

Machine-Part Grouping with Alternative Process Plan - An algorithm based on the self-organizing neural networks -

Yong-Deok Jeon[†]

Department of Liberal Arts, Dongyang University

대체공정이 있는 기계-부품 그룹의 형성 - 자기조직화 신경망을 이용한 해법 -

전 용 덕[†]

동양대학교 교양학부

The group formation problem of the machine and part is a critical issue in the planning stage of cellular manufacturing systems. The machine-part grouping with alternative process plans means to form machine-part groupings in which a part may be processed not only by a specific process but by many alternative processes. For this problem, this study presents an algorithm based on self organizing neural networks, so called SOM (Self Organizing feature Map). The SOM, a special type of neural networks is an intelligent tool for grouping machines and parts in group formation problem of the machine and part. SOM can learn from complex, multi-dimensional data and transform them into visually decipherable clusters. In the proposed algorithm, output layer in SOM network had been set as one-dimensional structure and the number of output node has been set sufficiently large in order to spread out the input vectors in the order of similarity. In the first stage of the proposed algorithm, SOM has been applied twice to form an initial machine-process group. In the second stage, grouping efficacy is considered to transform the initial machine-process group into a final machine-process group and a final machine-part group. The proposed algorithm was tested on well-known machine-part grouping problems with alternative process plans. The results of this computational study demonstrate the superiority of the proposed algorithm. The proposed algorithm can be easily applied to the group formation problem compared to other meta-heuristic based algorithms. In addition, it can be used to solve large-scale group formation problems.

Keywords : Cellular Manufacturing Systems, Alternative Process Plans, Self-Organizing Maps, Machine-Part Grouping

1. 서 론

셀 생산 방식(cellular manufacturing)은 다품종 소량생산방식에서의 문제점을 보완하고 대량생산방식의 장점을 살리기 위한 생산방식이다. 기업들은 셀 생산 방식을

적용함으로써 준비시간의 단축, 재공품재고 통제, 자재취급비용 감소, 준비비용과 직/간접 노동비용의 감소, 품질 개선, 자재흐름 유연화, 기계활용도 제고, 공간활용의 개선, 종업원의 사기 양양 등 다양한 장점들을 누릴 수 있다[4]. 셀 생산방식 시스템의 개발과 시행을 위한 기본 단계로서 셀 형성 과정은 각각의 기계 셀에 할당된 부품군을 처리하는 상호 독립적인 여러 개의 셀들을 구성하는 것이다. 셀을 형성하기 위해서는 기계 그룹 및 부품 그룹의 형성 문제를 해결해야 한다[9].

Received 22 August 2016; Finally Revised 28 August 2016;
Accepted 29 August 2016

[†] Corresponding Author : ydjeon@dyu.ac.kr

기계-부품 그룹 형성(machine-part grouping)은 셀 생산 방식에서 발생하는 문제로 부품들의 물류비용을 최소화하기 위해 한 기계 그룹에서 특정 부품들을 가공하도록 m 대의 기계와 p 개의 부품을 k 개의 그룹으로 묶는 것이다[3]. 특정부품을 가공하는데 하나의 공정만 사용하는 것이 아니라 다수의 공정을 통해서도 부품을 만들 수 있는데 이를 대체공정(alternative process)이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제라 한다.

공정별로 가공할 수 있는 부품과 그렇지 않은 부품을 나타내기 위하여 기계-부품 공정 행렬을 사용하고 행렬의 요소는 a_{ijr} 로 나타낸다. 기계 i 가 부품 j 를 가공할 때 공정 r 을 사용하는 경우 행렬의 요소는 1의 값을 가지며 사용하지 않는 경우에는 0의 값을 가진다. <Figure 1>에서 요소 값 0은 생략하였다. <Figure 1>은 <Figure 2>와 같이 대각선을 따라 표현할 수 있는데 이것을 블록대각 구조(diagonal blocks)라고 한다.

Machine(i)	Part(j)																						
	Process(r)																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
1		1	1	1					1		1						1	1					1
2		1	1								1	1				1	1	1					1
3				1			1	1		1	1	1				1		1		1	1	1	
4		1							1				1	1						1	1	1	1
5				1	1	1	1			1						1				1			1
6					1	1	1	1				1							1	1	1		
7								1									1	1		1			1

<Figure 1> Machine-Part Incidence Matrix with Alternative Process

Machine(i)	Part(j)										
	Process(r)										
	4	5	9	8	1	6	10	2	3	7	
	8	12	20	19	1	14	23	3	6	15	
3	1 1 1 1									1	
6	1 1 1 1										
7	1 1 1 1										
2					1	1	1	1			
4					1	1	1	1			
1									1	1	
5									1	1	1

<Figure 2> The Result of Machine-Part Grouping

본 연구에서는 성능 평가 척도로서 Kumar et al.[9]이 정의한 그룹화 효율(GE : Grouping Efficacy)을 사용한다. GE는 블록대각행렬에서 다음과 같이 정의한다.

$$GE = \frac{\text{블록대각구조내의 '1'의 수}}{\text{블록대각구조의 면적} + \text{블록대각구조밖의 '1'의 수}} \quad (1)$$

그룹화 효율은 클러스터링의 질(quality)을 평가하기 위한 척도로서 널리 사용되며, 블록대각구조의 밀집도를 나타낸다. 이 값이 클수록 클러스터링이 잘된 것이다. 대체공정이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제는 NP-Complete 이므로[11] 그룹을 형성해야할 기계의 대수와 부품의 개수가 많은 경우에는 많은 계산량이 소요된다.

기계-부품 그룹 형성 문제는 지금까지 많은 연구자들이 매우 다양한 해법을 제시하였다. 최근에는 이전 연구의 단점을 보완하기 위하여, 생산 현장의 복잡한 문제를 해결하는 데 있어서 효과적인 수단으로 알려진 인공지능에 기초한 방법이 많이 연구되었다. 인공지능에 기초한 방법 중 신경망(neural networks)은 학습 능력을 통하여 실제 생산 현장의 문제에 대하여 유연하고 적응력 있는 해를 제공해 왔다. 자기조직화 신경망(SOM : Self Organizing feature Map)은 입력데이터의 특징을 추출하여 지도를 형성하는 패턴 분류에 효과적인 신경망이다. 본 연구에서는 SOM의 이러한 성질을 이용하여 대체공정이 있는 문제에서 기계-부품 그룹을 형성하는 알고리즘을 제시한다.

2. 기존 연구

대체공정이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제를 해결하기 위해서 다양한 해법이 제안되었다. Kusiak[12]은 최초로 대체 공정하에서의 기계-부품 그룹 문제를 제안하였다. 그 이후 Nagi et al.[15], Sankaran et al.[16], Moon et al.[14], Won et al.[18]이 이 문제를 해결하기 위한 수리적인 모델을 제시하였다.

유사계수를 이용하여 대체공정이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제를 해결한 해법은 부품 간, 또는 기계 간 유사도에 따라 유사계수를 구하고, 이 유사계수를 사용하여 그룹을 형성한다. Kusiak et al.[10]이 제안한 방법은 부품 간의 유사계수를 사용하는 방법이고 Won et al.[18]이 제안한 방법은 기계간의 유사계수를 이용하는 방법이다.

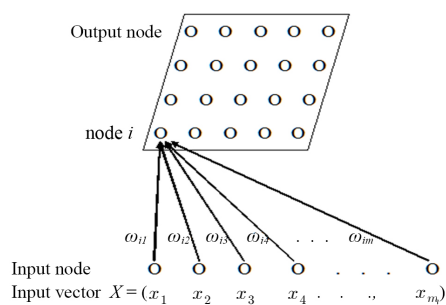
메타휴리스틱을 사용한 방법은 최근에 연구가 이루어지고 있다. Sofianopoulou[17]는 부품에 대한 공정을 선택한 후 기계 셀을 구성하는 시뮬레이티드 어닐링(SA : Simulated Annealing) 알고리즘을 제안하였으며, Adenso-Diaz et al.[1]은 부품군과 기계 셀을 동시에 형성하도록 공정을 선택하는 Tabu 탐색 알고리즘을 제안하였다. Jeon et al.[5, 6]은 부품을 가공하는데 하나의 공정으로 이루어진 기계-부품 그룹형성 문제에 SOM을 적용하였다.

Wu et al.[19]은 시뮬레이티드 어닐링 기법이 유전자 알고리즘(GA : Genetic Algorithm)과 비교하여 국소해(local optima)를 쉽게 찾지만 더 좋은 해를 찾는 방법으로 GA의 돌연변이(mutation)가 있는 SA 기법을 적용하여 부품 공정을 선택하는 기계-부품 그룹 형성 알고리즘을 제안하였다.

3. 자기 조직화 신경망

SOM은 비지도 학습(unsupervised learning)을 사용하는 신경망 알고리즘의 일종으로 Kohonen[8]에 의하여 제시된 경쟁학습(competitive learning) 모형이다. 경쟁학습은 입력 패턴에 대해서 경쟁층의 노드 중에서 승자 노드를 결정하여 승자 노드의 연결강도만을 입력 패턴에 대응하여 조절하는 학습방법이다. SOM은 일반 경쟁학습 모델과는 달리 학습과정에서 이웃(neighborhood)의 개념을 사용한다. SOM에서는 승자 노드뿐만 아니라 승자 노드의 이웃 노드들의 연결강도도 함께 조절된다. 그 결과로 출력층에 입력 패턴의 유사성을 반영하는 지도를 스스로 형성한다. 즉, SOM은 입력 패턴들을 출력 노드들에 의한 위상학적인 공간으로 매핑(mapping)할 수 있는 능력을 가진다.

SOM의 일반적인 구조는 <Figure 3>과 같다. SOM은 입력층(input layer)과 출력층(output layer)으로 두 개의 층으로 구성되어 있다. 입력층은 유클리디안 공간상의 m 차원 벡터를 입력벡터로 가질 수 있으며 일차원 또는 이차원의 격자(lattice) 출력층과 연결되어 있다. 입력벡터는 모든 출력노드와 연결되어 있고 연결선은 연결강도(weight)를 가진다. 승자노드의 결정은 입력벡터와 연결강도벡터의 거리를 계산하여 거리가 가장 작은 노드를 선택한다. 여기서 말하는 거리는 유클리디안 공간상의 벡터 거리(euclidean distance)를 의미한다.



<Figure 3> General Structure of SOM

승자 노드를 결정하고 난 후에는 코호넨의 학습규칙에 따라 노드의 연결강도를 조절해야 하는데 이 규칙은 식 (2)로 표현된다.

$$w(new)_{ij} = w(old)_{ij} + \alpha(x_i - w_{ij}(old)) \quad (2)$$

여기서

$w(new)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결강도

$w(old)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결강도

α : 학습률($0 < \alpha \leq 1$)

x_i : 신경세포 i 의 활성화값

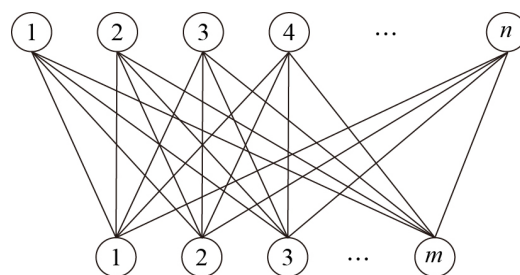
SOM에서 신경망을 학습시키는 과정은 다음과 같다.

- 절차 1 : 연결강도를 초기화한다. 학습률과 이웃의 범위를 정한다.
- 절차 2 : 입력층에 입력패턴(입력벡터)을 제시한다.
- 절차 3 : 각 출력노드의 연결강도벡터와 입력패턴의 거리를 구해서 가장 짧은 거리의 승자노드(승자 신경세포)를 구한다.
- 절차 4 : 승자노드와 이웃노드의 연결강도를 조절한다.
- 절차 5 : 절차 2-4 과정을 모든 입력벡터에 대해 반복한다.
- 절차 6 : 이웃의 범위와 학습률을 감소하면서 이웃의 범위가 자기 자신이 될 때까지 절차 5 과정을 반복한다.

학습률은 신경망 학습 결과의 성능저하가 그리 크지 않는 범위 내에서 적당한 값을 정한다. 이웃의 범위는 처음에는 출력층의 모든 노드를 포함하도록 하였다가, 점차 이웃의 범위를 줄여나가 마지막에는 승자노드만 포함하도록 한다.

4. 제안하는 알고리즘

본 연구에서는 출력층을 <Figure 4>와 같이 1차원 구조로 하고, 공정 및 기계에 대하여 2단계로 SOM을 적용하는 알고리즘을 제안한다. 학습률은 사전 실험을 통하여 정한다. 출력층이 1차원 구조일 경우 출력노드의 수를 충분히 크게 만들면(예를 들어 입력벡터의 2배) 입력데이터(공정)를 입력벡터(가공 기계)가 유사한 순서로 1차원 출력노드에 펼쳐놓을 수 있다[5]. 이 상태에서 기계를 입력벡터로 하여 같은 방법을 적용하면 공정과 기계가 모여 군집을 형성하게 된다. 형성된 군집중 GE가 가장 높게 형성되는 것부터 기계-공정 그룹으로 묶어 나가며, 이 과정을 모든 기계가 기계-공정 그룹에 포함될 때까지 진행한다. 이렇게 하여 형성된 것이 초기 기계-공정 그룹이다. 이 단계에서 기계 그룹이 형성된다.



<Figure 4> SOM with One-Dimensional Output Layer

초기 기계-공정 그룹을 다음의 단계를 통하여 최종 기계-공정 그룹으로 수정해 나간다.

첫 번째 단계로 초기 기계-공정 그룹 중 GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택한다. 그런 다음 선택된 기계-공정 그룹 내에서 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 그리고 그 공정이 속하는 부품의 다른 공정과 비교하여 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하고 나머지 공정은 삭제한다. 선택된 기계-공정 그룹 내에서 그 다음으로 GE를 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복하면서 마지막 공정까지 수행한다. 다음 단계로 초기 기계-공정 그룹 중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택하여 같은 과정을 반복하면서 마지막 기계-공정 그룹까지 동일한 절차를 수행한다.

두 번째 단계로 초기 기계-공정 그룹에 포함되지 않고 남은 공정을 처리한다. GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 인접한 공정 중에서, GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 그리고 그 공정이 속하는 부품의 다른 공정과 비교하여 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하여, GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 추가하고 나머지 공정은 삭제한다. 그 다음으로 GE를 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복하면서 마지막 공정까지 수행한다. 다음 단계로 초기 기계-공정 그룹 중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹에 인접한 공정 중에서, GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복하면서 마지막 기계-공정 그룹까지 동일한 절차를 수행한다.

이렇게 하여 최종 기계-공정 그룹이 형성된다. 최종 기계-공정 그룹에서 각 공정의 부품을 나타내면 최종으로 구하는 기계-부품 그룹이 된다.

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 절차를 요약하면 다음과 같다.

단계 1 : 공정을 입력벡터로 하는 SOM을 구성한다.

단계 2 : 공정에 대하여 SOM을 학습시킨다.

단계 3 : 단계 2의 결과에서 기계를 입력벡터로 하는 SOM을 구성한다.

단계 4 : 기계에 대하여 SOM을 학습시킨다.

단계 5 : 초기 기계-공정 그룹의 형성

절차 1 : 공정과 기계가 모여 이루는 군집 중 GE가 가장 높게 형성되는 것부터 기계-공정 그룹으로 묶어 나간다.

절차 2 : 모든 기계가 기계-공정 그룹에 포함되었을 때 멈춘다.

절차 3 : 이렇게 하여 초기 기계-공정 그룹을 형성한다. 이 단계에서 기계 그룹이 형성된다.

단계 6 : 초기 기계-공정 그룹의 공정 확정하기

절차 1 : 초기 기계-공정 그룹 중 GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택한다. 같은 경우는 임의로 선택한다.

절차 2 : 선택된 기계-공정 그룹 내에서 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 같은 경우는 임의로 선택한다. 만약 선택된 공정이 단일 공정일 경우는 선택된 기계-공정 그룹으로 확정한다.

절차 3 : 그 공정이 속하는 부품의 다른 공정과 비교하여 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하고 나머지 공정은 삭제한다.

절차 4 : 선택된 기계-공정 그룹 내에서 그 다음으로 GE를 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복한다. 선택된 기계-공정 그룹 내의 마지막 공정까지 수행한다.

절차 5 : 초기 기계-공정 그룹 중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택하여 같은 과정을 반복한다. 초기 기계-공정 그룹에서 마지막 기계-공정 그룹까지 동일한 절차를 수행한다.

단계 7 : 초기 기계-공정 그룹에 포함되지 않고 남은 공정 처리하기

절차 1 : GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 인접한 공정 중에서, GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 같은 경우는 임의로 선택한다. 만약 선택된 공정이 단일 공정일 경우는 초기 기계-공정 그룹 중 GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 추가한다.

절차 2 : 그 공정이 속하는 부품의 다른 공정과 비교하여 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 같은 경우는 임의로 선택한다.

절차 3 : 선택된 공정을 GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 추가하고 나머지 공정은 삭제한다.

절차 4 : GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹에 인접한 공정 중, 그 다음으로 GE를 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복한다. 인접한 마지막 공정까지 동일한 절차를 수행한다.

절차 5 : 초기 기계-공정 그룹 중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹에 인접한 공정 중에서, GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하여 같은 과정을 반복한다. 마지막 기계-공정 그룹까지 동일한 절차를 수행한다.

단계 8 : 최종 기계-부품 그룹의 형성

단계 7까지의 과정을 통하여 최종 기계-공정 그룹이 형성된다. 최종 기계-공정 그룹에서 각 공정의 부품을 나타내면 최종으로 구하는 기계-부품 그룹이 된다.

5. 수치예제

<Figure 1>의 수치예제는 Won et al.[18]이 제시한 7대의 기계와 10개의 부품이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제이며, 부품별 공정의 개수는 각각 2, 2, 2, 2, 4, 2, 2, 3, 2, 2개로 총 23개의 공정이 있다. <Figure 1>의 수치예제에 대하여 본 연구가 제안하는 알고리즘을 적용하면 다음과 같다.

단계 1 : 공정을 입력벡터로 하는 <Figure 4>와 같은 구조의 SOM을 구성한다. 이 경우 <Figure 4>에서 m , n 은 각각 23, 46이다.

단계 2 : 공정에 대하여 SOM을 학습시킨 결과, 출력노드에 <Figure 5>와 같이 입력벡터(가공기계)가 유사한 순서로 펼쳐진다.

	Process																						
	5	7	18	3	6	15	10	13	23	1	14	9	22	2	16	11	17	4	21	20	8	12	19
Machine																							
1				1		1				1	1	1	1	1	1	1	1	1					
2							1		1	1	1	1			1	1	1	1					
3		1				1	1								1	1	1	1	1	1	1	1	1
4							1	1	1	1	1	1							1				1
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1													
6	1	1	1								1									1	1	1	1
7											1	1	1	1							1	1	1

<Figure 5> Output of SOM Learning for Process

단계 3 : <Figure 5>의 행렬에서 기계를 입력벡터로 하는 <Figure 4>와 같은 구조의 SOM을 구성한다. 이 경우 <Figure 4>에서 m , n 은 각각 7, 14이다.

단계 4 : 기계에 대하여 SOM을 학습시킨 결과는 <Figure 6>과 같다.

	Process																							
	5	7	18	3	6	15	10	13	23	1	14	9	22	2	16	11	17	4	21	20	8	12	19	
Machine																								
7													1		1		1					1	1	1
3		1				1	1								1	1	1	1	1	1	1	1	1	
6	1	1	1									1									1	1	1	1
1				1		1					1	1	1	1	1	1	1		1					
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1														
2							1		1	1	1	1			1	1	1	1						
4								1	1	1	1	1							1				1	

<Figure 6> Output of SOM Learning for Machine

단계 5 : <Figure 6>에서 보는 바와 같이 '1'이 군집을 이루는 것을 볼 수 있다. 공정과 기계가 모여 이루는 군집중 GE가 가장 높게 형성되는 것부터 기계-공정 그룹으로 묶어 나간다. 모든 기계가 기

계-공정 그룹에 포함되었을 때 멈춘다. 이렇게 하여 <Figure 7>에 나타난 바와 같이 초기 기계-공정 그룹을 형성한다. 이 단계에서 기계 그룹이 형성된다.

	Process																						
	5	7	18	3	6	15	10	13	23	1	14	9	22	2	16	11	17	4	21	20	8	12	19
Machine																							
7																							
3				1				1	1											1	1	1	1
6		1	1	1									1										
1							1	1						1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1											
2												1			1	1	1	1	1				
4											1	1			1	1	1	1			1		1

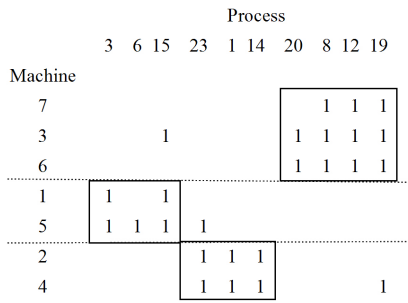
<Figure 7> Initial Machine-Process Group

단계 6 : 초기 기계-공정 그룹 중 GE를 가장 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택한다. <Figure 7>에서 기계 2, 4로 이루어진 기계-공정 그룹이 선택된다. 선택된 기계-공정 그룹 내에서 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 공정 1이 선택된다. 그 공정이 속하는 부품의 공정 중에서 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택하고 나머지 공정은 삭제한다. <Figure 1>에서 공정 1이 속한 부품은 부품 1이다. 부품 1의 공정은 공정 1과 공정 2이다. 공정 1을 선택하고 공정 2는 삭제한다. 다음으로 공정 14가 선택된다. 같은 과정으로 공정 13을 삭제한다. 다음으로 공정 23이 선택된다. 같은 과정으로 공정 22를 삭제한다.

초기 기계-공정 그룹 중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택한다. <Figure 7>에서 기계 7, 3, 6으로 이루어진 기계-공정 그룹이 선택된다. 앞에서와 마찬가지로 선택된 기계-공정 그룹 내에서 GE를 가장 높게 해주는 공정을 선택한다. 공정 8이 선택된다. 앞에서와 같은 과정으로 공정 7이 삭제된다. 같은 과정으로 차례대로 공정 9, 공정 10, 공정 11, 공정 21, 공정 17, 공정 18이 삭제된다.

초기 기계-공정 그룹중 그 다음으로 GE를 높게 해주는 기계-공정 그룹을 선택하면 <Figure 7>에서 기계 1, 5로 이루어진 기계-공정 그룹이다. 앞에서와 같은 과정으로 하면 공정 4, 공정 5, 공정 16이 삭제된다.

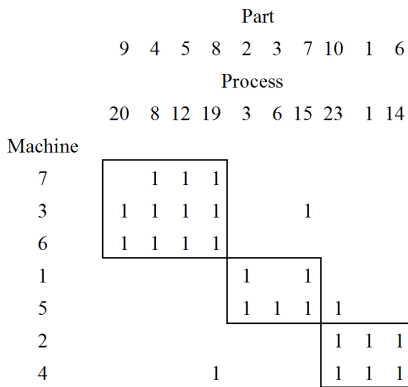
지금까지 삭제된 공정을 제외하고 최종 기계-공정 그룹을 나타내면 <Figure 8>과 같다.



<Figure 8> Final Machine-Process Group

단계 7 : 초기 기계-공정 그룹에 포함되지 않는 남은 공정이 없기 때문에 알고리즘을 종료한다.

단계 8 : 최종적으로 형성된 기계-공정 그룹을 기존 논문에서 나타낸 것처럼 블록대각구조의 형태로 표현하고, 각 공정에 부품을 나타내면 <Figure 9>와 같이 최종 기계-부품 그룹이 된다. <Figure 9>에서 기계-부품 그룹의 순서와 기계-부품 그룹 내의 기계와 부품의 순서를 바꾸면 <Figure 2>와 같아진다. 즉, <Figure 9>와 <Figure 2>는 같은 결과이다. 이 문제는 기존 논문에서 많이 인용되는 문제인데 <Figure 2>가 지금까지 구한 가장 좋은 해로 알려져 있다.



<Figure 9> Final Machine-Part Group

6. 실험 결과와 분석

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 기존 연구에서 가장 좋은 해를 제공하는 Wu et al.[19]이 제안한 돌연변이가 있는 시물레이티드 어닐링(HSAM : Hybrid Simulated Annealing Algorithm with Mutation) 해법과 비교하였다.

제안하는 알고리즘의 GE를 HSAM 알고리즘의 GE와 비교하면 <Table 1>과 같다. 제안하는 알고리즘의 GE는

문제 4~10, 12, 14에서 HSAM 알고리즘의 GE보다 우수하다. 총 14문제 중에서 9문제에서 GE가 높았고, 나머지 5문제에서는 동일하였다. 따라서 제안하는 알고리즘은 HSAM 알고리즘보다 성능이 우수함을 알 수 있었다.

<Table 1> The Comparison of the Proposed Algorithm with HSAM

No	Source of Problem	Size [†]	HSAM	Proposed Algorithm
			GE(%)	GE(%)
1	Won et al.[18]	4×4×8	100.00	100.00
2	Kusiak[12]	4×5×11	90.00	90.00
3	Moon et al.[14]	6×6×13	83.33	83.33
4	Sankaran et al.[16]	6×10×20	69.44	72.22*
5	Won et al.[18]	7×10×23	74.07	81.48*
6	Logendran et al.[13]	7×14×32	67.57	69.04*
7	Adil et al.[2]	10×10×24	80.00	83.33*
8	Kasilingam et al.[7]	10×15×28	57.81	59.67*
9	Won et al.[18]	11×10×22	77.42	83.33*
10	Sofianopoulou[17]	12×20×26	47.06	48.62*
11	Sofianopoulou[17]	14×20×45	50.83	50.83
12	Sofianopoulou[17]	18×30×59	39.65	48.06*
13	Nagi et al.[15]	20×20×51	79.52	79.52
14	Won et al.[18]	26×28×71	62.21	70.66*

[†] Size : total number of machine×total number of part×total number of process.

*Superior to the result of HSAM.

7. 결론

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 SOM의 출력층의 구조를 1차원 구조로 하고 출력노드의 수를충분히 크게 만들어, 1차원 출력노드에 입력벡터가 유사한 순서로 펼쳐질 수 있도록 설계하였다. 그리고 이러한 과정을 2단계로 적용하여 기계-공정 군집을 형성하였다. 형성된 군집을 GE를 고려하여 수정하면서 최종적으로 기계-부품 그룹을 형성하였다. 제안하는 알고리즘을 기존의 논문에서 많이 인용되는 대체공정이 있는 기계-부품 그룹 형성 문제들에 적용해 본 결과, 가장 좋은 해를 제공하는 것으로 알려진 HSAM 알고리즘과 비슷하거나 우수한 성능을 나타내었다.

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 특징은 단순 한 과정을 반복하여 해를 구하는 것으로 기존의 수리계획법에 의한 방법보다 복잡한 연산을 사용하지 않는다. 따라서 문제 크기의 증가에 따라 계산량이 크게 증가하지 않기 때문에 규모가 큰 문제에 대해서도 쉽게 적용할 수 있을 것이다. 또한 유전자 알고리즘, Tabu 탐색, 시물레이티드 어닐링 등의 메타 휴리스틱 방법에 비해 목적함수나 평가함수의 설정 없이 실제 문제에 적용할 수 있기 때문에 쉽게 응용할 수 있는 장점이 있다.

References

- [1] Adenso-Dias, B., Lozano, S., Racero, J., and Guerrero, F., Machine cell formation in generalized group technology, *Computers and Industrial Engineering*, 2001, Vol. 41, No. 2, pp. 227-240.
- [2] Adil, G.K., Rajamani D., and Strong D., Cell Formation Considering Alternate Routeings, *International Journal of Production Research*, 1996, Vol. 34, No. 5, pp. 1361-1380.
- [3] Goldengorin, B., Krushinsky, D., and Pardalos, P.M., *Cell Formation in Industrial Engineering Theory, Algorithms and Experiments*, Springer, 2013, pp. 1-23.
- [4] Ham, I., Hitomi, K., and Yoshida, T., *Group Technology : Production Methods in Manufacture*, Kluwer-Nijhoff, Boston, MA, 1985.
- [5] Jeon, Y.D. and Kang, M.K., A Self-Organizing Neural Networks Approach to Machine-Part Grouping in Cellular Manufacturing Systems, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 1998, Vol. 21, No. 48, pp. 123-132.
- [6] Jeon, Y.D. and Kang, M.K., Grouping of parts reflecting changes of manufacturing conditions : An algorithm based on the self-organizing neural networks, *Journal of the Korean Institute of Plant Engineering*, 1998, Vol. 3, No. 2, pp. 241-251.
- [7] Kasilingam, R.G. and Lashkari, R.S., Cell Formation in the Presence of Alternate Process Plans in Flexible Manufacturing Systems, *Production Planning and Control*, 1991, Vol. 2, No. 2, pp. 135-141.
- [8] Kohonen, T., Self-organized formation of topologically correct feature maps, *Biological Cybernetics*, 1982, Vol. 43, pp. 59-69.
- [9] Kumar, C.S. 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*, 1990, Vol. 28, No. 2, pp. 233-243.
- [10] Kusiak, A. and Cho, M., Similarity coefficient algorithms for solving the group technology problem, *International Journal of Production Research*, 1992, Vol. 30, No. 11, pp. 2633-2646.
- [11] Kusiak, A., *Computational Intelligence in Design and Manufacturing*, Wiley and Sons, 2000, pp. 294-346.
- [12] Kusiak, A., The generalized group technology concept, *International Journal of Production Research*, 1987, Vol. 25, No. 4, pp. 561-569.
- [13] Logendran, R., Ramakrishna, P., and Sriskandarajah, C., Tabu Search-Based Heuristics for Cellular Manufacturing Systems in the Presence of Alternative Process plans, *International Journal of Production Research*, 1994, Vol. 32, No. 2, pp. 273-297.
- [14] Moon, Y.B. and Chi, S.C., Generalized Part Family Formation Using Neural Network Techniques, *Journal of Manufacturing Systems*, 1992, Vol. 11, No. 3, pp. 149-159.
- [15] Nagi, R., Harhalakis, G., and Proth, J.M., Multiple Routeings and Capacity Considerations in Group Technology Applications, *International Journal of Production Research*, 1990, Vol. 28, No. 12, pp. 2243-2257.
- [16] Sankaran, S. and Kasilingam, R.G., An Integrated Approach to Cell Formation and Part Routing in Group Technology Manufacturing Systems, *Engineering Optimization*, 1990, Vol. 16, No. 3, pp. 235-245.
- [17] Sofianopoulou, S., Manufacturing cells design with Alternative Process Plans and/or replicate machines, *International Journal of Production Research*, 1999, Vol. 37, No. 3, pp. 707-720.
- [18] Won, Y.K. and Kim, S.H., Multiple Criteria Clustering Algorithm for Solving the Group Technology Problem with Multiple Process Routings, *Computers and Industrial Engineering*, 1997, Vol. 32, No. 1, pp. 207-220.
- [19] Wu, T.H., Chung, S.H., and Chang, C.C., Hybrid Simulated Annealing Algorithm with Mutation Operator to the Cell Formation Problem with Alternative Process Routings, *Expert Systems with Applications*, 2009, Vol. 32, No. 2, pp. 3652-3661.

ORCID

Yong Deok Jeon | <http://orcid.org/0000-0002-9530-7050>