 의미한다. 이 때, 단계 ⑥에서 일치도가  $\rho$ 보다 작아서 선택이 불가능(disable)하도록 설정된 출력노드는 고려하지 않는다.

④ 선택 가능한 모든 출력노드 중에서 가장 큰 출력을 갖는 노드를 선택한다.

$$O_j(k) = \text{Max}_j \{O_j(k)\} \quad \text{for all enabled Output nodes}$$

⑤ 선택된 노드가 입력노드의 값과 얼마나 잘 일치하는지를 평가하는 vigilance test를 실시한다. 다음과 같이 입력된 값들의 합을  $X$ , 선택된 출력노드와 입력이 일치된 정도의

합을  $Y$ 라고 하고,

$$X = \sum_{i=1}^N x_i$$

$$Y = \sum_{i=1}^N t_{ij}(k) \cdot x_i$$

다음과 같이  $Y$ 와  $X$ 의 비율을 계산하여

$$\frac{Y}{X} = \frac{\sum_{i=1}^N t_{ij}(k) \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N x_i}$$

이 값이 단계 ①에서 설정된 vigilance threshold( $\rho$ ) 값보다 크면 설정된 일치도를 만족함을 의미하므로 ⑦로 가서 선택된 출력노드와 모든 입력노드간의 연결 강도를 갱신해 주며,  $\rho$ 보다 작으면 ⑥으로 이동한다.

- ⑥ 위의 vigilance test로부터 선택하였던 출력노드의 일치도가 매우 낮게 나타났기 때문에, 이 노드가 선택되지 않도록 설정한 후 ③으로 돌아가서 다른 노드를 검색한다.
- ⑦ 선택된 출력노드와 모든 입력노드의 연결강도를 다음과 같이 갱신한다.

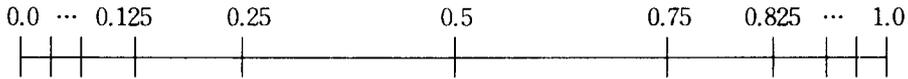
$$t_{ij}(k+1) = \begin{cases} t_{ij}(k) \cdot x_i + (1 - t_{ij}(k) \cdot x_i) / 2, & \text{if } x_i \neq 0 \text{ and } t_{ij}(k) \geq 0.5, \\ t_{ij}(k) \cdot x_i \cdot 2, & \text{if } x_i \neq 0 \text{ and } t_{ij}(k) < 0.5, \\ t_{ij}(k) \cdot x_i - (1 - t_{ij}(k) \cdot x_i), & \text{if } x_i = 0 \text{ and } t_{ij}(k) > 0.5, \\ t_{ij}(k) \cdot x_i / 2, & \text{if } x_i = 0 \text{ and } t_{ij}(k) \leq 0.5. \end{cases}$$

$$b_{ij}(k+1) = \frac{t_{ij}(k) \cdot x_i}{0.5 + \sum_{i=1}^N t_{ij}(k) \cdot x_i}$$

- ⑧ 각 노드를 연결하는 연결강도, 즉  $t_{ij}(k)$ 와  $b_{ij}(k)$ 가 안정될 때까지 혹은 모든 입력자료가 일정회수만큼 입력될 때까지 순환적으로 자료를 입력시키면서 ②로부터 위의 과정을 반복한다.

위에서 단계 ②와 ⑦은 Karparthi(1992)의 알고리즘을 수정하여 적용한 것이다. Karparthi(1992)는 단계 ②에서 출력노드로부터 입력노드로의 연결강도를 모두 1.0으로 초기화 한 후,

단계 ⑦에서  $t_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) \cdot x_i$ 의 계산식에 따라 갱신하였다. 이 경우 입력노드  $i$ 에 한 번이라도 0이 입력되면 출력노드  $j^*$ 로부터 입력노드  $i$ 로의 연결강도가 0이 된다. 따라서, 연결강도가 0인 값을 갖는 노드가 많을 경우 단계 ⑤에서  $\rho$ 를 만족시키지 못해 많은 수의 셀이 형성되는 문제가 발생할 수 있다. 본 연구에서는 단계 ②에서 출력노드로부터 입력노드로의 연결강도를 모두 0.5로 초기화 한 후에, 단계 ⑦에서 입력노드의 값에 따라 연결강도가 서서히 갱신되도록 수정하였다. 이 때, 연결강도는 초기에 부여된 0.5를 기준으로 0.0~1.0의 구간내에서 이산적인 값만을 가질 수 있도록 하였으며, 이를 그림으로 표현 하면 <그림 7>과 같다.



<그림 7> 출력노드로부터 입력노드로의 연결강도의 범위

<그림 7>에서 예를 들어  $k$ 번째 입력에 따른 결과로써  $t_{ij}(k)$ 가 0.5일 때,  $(k+1)$ 번째 입력으로 입력노드  $i$ 에 1이 입력되면 단계 ⑦의 첫 번째식에 따라  $t_{ij}(k+1)$ 은 0.75가 된다.  $(k+2)$ 번째 입력에서 입력노드  $i$ 에 1이 다시 입력된다면  $t_{ij}(k+2)$ 는 0.875로 계산된다. 반면에  $(k+3)$ 번째 입력에서 입력노드  $i$ 에 0의 값이 입력된다면,  $t_{ij}(k+3)$ 은 0.75로 감소된다. 즉, 입력노드에 1이 입력되면  $t_{ij}$ 의 값은 1.0의 방향으로 접근하고, 0이 입력되면  $t_{ij}$ 의 값이 0.0의 방향으로 접근한다. 이와 같은 과정을 거쳐 학습을 계속하게 되면 연결강도  $t_{ij}$ 는 0 혹은 1로 수렴하게 된다.

### (3) 행렬의 형태로 표현된 그룹핑 지식

위의 (2)에서 설명한 절차를 따라 주어진 기계-부품 간의 행렬을 이용하여 학습시키면 입력층과 출력층의 각 노드를 연결하는 연결강도가 <표 4>와 같이 행렬의 형태로 나타난다. 이 결과는 <표 1>의 예제에 대해 vigilance threshold( $\rho$ )의 값을 0.3으로 주고 100회의 학습을 실시했을 때의 결과이다. 여기에서  $\rho$ 의 값을 증가시키면 보다 엄격하게 일치도를 검사하게 되기 때문에 생성되는 그룹의 수가 많아지게 되며,  $\rho$ 의 값을 감소시키면 그룹의 수가 작아진다. 따

〈표 4〉 입력노드와 출력노드간의 연결강도

(a) 입력노드에서 출력노드로의 연결강도  $b_{ij}(100)$ 

출력 그룹	입력	부					품				
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
그 룹	1	0.000	0.222	0.000	0.000	0.000	0.222	0.222	0.000	0.000	0.222
	2	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.400	0.000
	3	0.000	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	0.400	0.000	0.000

(b) 출력노드에서 입력노드로의 연결강도  $t_{ij}(100)$ 

출력 그룹	입력	부					품				
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
그 룹	1	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	1.000
	2	1.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
	3	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000

라서, DSS에서 제공하는 what-if 분석을 여기에 적용하여  $\rho$ 의 값을 변화시키면서 가장 적합한 제조 셀 구성을 찾아낼 수 있다.

입력 자료를 이용하여 학습을 실시함으로써 〈표 4〉의 지식이 얻어지면 입력에 사용되었던 자료 혹은 새로운 자료가 입력될 때마다, 〈표 4(a)〉의 값을 이용하여 출력값을 계산함으로써 해당기계를 어떤 그룹에 포함시킬 것인지를 결정한다. 예를 들어, 〈표 1〉에서 첫 번째 입력자료가 되는 기계 1의 부품벡터 (0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0)을 〈표 4 (a)〉의 값을 이용하여 CGNN의 출력값을 계산하면,

$$O_1 = 0.2222 + 0.2222 = 0.4444$$

$$O_2 = 0.0000$$

$$O_3 = 0.0000$$

가 되어 기계 1은 그룹 1에서 가장 높은 출력값을 갖으며, 이는  $\rho$ 값으로 설정된 0.3보다 높기 때문에 그룹 1에 할당된다. 이와 같이, 나머지 기계들에 대해서도 동일한 과정을 거침으로써 각 기계가 속하게 되는 그룹을 결정할 수 있다. 뿐만 아니라, 이미 구성되어 있는 제조 셀을 그대로 둔 채로, 새로 도입된 기계를 특정 제조 셀에 배치할 경우에도 위와 동일한 과정을 거쳐 제조 셀을 결정할 수 있다.

각 제조 셀에 기계를 모두 배치하고 나면, 다음으로는 어떤 부품이 어느 제조 셀에서 주로 생산되는지를 결정해야 하는데, 이는 해당하는 부품을 생산하기 위해 필요한 기계들이 가장 많이 포함된 제조 셀에서 부품이 생산되도록 한다. 앞에서 예로 들었던 <표 1>의 기계-부품간 행렬로부터 위의 절차에 따라 제조 셀을 만들면 <표 5>와 같이 세 개의 그룹이 형성됨을 알 수 있다.

<표 5> CGNN을 이용한 제조 셀 구성의 예

		부 품									
		2	5	6	7	10	1	4	9	3	8
기	1	1	1		1						
	2		1	1	1	1					
	3	1		1	1	1					
	4			1			1	1			
	5						1	1	1		
계	8						1		1		
	6									1	1
	7									1	1

<표 5>의 결과를 평가해 보기 위해 앞에서 설명한 세 가지의 성과척도를 적용해 보면 각각의 성과척도에 대해 다음과 같은 값을 구할 수 있다.

① EE (Exceptional Elements)

<표 5>에서는 기계 4, 부품 6에 해당하는 원소 한 개만이 구성된 제조 셀의 밖에 존재하므로 EE는 1 이 된다.

② ME (Measure of Effectiveness)

ME를 구하기 위해 1의 값을 갖고 있는 각 원소에 대해 상하좌우에 인접해 있는 1의 개수를 세어 표로 구성하면 <표 6>과 같다. <표 6>으로부터 ME의 값은 각 원소가 갖고 있는 값들의 합을 2로 나눈 23.0이 된다.

〈표 6〉 행렬에서 1의 값을 갖는 원소의 상하좌우에 있는 1의 개수

		부					품				
		2	5	6	7	10	1	4	9	3	8
기	1	1	2		1						
	2		2	3	4	2					
	3	0		3	3	2					
	4			1			2	2			
계	5						2	3	2		
	8								1		
	6									2	2
	7									2	2

③ GE (Grouping Efficiency)

GE를 구하기 위해서는 먼저  $\eta_1$ 과  $\eta_2$ 에 부여할 가중치를 정해야 하는데, 두 개가 모두 동일하게 중요함을 의미하는 0.5를 가중치로 부여했다고 가정하고 GE를 구하면 다음과 같다.

$$\eta_1 = \frac{e_1}{\sum_{i=1}^k M_i N_i} = \frac{22}{3 \cdot 5 + 3 \cdot 3 + 2 \cdot 2} = \frac{22}{28}$$

$$\eta_2 = 1 - \left[ \frac{e_0}{MN - \sum_{i=1}^k M_i N_i} \right] = 1 - \frac{1}{8 \cdot 10 - 28} = \frac{51}{52}$$

따라서 두 가지의 값과 가중치를 모두 고려하여 GE를 구하면,

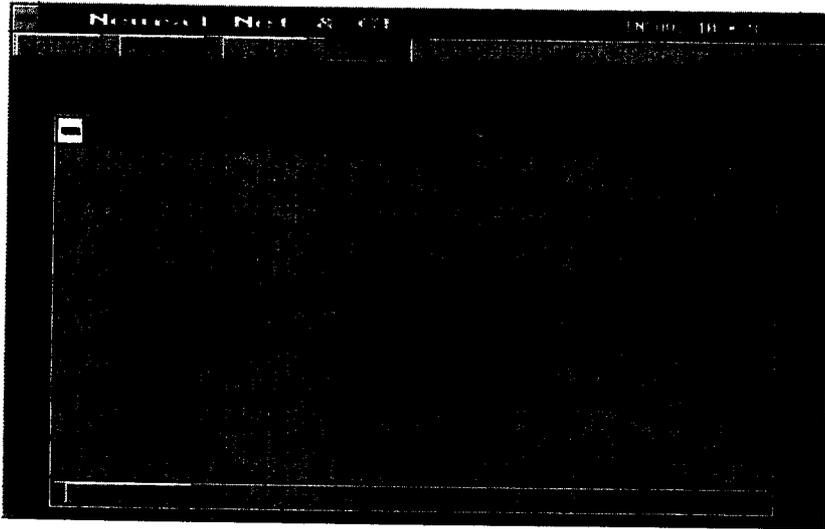
$$\eta = w\eta_1 + (1-w)\eta_2 = 0.5 \cdot \frac{22}{28} + 0.5 \cdot \frac{51}{52} = 0.8832$$

로 계산된다.

계산된 성과척도는 제조 셀의 구성이 적절하게 이루어졌는지를 확인하는 수단을 제공하는 것으로서, 의사결정자는 구성된 제조 셀의 개수가 적절한지를 먼저 검토한 후에, what-if 기능을 통하여 이들 성과척도를 비교함으로써 상대적으로 좋은 값을 갖는 제조 셀을 선택할 수 있다. 이 때, 어떤 성과척도를 사용할 것인가는 앞에서 설명된 각 성과척도의 특성을 고려하여

선택하여야 하지만, 일반적으로는 가장 많은 정보를 활용하여 계산된 GE를 주요 성과척도로 하고 EE와 ME는 참고적인 성과척도로만 사용한다.

〈그림 8〉은 DSS에서 이와 같은 과정을 통하여 만들어진 최종 제조 셀의 모습을 보여주고 있다.



〈그림 8〉 기계-부품간의 제조 셀 구성 결과 화면

경우에 따라서는 기계별로 부품의 생산 및 가공에 소요되는 시간이나 중요도가 현저히 다를 수 있는데, 이러한 경우에는 〈표 1〉과 같은 기계-부품간의 초기 행렬을 구성할 때 기계-부품간의 관계에 있어서 중요도를 고려하여 0과 1 대신 0.0~9.9의 실수(real)값을 지정함으로써 보다 중요한 기계-부품들이 우선적으로 제조 셀을 구성하도록 할 수 있다. 아울러, 본 논문의 예에서는 제조 셀을 구성할 때 기계들의 그룹을 먼저 형성한 후에 부품을 배치하였으나, 신경망의 입력층에 부품별 기계벡터를 입력하면 부품들의 그룹을 먼저 형성한 후에 기계를 배치할 수도 있다. 그러나, 일반적으로 기계의 수가 부품의 수보다 적기 때문에, 부품을 먼저 배치하면 각 부품의 그룹의 형성하기 위해 사용되는 속성(attribute)에 해당하는 기계의 수가 적기 때문에, 적은 수의 속성을 이용하여 그룹을 형성하는 결과를 가져와서 제조 셀 구성의 성과가 더 나빠질 수 있다.

#### IV. 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 DSS의 효과성

의사결정(decision making)이란 주어진 문제를 해결할 수 있는 여러 가지 대안(alternatives)들 가운데 가장 적절한 대안을 선택하는 활동(activity)으로, 최적의 대안을 선택하기 위해서는 해결하고자 하는 문제의 상황을 명확히 이해하고, 문제를 해결할 수 있는 대안들을 비교·분석할 수 있어야 한다(한재민, 1995). 그러나, 문제가 쉽게 구조화되기 어렵거나 문제의 크기가 커서 수작업으로 처리하기 어려운 경우, 또는 많은 대안을 모두 고려하는 것이 불가능할 경우에는, 일반적으로 정보시스템(information system)의 도움을 받아 문제를 해결하게 된다. 이와 같은 필요에 따라 개발된 정보시스템을 DSS라 하며, 이는 기업경영에서 당면하는 여러 가지 의사결정 문제를 해결하기 위해 복수의 대안을 개발하고, 비교·평가하며, 최적안을 선택하는 의사결정과정을 지원하는 정보시스템으로 정의된다(Davis, 1984).

이와 같은 DSS의 정의에 따라, 본 연구에서 제시된 제조 셀 구성을 위한 신경망기반 프로토타입 DSS는 생산시스템에서 그룹 테크놀로지를 이용하여 제조 셀을 구성하고자 할 때, 기계와 부품간의 관련성을 분석하여 효과적으로 제조 셀을 구성하도록 지원하는 기능을 수행한다. 이 때, 사용자 인터페이스를 통하여 vigilance threshold와 학습회수를 임의로 변경하면서 제조 셀의 구성을 비교·분석할 수 있도록 what if 기능을 지원하기 때문에 의사결정자는 주어진 환경에서 가장 적합하다고 생각되는 제조 셀의 구성을 보다 쉽게 찾아낼 수 있다. 뿐만 아니라, 의사결정자는 DSS내의 데이터베이스에 쉽게 접근하여 새로운 기계나 부품을 추가하거나 혹은 삭제하며, 기계-부품간의 관계에 수정을 가할 수 있다.

또한, 여러 가지 부품의 제조공정에 사용되는 새로운 기계를 도입하여 제조 셀에 배치하는 의사결정을 내려야 하는 경우에도 본 연구에서 제시한 DSS는 필요에 따라 다음과 같은 두 가지 방법을 지원할 수 있다. 첫째로, 사용자 인터페이스를 통하여 데이터베이스에 접근하여 <표 1>의 초기 행렬자료를 변경한 후 처음부터 다시 학습을 실시함으로써 완전히 새로운 제조 셀을 구성할 수 있다. 예를 들어, <표 1>의 예에서 부품 1, 3, 4, 5의 제조를 위해 새로운 기계 9를 도입했을 때, 제조 셀을 완전히 재구성해 보면 제조 셀의 개수에는 변화가 없으며 기계 9가 제조 셀 2에 추가된다. 문제에 따라서는 제조 셀의 개수와 구성이 완전히 달라진 해가 나올

수도 있다. 둘째로, 지식베이스에 저장되어 있는 입력층과 출력층을 연결하는 수치형태의 가중치를 이용하여 기존에 만들어진 제조 셀중 하나를 택하여 기계를 배치하는 것이다. 예를 들어, 앞에서와 같이 부품 1, 3, 4, 5의 제조를 위해 새로운 기계 9를 도입한 경우, <표 4 (a)>의 값을 이용하여 수정된 CGNN의 출력값을 계산하면,  $O_1 = 0.0000$ ,  $O_2 = 0.4000$ , 그리고  $O_3 = 0.4000$ 이 되어 제조 셀 2 혹은 3에 할당될 수 있음을 알 수 있다. 이 때, 두 개의 제조 셀에 대해 동일한 값이 나오므로 둘 중 하나를 선택하여야 하는데, 이 예에서는 모든 성과척도에 대해 우수한 제조 셀 2에 배치한다. 이는 앞의 첫 번째 방법에서와 동일한 결과가 된다.

정리하면, 본 연구에서 개발한 DSS는 의사결정자에게 제조 셀 구성을 위한 의사결정지원 정보를 변화하는 상황에 맞추어 효과적으로 제시함으로써 의사결정력을 제고한다는 것이다. 신경망을 이용함으로써 기계가 추가되는 등의 새로운 의사결정환경에서 제조 셀을 완전히 재구성할 수 있을 뿐만 아니라, 기존에 학습된 지식을 이용하여 제조 셀의 구성을 변화시키지 않고도 기계의 합리적인 배치를 쉽게 결정할 수 있다는 점에서 본 연구의 의의를 들 수 있을 것이다. 또한 프롬프트나 풀다운 메뉴 등의 대화형 사용자 인터페이스를 통하여 셀 구성 문제에 관련한 데이터베이스, 모델베이스, 그리고 지식베이스 등을 쉽게 검색 혹은 수정할 수 있다.

## V. 결론 및 향후 연구계획

알고리즘이나 휴리스틱을 이용하여 제조 셀 구성 문제를 풀고자 하는 노력이 많이 이루어져 왔으나, 관찰에 의한 학습방식을 이용하는 Carpenter-Grossberg 신경망(CGNN)은 제조 셀 구성 문제에 대한 단순하면서도 강력한 접근법으로 알려져 있다. 따라서, 본 연구에서는 CGNN을 문제해결 기법으로 적용하였으며, 제조 셀 구성을 의사결정 문제로 보아 의사결정자의 의사결정을 보다 잘 지원할 수 있도록 DSS를 구축하였다.

본 연구에서 제시한 DSS는 데이터베이스를 이용하여 제조 셀의 구성에 필요한 각종 자료를 관리하며, 문제해결을 위한 모델베이스에는 CGNN이 사용되었다. 또한 지식베이스의 개념을 도입하여 CGNN으로부터의 학습결과를 지식베이스에 저장해 두었다가 새로운 기계가 도

입되거나 새로운 부품을 생산하게 될 때 이 지식으로부터 기계나 부품이 속하게 될 제조 셀을 쉽게 결정할 수 있도록 하였다. 그리고 시스템내의 모든 자료, 모델, 그리고 지식은 그래픽을 이용하여 사용자 인터페이스 환경에서 편리하게 접근하여 사용할 수 있도록 하였다. 또한 본 논문에서 제시한 DSS는 DSS의 필수조건의 하나인 what if 기능을 갖추어 셀 구성 의사결정을 보다 효과적으로 지원하도록 구현되었다는 점에서 이 논문의 의의를 찾을 수 있을 것이다.

본 연구는 CGNN이라는 하나의 문제풀이 해법만을 모델로 사용하였다. 향후의 연구에서는 이미 개발되어 있는 많은 모델들을 모델베이스에 추가하고 문제의 성격에 따라 가장 좋은 해를 제공할 것으로 예상되는 모델에 대한 지식을 지식베이스에 저장해 두었다가, 필요할 때마다 가장 적합한 모델을 적용하는 보다 지적인 기능을 소유한 의사결정지원시스템(intelligent DSS)을 구축하기 위한 노력이 지속되어야 할 것이다.

## 참고 문헌

1. 한재민(1995), *경영정보시스템*, 학현사.
2. Burbidge, J.L.(1963), "Production flow analysis," *Production Engineer*, 42, pp. 742.
3. Carpenter, G.A. and S. Grossberg, "Neural dynamics of category learning and recognition: attention, memory consolidation, and amnesia," *In Brain Structure, Learning, and Memory*, R.N. Davis and E. Wegman (Eds) (AAAS Symposium Series).
4. Carpenter, G.A. and S. Grossberg(1987), "ART2: self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," *Applied Optics*, 26, pp. 4919~4930.
5. Carpenter, G.A. and S. Grossberg(1988), "The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network," *Computer*, 21(3), pp. 77~88.
6. Carpenter, G.A. and S. Grossberg(1990), "ART3: Hierarchical search using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures," *Neural Networks*, 3, pp. 129~152.

7. Chan, H.M. and D.A. Milner(1982), "Direct clustering algorithm for group formation in cellular manufacturing," *Journal of Manufacturing Systems*, 1, pp. 65~75.
8. Chandrasekharan, M.P. and R. Rajagopalan(1986), "An ideal seed non-hierarchical clustering algorithm for cellular manufacturing," *International Journal of Production Research*, 24, pp. 451~464.
9. Chen, S.J. and C.S. Cheng(1995), "A neural network-based cell formation algorithm in cellular manufacturing," *International Journal of Production Research*, 33(2), pp. 293~318.
10. Date, C.(1983), *An Introduction to Database Systems*, Addison Weley, New York.
11. Kao, Y. and Y.B. Moon(1991), "A unified group technology implementation using the backpropagation learning rule of neural networks," *Computer and Industrial Engineering*, 20, pp. 425~437.
12. Kaparathi, S. and N.C. Suresh(1991), "A neural network system for shaped-based classification and coding of rotational parts," *International Journal of Production Research*, 29, pp. 1771~1784.
13. Kaparathi, S. and N. C. Suresh(1992), "Machine-component cell formation in group technology: a neural network approach," *International Journal of Production Research*, 18, pp. 213~232.
14. King, J.R.(1980), "Machine-component grouping in production flow analysis: an approach using a rank order clustering algorithm," *International Journal of Production Research*, 18, pp. 213~232.
15. Kusiak, A. and W.S. Chow(1987), "Efficient solving of the group technology problem," *Journal of Manufacturing Systems*, 6(2), pp. 117~124.
16. Kusiak, A. and Y. Chung(1991), "GT/ART: Using neural network to form machine cells," *Manufacturing Reviews*, 4, pp. 293~301.
17. Lee, S. and H.P. Wang(1992), "Manufacturing cell formation: a dual-objective simulated annealing approach," *International Journal of Advanced Manufacturing Tech-*

- nology*, 7, pp. 314~320.
18. McAuley, J.(1972), "Machine grouping for efficient production," *The Production Engineer*, 52, pp. 53~57.
  19. McFadden, F.R. and J.A. Hoffer(1991). *Database Management*, 3rd ed., Benjamin / Cummings.
  20. Seifoddini, H. and P.M. Wolfe(1986), "Application of the similarity coefficient method in group technology," *IEEE Transactions*. 18, pp. 271~277.
  21. Sprague, R.H(1980), "A Framework for the Development of Decision Support Systems," *MIS Quarterly*, 4(4), pp. 1~26.
  22. Sprague, R.H and E.D. Carlson(1982), *Building Effective Decision Support Systems*, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall Inc.
  23. Venugopal, V. and T.T. Narendran(1992): "Cell formation in manufacturing systems through simulated annealing: an experimental evaluation," *European Journal of Operational Research*, 63, pp. 409~422.

## A Neural Network-based Prototype DSS for Manufacturing Cell Formation in Group Technology

Myungsub Park\* · Insoo Hwang\*\*

### ABSTRACT

This paper presents a prototype decision support system(DSS) suited for forming the manufacturing cells in group technology(GT). The DSS has been designed to support the decision problem of restructuring prior manufacturing cells completely or partially along with the changing conditions in a manufacturing system, and developed to incorporate the what-if capability in order to support decision makers more effectively. All data necessary in forming manufacturing cells are stored and managed through the database system in the DSS. Carpenter-Grossberg's neural network (CGNN), which is known to be simple in logic and strong in performance, has been modified and used as a problem solving method in the model base of the DSS. It is expected that the framework of the proposed DSS be accommodated to incorporate many other algorithms developed for manufacturing cell formation and be applied to different areas of decision making problems.

keyword: group technology(GT), manufacturing cell, neural network, decision support system(DSS)

---

\* Associate Professor, Department of Business Administration, Korea Univ.

\*\* Doctoral student, Department of Business Administration, Korea Univ.