

경쟁 학습 신경회로망을 이용한 기계-부품군 형성에 관한 연구

Machine-Part Cell Formation by Competitive Learning Neural Network

이성도, 노상도, 이교일
(서울대학교 기계설계학과)

Sung-do Lee, Sang-do Noh, Kyo-il Lee

(Department of Mechanical Design and Production Engineering, Seoul National University)

ABSTRACT

In this paper, Fuzzy ART which is one of the competitive learning neural networks is applied to machine-part cell formation problem. A large matrix and various types of machine-part incidence matrices, especially including bottle-neck machines, bottle-neck parts, parts shared by several cells, and machines shared by several cells are used to test the performance of Fuzzy ART neural network as a cell formation algorithm. The result shows Fuzzy ART neural network can be efficiently applied to machine-part cell formation problem which are large, and/or have much imperfection as exceptions, bottle-neck machines, and bottle-neck parts.

1. 서론

군분류기술(Group Technology, GT)은 제품 설계와 생산 단계에서 생산품과 가공 공정의 유사성을 활용하여 여러 가지 이점을 얻고자하는 하나의 생산철학으로, 이의 적용은 셀 생산방식 (Cellular Manufacturing)의 구현으로 실현된다. 셀(Cell)은 서로 유사성이 있는 부품들의 집합인 부품군과 이 부품군의 가공을 위한 기계군으로 이루어지며, 이상적으로는 셀에 속한 모든 부품들은 소속된 셀 안에서 생산이 가능하다. 셀 생산방식이 도입될 경우 생산 시스템의 생산성이 향상되어 생산품의 납기 단축, 재공품 감소, 셋업 시간 단축 등 여러 가지 효과를 얻을 수 있다.

셀 생산방식을 구현하기 위해서는 전체 부품들을 유사한 가공 공정을 거치는 부품들로 분류하여 부품군을 형성하고, 이에 따라 기계군을 형성하여야 하는데, 이러한 셀 형성방법들은 크게 부품의 분류 및 코딩법(Classification and Coding)과 생산공정 분석법(Direct Analysis of Production Processes)으로 나뉘어진다. 부품의 분류 및 코딩법은 부품들을 형상을 바탕으로 분류하고 코드화하여 부품군을 형성하는 방법이고, GT 코딩 시스템을 이용한 군분류법이

이에 속한다. 생산공정 분석법은 부품들의 라우팅, 공정 등에 의해 부품군, 기계군을 형성하며, Production Flow Analysis (PFA) [1]가 이에 속한다. PFA는 factory flow analysis, group analysis, line analysis 의 순서로 이루어지게 되는데, 이중 실제 기계-부품군을 형성하는 단계인 group analysis가 가장 중요하고 어려운 부분이다. 공정의 유사성을 이용한 기계-부품군 형성 문제에 대해 많은 연구들이 PFA를 보조할 수 있는 수단으로서, 또는 독립적인 군 형성방법으로서 수행되어 왔다. 본 논문에서는 기계-부품군 형성 문제에 경쟁 학습 신경회로망의 하나인 Fuzzy ART 신경회로망을 적용하고, Fuzzy ART 신경회로망이 기계-부품군 형성 문제에 좋은 성능으로 적용될 수 있음을 보이고자 한다.

2. 기계-부품군 형성 문제

기계-부품군 형성이란, 부품의 생산공정 정보, 즉 라우팅이나 공정 등의 유사성을 기준으로 부품군과 기계군을 형성하는 것이다. 기계-부품군 형성 문제에 관한 기존의 방법들은 다음과 같이 여섯 가지 종류로 분류된다.

(1) Array Based Clustering

- (2) Hierarchical Theoretic Approach
- (3) Non-hierarchical Clustering
- (4) Mathematical Programming
- (5) Graphic Theoretic Approach
- (6) Heuristic

이 방법들은 각각 문제점을 가지고 있는데, 예를 들면, Array Based Clustering 알고리즘은 군 형성의 정보로서 기계-부품 행렬을 사용하기 때문에, 부품의 생산량, 생산시간, 셀의 크기, 생산 부하 조정 등의 중요한 요소들을 고려하지 못하는 단점이 있고, Mathematical Programming은 위의 요소들을 목적함수로서 포함할 수 있지만 계산량이 과다해지고, 하나의 문제에 대해 하나의 해답만이 제시되어 유연성이 떨어지며, 기본적으로 상호 독립적인 셀을 가정한다는 단점이 있다. 이러한 기존의 방법들의 여러 가지 문제점을 해결하기 위하여 근래에는 기계-부품군 형성문제에 신경회로망, Syntactic Pattern Recognition, 전문가 시스템 등 새로운 방법들의 적용이 모색되고 있다.[2]

신경회로망을 이용하는 기계-부품군 형성 방법은 비교적 최근에 그 연구가 이루어지기 시작하였다. Moon[3][4]은 기계-부품군 형성 문제에 Interactive Activation and Competition Network를 적용하였고, Moon and Chi[5]는 공정순서, 부품의 lot size, 대체 공정계획(alternative process plan)등을 고려한 기계-부품군 형성 문제에 신경회로망을 적용하였다. Malave and Ramachandran[6]은 변형된 Hebbian Learning rule을 사용하였다. Kaparathi and Suresh [7][8]는 ART-1 신경회로망이 큰 규모의 기계-부품군 형성 문제에 적용될 수 있음을 보였고, Fuzzy ART를 이용한 기계-부품군 형성 방법을 다른 알고리즘과 비교하였다. Chu [2]은 셀의 수가 정해져 있는 문제에 대해 competitive learning algorithm을 적용시켰고, Chakraborty and Roy[9]는 self organizing feature map과 back propagation 등의 서로 다른 신경회로망을 적용시켰다. 이백[10]은 기계 사이의 새로운 유사계수를 제안하고 신경회로망에 기반한 알고리즘을 제안하였다.

본 논문에서는 Array Based Clustering의 수준에서 Fuzzy ART 신경회로망을 적용하였다. Array Based Clustering은 <그림 1>에서 보인 것처럼, 기계-부품 행렬의 행과 열의 순서를 조작함으로써 최초의 무질서한 형태의 행렬을 상호 독립적인 대각구조 형태로 만드는 것이다. 기계-부품 행렬에서 0은 공정이 없음을, 1은 공정이 있음을 가리킨다. <그림 1>에서처럼 기계-부품 행렬이 상호 독립적 그룹의 대각구조 형태로 정렬되면 같은 단위 그룹에 속하는

기계 종류들과 부품들이 하나의 셀을 형성하게 된다. 그러나 실제 문제에 있어서는 어떤 식으로 정렬을 하더라도 <그림 1>과 같은 상호 독립적인 그룹의 대각 행렬 형태의 결과를 얻을 수 없는 경우가 대부분이다. 이때 <그림 1>의 *로 표시된 부분을 '예외'라고 하는데, 결국 기계-부품군 형성 문제는 기계-부품 행렬을 최소한의 예외를 가지면서도 군의 밀도가 높은 형태로 정렬하는 것이라고 할 수 있다.

	m1	m2	m3	m4	m5
p1	1	0	1	0	1
p2	0	1	0	1	0
p3	1	1	1	0	0
p4	0	1	0	1	0
p5	1	0	1	0	1

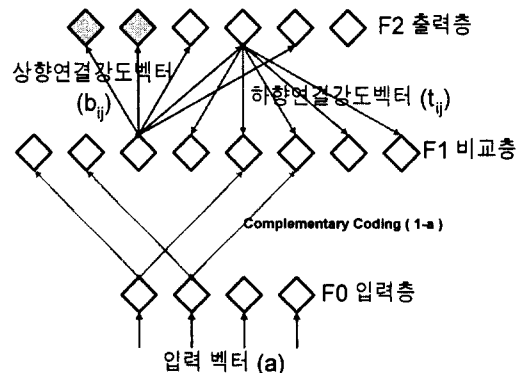
	m1	m3	m5	m2	m4
p1	1	1	1	0	0
p3	1	1	0	*	0
p5	1	1	1	0	0
p2	0	0	0	1	1
p4	0	0	0	1	1

<그림 1> 기계-부품 행렬과 기계-부품군 형성

3. Fuzzy ART 신경회로망

Fuzzy ART는 Carpenter 등이 1991년 개발한 비지도 학습 신경회로망이다. Fuzzy ART는 이진 입력 및 아날로그 입력에 대해 동작하며, 새로운 입력 정보에 대해 기존의 카테고리에 편입시켜 카테고리의 대표 패턴을 정제하거나, 기존의 카테고리에 편입할 수 없을 경우 새로운 카테고리를 형성하는 방식으로 입력 정보에 대한 분류를 수행한다.

Fuzzy ART는 연결강도 갱신 방법으로 고속 학습, 저속 학습, 고속수용 저속부호화 등의 방법을 사용할 수 있고, 입력 벡터의 상부부호화 과정을 선택적으로 수행할 수 있다. 입력 벡터의 상부부호화는 특히 아날로그 입력의 경우 입력 벡터를 정규화시키고 불필요한 카테고리의 증식을 억제하기 위해 수행된다.



<그림 2> Fuzzy ART의 구조

Fuzzy ART의 구조는 <그림 2>와 같다. Fuzzy ART는 입력층(F0), 비교층(F1), 출력층(F2) 등 3개의 층으로 구성되어 있으며 각각 M, 2M(상보부호화를 수행하지 않을 경우는 M), N개의 노드를 갖고 있다. F0층과 F1층의 노드를 나타내는데 인덱스 i 를 사용하고, F2층에는 인덱스 j 가 사용된다. F1층과 F2층은 하향연결강도(b_{ij})와 상향연결강도(t_{ij})로 연결되어 있다.

본 논문에서 이용한 Fuzzy ART의 알고리즘은 다음과 같다.

단계1. 초기화

경계값 $\rho \in [0,1]$, 학습률 $\eta \in [0,1]$ 및 선택파라미터 $\alpha > 0$ 를 설정하고, 상향연결강도 및 하향연결강도를 다음과 같이 초기화한다. 초기화 값은 0이상이면 되고, 초기화 값이 커짐에 따라 새로운 노드의 수용이 억제된다.

$$b_{ij}(0) = 1$$

$$t_{ij}(0) = 1$$

단계2. 입력 벡터의 상보부호화

입력 벡터의 상보부호화를 수행하지 않을 경우 단계3으로 건너간다. 입력 벡터의 상보부호화는 입력층에 입력된 입력 벡터 a 를 상보부호화 입력 벡터 I 로 변환하여 비교층에 제시한다.

$$I = (a, a^c) \quad a = (a_0, a_1 \dots a_{M-1})$$

$$a_i^c = 1 - a_i$$

단계3. F2 노드의 활성화와 승리 노드의 선택
비교층에 제시된 입력 벡터에 의해 F2층의 각 노드 j 에 다음과 같은 선택함수 $T_j(I)$ 에 의한 값이 발생한다. F2층의 각 노드중 값이 가장 큰 노드를 승리 노드 J 로 선택한다.

$$T_j(I) = \frac{|I \wedge b_j|}{\alpha + |b_j|}$$

단계4. 정합테스트

승리 노드에 대해 다음과 같은 정합테스트를 수행하여, 테스트를 통과하면 단계5으로 가고, 그렇지 못하면 현재의 승리 노드의 값을 강제적으로 -1으로 리셋한 후 단계3으로 되돌아간다.

$$\frac{|I \wedge t_j|}{|I|} \geq \rho$$

단계5. 연결강도 갱신

승리노드에 대한 연결강도 벡터를 갱신한다.

$$b_j = (1 - \eta) b_j + \eta(I \wedge b_j)$$

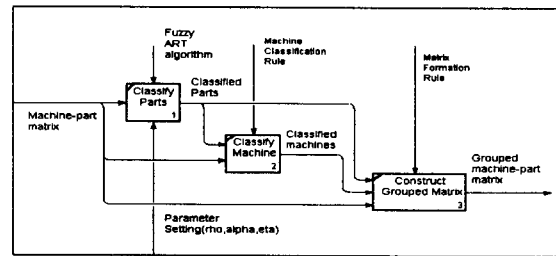
$$t_j = (1 - \eta) t_j + \eta(I \wedge t_j)$$

여기서 $\eta = 1$ 이면 고속 학습, $0 < \eta < 1$ 이면 저속 학습이라고 한다. 임의의 노드가 사전에 입력 패턴에 의해 선택되어 관련된 연결강도가 학습이 되었으면 이 노드는 수용되었다고 말하는데, 고속학습 저속부호화는 F2층의 선택된 노드가 사전에 수용되지 않은 노드일 때 고속 학습을 하고, 사전에 수용된 노드일 때 저속 학습을 하는 방법이다. 고속수용 저속부호화는 입력패턴이 지금까지의 카테고리에 속하지 않을 경우 빠르게 새로운 카테고리를 형성하고, 지금까지의 카테고리과 유사할 경우 카테고리의 대표패턴을 느리게 갱신한다.

4. 기계-부품군 형성에 대한 Fuzzy ART의 적용

Fuzzy ART는 행렬의 행 또는 열에 대한 분류를 수행한다. 따라서 Fuzzy ART를 기계-부품군 형성에 적용할 경우 입력된 기계-부품 행렬을 바탕으로 기계 또는 부품에 대한 분류를 수행하고 이에 따라 부품군 또는 기계군을 형성할 수 있다. 이때 부품의 분류를 수행할 경우 기계 종류의 수가 F0, F1 노드의 수가 되고, 기계 종류의 분류를 수행하는 경우 부품의 수가 F0, F1 노드의 수가 된다. 어느 경우에도 F2 노드의 수는 예상되는 군의 수보다 많은 정도로 설정하면 된다. 일반적으로 부품의 수가 기계 종류의 수보다 큰 경우가 대부분이므로 기계 종류에 대해 F0 노드의 수를 설정하고 부품의 분류를 수행하는 것이 부품의 수에 대해 F0 노드의 수를 설정하고 기계 종류의 분류를 수행하는 것에 비해 더 적은 F0, F1 노드 수를 가지게 되고 신경회로망의 크기가 작아지므로, 분류 속도 및 컴퓨터 메모리 면에서 더 유리하다.

본 논문에서는 Fuzzy ART로 부품의 분류를 수행하고, 형성된 부품군을 바탕으로 기계군을 형성하였다. 대상 기계-부품 행렬은 이미 군 형성이 되어있는 형태의 행렬에서, 이 행렬의 행의 순서를 무작위로 변경함으로써 만들었다.



<그림 3> 기계-부품군 형성 프로그램의 구조

<그림 3>에서 기계-부품군 형성 프로그램의 구조를 IDEFO로 표현하였다. <그림 3>에서 볼 수 있듯이 Fuzzy ART 알고리즘은 사용자가 설정한 경계값, 학습률, 선택파라미터에 의해 동작한다. Fuzzy ART 알고리즘으로 부품을 분류한 후, 분류된 부품군과 기계-부품 행렬로부터 기계군을 형성하는데, 이때 분류된 부품군을 바탕으로 기계군을 형성하는 룰이 필요하다. 본 논문에서는 어떤 기계의 가공을 필요로 하는 부품의 갯수가 가장 많은 셀에 해당 기계 종류를 포함시키는 방법을 사용했다. 기계군이 형성되면 부품군과 기계군을 기준으로 초기 기계-부품 행렬을 재배열하고 기계-부품군 형성을 마친다. 위의 프로그램에서 기계-부품군 형성의 성능에 영향을 미치는 요인은 사용자가 설정해야 하는 값인 경계값, 학습률, 선택파라미터 그리고 입력되는 기계-부품 행렬에서 행의 순서 등이 있다. 특히 원하지 않는 카테고리가 증식하는 경우 카테고리의 과도한 분류로 군 형성이 실패할 수 있는데, 경계값, 학습률, 선택파라미터 등은 이런 Fuzzy ART의 모든 동작을 조절하는 매우 중요한 변수로서 작용한다. 또한 동일한 경계값, 학습률, 선택파라미터에서 분류를 하더라도 기계-부품 행렬의 행의 순서가 달라지면 분류 결과 또한 다르게 나타난다.

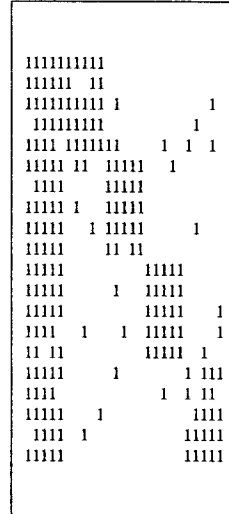
5. Fuzzy ART에 의한 기계-부품군 형성

<그림 4>의 (a), (b), (c), (d)는 각각 병목기계, 병목 부품, 하나 이상의 군이 공유하는 부품, 하나 이상의 군이 공유하는 기계가 발생했을 경우를 나타내는 기계-부품 행렬이다. <그림 4>의 기계-부품 행렬들은 모두 군 안과 밖에 5%의 예외를 가지고 있다. <그림 4>, <그림 5>는 행렬의 형태를 쉽게 식별하기 위해 기계-부품 행렬의 0이 삭제되어 있는 그림이다. 본 논문에서는 역시 5%의 예외를 가지는 기계 종류 20종, 부품 1000종의 기계-부품 행렬 및 <그림 4>의 네가지 종류의 기계-부품 행렬을 사용하여 기계-부품군 형성을 수행하고, 그 결과를 <표 1>에 보였다. 실험은 각 행렬에 대해 10회에 걸쳐 행, 열의 순서를 바꾸고 군 형성을 수행하여 각 성능지수의 평균값을 구했다.

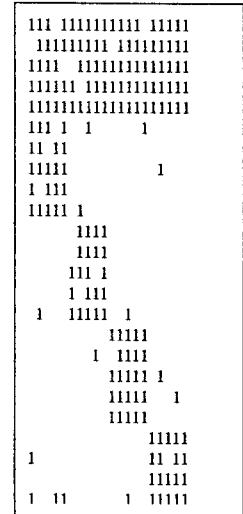
Fuzzy ART의 파라미터인 선택파라미터(α), 경계값(ρ), 학습률(η) 등은 여러 번의 실험을 거쳐 가장 좋은 결과를 내는 조합으로 선택되었다.

기계-부품군 형성의 성능은 셀 구분률, Bond Energy(BE) 회복률, 잘못 배치된 부품의 수, 계산시간 등으로 측정기준을 삼았다. 셀 구분률은 목적인

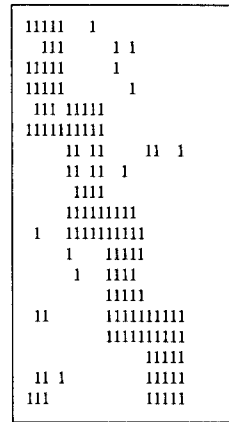
셀의 수와 군 형성 후 셀의 비율, BE 회복률은 목적인 행렬의 BE와 군 형성후 BE의 비율이다. 일반적으로 BE 회복률은 행렬의 규모가 커서 군 형성의 결과를 다른 척도로 측정하기 힘들 경우 사용되며 본 논문에서는 Fuzzy ART에 의한 결과와 SLCA에 의한 결과를 비교하기 위해 도입하였다. 잘못 배치된 부품의 수는 목적인 셀에 속하지 못한 부품의 수이다. 각 실험의 수행시 비교적 좋은 결과가 나온 예를 <그림 5>에 보였다.



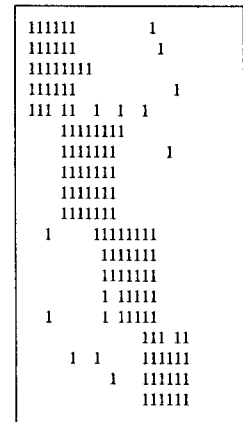
(a) 20 × 25



(b) 25 × 20



(c) 20 × 20



(d) 20 × 20

<그림 4> 입력 기계-부품 행렬

- (a) 병목 기계가 있는 행렬
- (b) 병목 부품이 있는 행렬
- (c) 셀들이 공유하는 부품이 있는 행렬
- (d) 셀들이 공유하는 기계가 있는 행렬

		200×1000	a	b	c	d
파라미터	ρ	0.0	0.6	0.2	0.4	0.6
	η	0.0	0.1	0.3	0.25	0.2
	α	0.1	0.5	0.5	0.5	0.5
셀구분률		0.98	1.05	0.98	1.08	1.00
BE회복률		0.93	0.98	0.87	0.89	1.00
잘못배치된 부품		2%이내	0.6	1.5	1.7	0.0
계산시간		4분58초	ϵ	ϵ	ϵ	ϵ

<표 1> Fuzzy ART에 의한 기계-부품군 형성

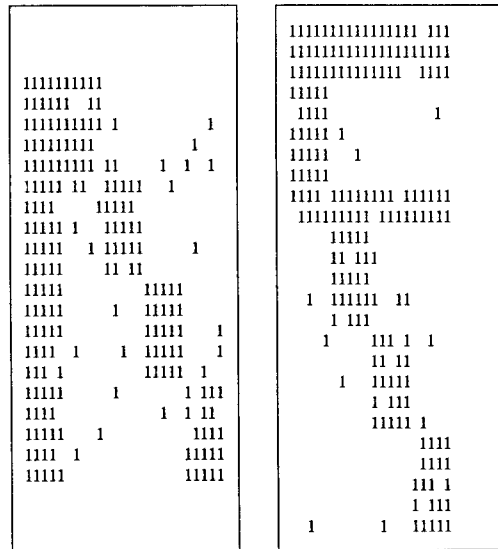
	200×1000	a	b	c	d
셀구분률	1.0	1.25	0.5	1	4
BE회복률	0.99	0.98	0.43	0.45	1.0
잘못배치된 부품	1%이내	2	13	10	0
계산시간	20초	ϵ	ϵ	ϵ	ϵ

<표 2> SLCA에 의한 기계-부품군 형성

Fuzzy ART의 성능을 비교하기 위한 방법으로 Single Linkage Clustering Algorithm(SLCA)를 사용하였다.[13] SLCA는 기계-부품군의 유사계수를 기준으로 기계 또는 부품에 대한 분류를 수행하는 알고리즘으로, 행 또는 열에 대한 분류를 수행한다는 점과 사용자가 설정하는 문턱값을 기준으로 분류를 수행한다는 점에서 Fuzzy ART의 알고리즘과 유사하다. SLCA는 (a)와 (d)의 경우에서 비교적 좋은 결과를 보였으나, (b)와 (c)의 경우에는 셀의 구분율 거의 수행하지 못하였다. (c)의 경우에 셀 구분율은 1로서 목적인 셀의 수와 동일한 수의 셀을 분류해냈지만 잘못 배치된 부품의 수가 10으로서 제대로 분류를 수행한 것은 아니다.

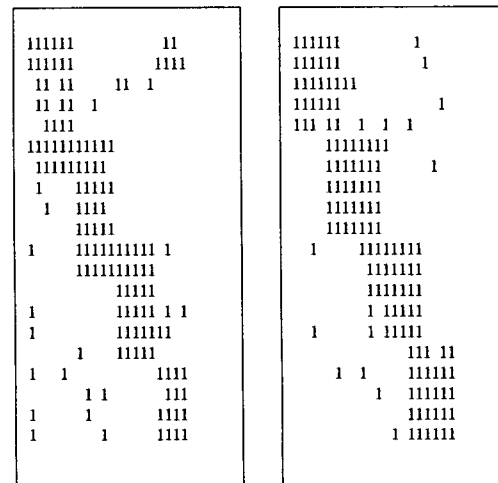
200×1000 행렬의 경우 SLCA가 Fuzzy ART보다 훨씬 빠르고 정확하게 분류를 수행하였다. 이것은 200×1000 행렬이 정확하게 그룹지어진 대각구조이기 때문이고, 따라서 알고리즘이 상대적으로 간단한 SLCA가 더 빠르게 분류를 수행한 것이다. 그러나 SLCA의 경우 일정한 문턱값에서 벗어난 값을 지정할 경우 전혀 분류를 수행하지 못하는 반면 Fuzzy ART는 상대적으로 넓은 파라미터 범위에서 분류를 수행하며, 이 파라미터들을 조정함으로써 분류되는 그룹의 수를 조절할 수 있다. 실험 결과 Fuzzy ART는 파라미터를 적절하게 설정하였을 경우 예외나 병목기계가 포함된 문제에서도 좋은 결과를 보이

며 큰 규모의 기계-부품 행렬에 대해서도 좋은 결과를 보이므로 실제 경우의 기계-부품군 형성 문제의 해결에 매우 유용할 것으로 생각된다. <표 1> 및 <표 2>의 결과는 인텔 펜티엄 프로 150 CPU를 탑재한 PC로 수행한 것이다.



(a) 20 × 25

(b) 25 × 20



(c) 20 × 20

(d) 20 × 20

<그림 5> 기계-부품군 형성 결과

6. 결 론

본 논문에서는 기계-부품군 형성 문제에 Fuzzy ART 신경회로망이 적용되었다. Fuzzy ART를 이용하여 기계-부품 행렬의 규모가 크고 예외, 병목 기계, 병목 부품이 있는 경우에 대해 군 형성이 수행되었고 Fuzzy ART 신경회로망이 각 경우에 대해 좋은 성능으로 기계-부품군 형성을 수행할 수 있고 실제 문제의 적용이 가능함이 보여졌다. 그러나 Fuzzy ART 신경회로망이 좋은 성능으로 군 형성을 수행하기 위해서는 사용자가 설정하여야 하는 파라미터들, 즉 경계값, 학습률, 선택파라미터 등이 잘 설정되어야 하며, 이러한 파라미터들의 선택에 대하여 향후 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] Burbidge, J. L., "Production flow analysis", *Production Engineer*, 50, pp. 139-152, 1971.
- [2] Chu, C. H., "Manufacturing cell formation by competitive learning", *International Journal of Production Research*, 31, pp. 829-843, 1993.
- [3] Moon, Y. B., "Forming part-machine families for cellular manufacturing: a neural-network approach", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 5, pp. 278-291, 1990
- [4] Moon, Y. B., "Establishment of neuro-computing model for part family/machine group identification", *Journal of Intelligent Manufacturing*, 3, pp.173-182, 1992.
- [5] Moon, Y. B. and Chi, S. C., "Generalized part family formation using neural network techniques", *Journal of Manufacturing Systems*, 11, pp. 149-159, 1992.
- [6] Malave, C. O., and Ramachandran, S., 1991, A neural network-based design of cellular manufacturing system. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2, 305-314.
- [7] Kaparathi, S., and Suresh, n. C., "Machine-component cell formation in group technology: a neural network approach", *International Journal of Production Research*, 30, pp. 1353-1367, 1992
- [8] Suresh, N. C, and Kapathi, S., "Performance of Fuzzy ART neural network for group technology cell formation", *International Journal of Production Research*, 32, pp. 1693-1713, 1994
- [9] Chakraborty, K and Roy, U. "Connectionist models for part-family classifications", *Computers and Industrial Engineering*, 24, pp. 189-198, 1993
- [10] 이백, "그룹 테크놀러지에서 기계 및 부품군을 형성하기 위한 발견적 해법", *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, Vol.22, N0.4, December, 1996
- [11] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg, and David B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance System", *Neural Networks*, Vol. 4, pp. 759-771, 1991
- [12] 이창주, "퍼지 ART 신경회로망에서 가중합을 이용한 카테고리 증식문제의 개선", 서울대학교 박사학위논문, 1996
- [13] McAuley, J., 1972, Machine grouping for efficient production, *Prod. Engr.*, 51,53