

## 독립적인 생산셀 설계를 위한 유전 알고리즘

### Genetic Algorithm for Designing Independent Manufacturing Cells

문치웅\* · 이상용\*\*

Chi Ung Moon\* · Sang Yong Yi\*\*

#### Abstract

The procedure of grouping the machines and parts to form cells is called manufacturing cell design. The manufacturing cell design is an important step in the development and implementation of advanced manufacturing systems. For the successful implementation of the manufacturing systems, identification of independent manufacturing cells, i.e., cells where parts are completely processed in the cell and no intercell movements, is necessary in the design phase. In this paper, we developed a mixed integer programming model and genetic algorithm based procedure to solve the independent manufacturing cells design problem considering the alternative process plans and machines duplication. Several manufacturing parameters such as, production volume, machine capacity, processing time, number of cells and cell size, are considered in the process. The model determines the process plan for parts, part families and machine cells simultaneously. The model has been verified with the numerical examples.

#### 1. 서 론

최근 GT(group technology) 개념의 응용에  
의한 생산셀(manufacturing cell) 설계는 자동

화 생산 시스템 구성을 위한 가장 중요한 문  
제(issue)중의 하나로 인식되고 있다. 생산셀  
설계 문제는 부품생산을 위하여 서로 유사한  
공정을 가지는 부품들을 군(family)으로 그룹

\* Dept. of Industrial and Systems Engineering, Ashikaga Institute of Technology(AIT) Ashikaga 326, Japan

\*\* 건국대학교 산업공학과

화하고, 이 부품군의 가공을 위해 기계를 셀(cell)로 단위화하는 절차이다. 이러한 셀 단위의 생산 방식을 통해 셋업 시간의 단축, 자재이동의 최소화, 재고의 감소, 관련 생산계획의 단순화 등과 같은 효과를 얻을 수 있다.

기존의 많은 생산셀 설계와 관련한 연구들은 일반적으로 하나의 부품 가공에 대하여 고정된 하나의 공정계획과 부품의 각 가공작업(operation)을 위하여 한 종류의 고정된 기계 사용을 가정하므로써 불가피하게 셀간이 동을 허용하고 있다. 그러나 셀간 이동부품의 발생은 또 다른 비용을 발생시키며, 생산계획과 일정계획 문제를 더욱 복잡하게 한다. 이러한 셀간 이동부품의 처리를 위한 방법으로 애로기계(bottleneck machines)의 중복설계(machine duplication)와 대안적인 공정계획의 선택을 통한 해결 방법이 있다. 그러나 기계의 중복설계는 추가적인 비용을 발생시키므로 의사결정 과정에서 적절히 통제되어야 할 부분이다.

유연 생산 환경에서의 하나의 부품 생산에는 대안적인 공정계획(alternative process plan)이 존재하며, 각 가공작업을 위해 대안적인 기계(alternative machine)를 이용할 수 있다. 이러한 상황 하에서 가장 이상적인 생산셀 구성 형태는 독립셀(independent cells) 구성이다. 독립셀이란 임의의 한 부품 또는 부품군이 자신이 속한 셀안에서 완전한 가공작업이 이루어지며 셀간 이동은 발생하지 않는 셀구성 형태를 의미한다. 그러나 기존의 생산셀 설계와 관련한 연구에서 이러한 독립셀 구성에 대한 연구는 거의 없는 실정이다.

생산셀 설계를 위한 많은 방법들이 제시되었는데 크게 배열에 의한 모델(array based

model), 유사계수법(similarity coefficient methods), 수리계획법 모델, 인공지능 모델, 그리고 진화적 탐색법(evolution search method)에 의한 모델로 구분할 수 있다.

일반적으로 배열을 이용한 연구는 King [10], Chan과 Milner[2]에 의해 이루어 졌으며, 이 방법은 가공정보를 기계-부품 입력행렬(machine-part incidence matrix)을 이용하여 나타내고 부품군과 셀을 동시에 구성하는 휴리스틱 절차이다. 그러나 이 방법은 생산 시스템 구성에 필요한 추가적인 정보, 예를 들면, 기계 사용능력(machine capacity), 부품의 생산량(production volume), 공정시간(process time), 또는 셀 크기(cell size) 등과 같은 생산 관련 요인과 대안적인 공정계획을 고려하여 모델화 하기가 어려운 단점이 있다. 또한, 각 부품의 생산을 위한 공정계획과 기계는 고정된 것으로 가정하므로 문제해결의 유연성을 제한하는 한계를 가지고 있다.

Gupta와 Seifoddini[7, 13]는 부품의 생산량과 각 부품에 대한 대안적인 공정계획을 고려하여 기계쌍(pair of machines)간 또는 부품쌍간의 유사성을 계산하고 특정 임계값(threshold value)에 의해 셀 및 부품군을 구성하는 유사계수법에 의한 휴리스틱 모델을 개발하였다. 그러나 이 방법에서는 셀 구성시 임의의 셀에 포함될 기계쌍간 또는 부품쌍간의 유사성 크기의 선택에 대한 규칙이 없으므로 자신이 속한 셀안의 부품에 대한 가공작업보다는 셀 밖의 부품가공에 더 많은 공정작업을 해야하는 부적격 셀(improper cell)이 빈번히 발생하고 있다.

셀 설계 문제는 일종의 자료 분류법(data clustering)으로 수리계획법을 이용하여 모델

화 하기에 적합한 분야이다. Gunasingh와 Lashkari[6]는 부품쌍간의 공정 유사성(process similarity) 계산에 의하여 공정계획 선정과 생산셀 설계의 동시해결을 위한 정수계획법(integer programming) 모델을 제안하였다. 그러나 이 모델은 부품군(part family)은 이미 구성되어 있음을 가정함으로서 동시에 셀 및 부품군을 형성하지 못하는 한계를 가지고 있다.

Kasilingam과 Lashkari[9]는 대안적인 공정계획이 존재하는 경우의 셀 및 부품군 문제의 동시 해결을 위하여 비선형 0-1 정수계획법에 의한 모델을 제안하였다. 그리고 이 모델을 다시 2개의 0-1 정수계획 모델로 분할한 후 2단계 절차에 의하여 생산셀을 구성하는 방법을 제시하였다. 그러나 이 모델은 셀 안에서의 기계수와 부품수를 제한함으로 인해 셀 설계의 유연성에 제약이 있다.

Adil 등[1]은 비선형 정수계획을 이용하여 대안적인 공정계획이 존재하는 생산셀 설계 문제해결을 위한 방법을 연구하였다. 이들이 제시한 모델은 각 부품에 대한 대안적인 공정계획 정보를 이용해 셀간이동과 기계의 중복투입을 최소화하는 생산셀을 구성한다. 그러나 이 모델은 모델의 복잡성으로 인해 부품수와 기계수가 커질 경우 효과적으로 해를 구하지 못하는 한계를 가지고 있다.

이러한 수리계획법에 기초한 방법들은 제약식을 이용하여 부품의 생산량, 기계 가용 능력, 작업부하 등의 정보를 고려해 모델화하기가 쉬운 반면, 거의 대부분이 모델들이 비선형 또는 정수형 변수를 포함하므로 문제 크기에 제약이 따르며, 부품군과 셀을 동시에 구성을 하지 못하는 한계를 갖고 있다.

최근 인공지능 방법론이 생산셀 설계를 위해 응용되어지고 있는데, Kusiak[11]은 전문가 시스템(expert system)을 이용한 생산셀 설계방법을 제시하였다. 그런데 전문가 시스템은 복잡한 탐색공간에서 효율적인 해의 탐색을 위해 주어진 문제에 대한 풍부한 지식을 갖추고 있어야 하며, 개발과정에 많은 노력과 비용 투자가 요구된다. 반면에 시스템으로 개발된 후에는 사용자와의 대화과정을 통해 쉽게 문제를 해결할 수 있는 특징도 있다.

복잡하고 대형화되가는 최근의 생산관련 문제의 효율적인 해결을 위하여 컴퓨터와 알고리즘의 결합을 통한 진화적 방법론이 응용되어지고 있다. 그 대표적인 기법으로 유전 알고리즘에 의한 방법이 있다. Gupta 등[8]은 유전 알고리즘을 이용하여 부품의 셀내 이동(intracell movement)과 셀간 이동을 최소화하며 기계 이용율의 최대화를 위한 모델을 제시하였다. 그러나 이 모델은 부품의 생산량, 가공비용, 그리고 공정계획등을 고려하지 못하고 있다.

생산셀 설계문제에 대한 고찰에서 대부분의 모델들은 모델의 복잡성으로 인해 생산관련 요인들을 고려하지 않고 모델화하고 있으며, 관련 생산계획 기능과의 통합을 통한 동시해결에도 한계를 갖고 있다. 일부 모델들이 공정계획을 고려해 모델화 되고 있지만 공정계획은 이미 주어진 것을 가정함으로써 통합적 모델을 통한 동시해결이라기 보다는 계층적 구조하에서의 순차적인 해결 접근 모델의 한계를 갖고 있다.

본 논문에서는 부품 가공에 대한 대안적인 공정계획을 고려하여 추가적인 비용발생을 최소화하는 독립적인 생산셀 설계방법을 개

발하고자 한다. 먼저 생산셀 설계문제를 0-1 정수계획법을 이용하여 수학모델로 정식화하고 이를 유전 알고리즘을 이용하여 해결하는 방법을 제안하겠다.

## 2. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 적자생존(survival of fitness)과 자연선택(natural selection)에 대한 다아원의 이론에 기초하여 정립된 확률적 탐색 알고리즘이다. 이 알고리즘은 유전적 적용과 정을 통해 동시에 탐색공간의 여러 가능해를 찾아나가는 방법으로 조합 최적화(combinatorial optimization)문제의 해결을 위해 많이 응용되고 있다.

유전 알고리즘에서의 해의 탐색은 기존의 다른 탐색 방법과는 달리 랜덤하게 발생된 초기 가능해 모집단(population)을 가지고 출발하며, 이 모집단의 각 개체(individual)는 기호형태로 표현된 string 구조를 갖는다. 그리고 이 알고리즘은 전체 탐색법(global search technique)으로 동시에 여러점의 탐색점을 찾아나가는 특징을 갖고 있으며, 기존의 다른 탐색들에 비해 부분 최적점(local optima)에 빠질 확률이 적은 특징이 있다[5]. 또한, 기존의 최적화 방법들은 효율적인 해의 탐색을 위해 대상 문제에 대한 추가적인 정보를 필요하지만, 유전 알고리즘은 각 string에 대한 목적함수만을 필요로 하고 다른 정보를 요구하지 않으므로 광범위한 적용이 가능하다[3, 4].

유전 알고리즘에서 가능해를 나타내는 모집단의 각 string은 적합도 함수(fitness function)에 의해 주어진 환경에 적합한지를 평가

받고 다음 세대에 복제될 것인지 아니면 퇴화될 것인지를 결정된다. 일반적으로 이 과정에 관여하는 유전 연산자로는 선택(selection), 교차변이(crossover), 그리고 돌연변이(mutation) 연산자가 있다.

선택 연산자는 평가 함수의 적합도값에 의해 새로운 해를 발생 시키는 연산이다. 모집단에서 발생된 모든 string은 평가함수에 의한 적합도 평가에 의해 다음 세대에 복제될 것인지, 아니면 퇴화될 것인지를 결정된다. 선택 연산을 위한 많은 방법이 개발되었는데, 대표적인 방법으로 룰렛 휠(roulette wheel) 방법과 확정적 선택(deterministic selection) 방법이 있다.

유전 알고리즘의 대표적인 두 번째 연산자는 교차변이(crossover) 연산자이다. 이 연산자는 부모 string이 갖고있는 특징을 서로 결합하여 새로운 string을 생성하는 연산자이다. 교차변이 연산자는 적용 문제의 성격에 따라 여러 가지 방법이 개발되었는데, 대표적인 것들로는 절단법(cut-point method), 순서 교차변이(order crossover: OX), 그리고 순환 교차변이(cycle crossover: CX)등이 있다. 이들중 가장 일반적으로 많이 사용되는 방법은 절단법이고, 순서적인 문제의 해결을 위한 교차변이 연산에서는 순서 교차변이와 순환 교차변이 연산이 많이 응용되고 있다.

돌연변이는 발생되는 string에 다양성을 부여하기 위해 임의 한 인자를 바꿔주는 역할을 하는 연산자이다. 이때 돌연변이 비율은 아주 작은 값을 부여하는게 일반적이며, 너무 큰 비율값을 주었을 때 우수한 해가 더 나빠져버리는 경우가 발생할 수 있다[14]. 그러므로 유전 알고리즘의 수행도 향상을 위해

적절한 돌연변이율이 결정되어야 한다.

$P(t)$ 와  $C(t)$ 가 부모 string과 자식 string이라 할 때, 일반적인 유전 알고리즘의 구조는 그림 1과 같다.

```

procedure: genetic algorithms
begin
    t ← 0;
    initialize P(t);
    evaluate P(t);
    while(not termination criterion) do
        begin
            produce C(t) from P(t);
            evaluate C(t);
            select P(t+1) from P(t) and C(t);
            t ← t+1;
        end
    end

```

그림 1. 유전 알고리즘의 구조

최근 유전 알고리즘은 복잡하고 대형화하는 많은 공학분야에 적용되어 효율적이고 유연한 탐색방법을 통해 성공적으로 최적 또는 근사 최적해를 구하는 방법으로 평가 받고 있다. 그리고 유전 알고리즘은 문제해결을 위한 모델구성에서 다른 방법에 비해 제약사항이 적은편이며, 특히 반복적인 실행에 의하여 해를 구하는 조합 최적화 문제에 효율적으로 응용되고 있다.

### 3. 문제 정식화

생산셀 설계를 위한 연구에서 대다수의 경우는 부품의 셀간이동을 허용하고 있다. 예를들어, 10개 부품형과 6 종류의 기계가 있

는 문제의 셀구성이 그림 2와 같을 때, 이 결과에서 부품 3과 4는 셀간이동이 발생하고 있다. 이러한 셀간이동의 발생은 다른 생산계획 문제를 복잡하게 하며 또다른 비용발생의 원인이 되고 있다. 그러므로 비용발생을 최소화하며 하나의 셀안에서 부품군의 완전한 가공을 위한 대안으로 각 부품에 대한 대안적인 공정계획을 고려할 수 있다. 그림 2의 예에서 부품 1, 2, 5, 6은 하나의 공정계획만을 갖는다고 가정하고 부품 3과 4는 다음과 같은 대안적인 공정계획을 갖는다고 할 때,

부품 3: 공정계획 1 = { 1, 2, 6 }

공정계획 2 = { 1, 2, 3 }

부품 4: 공정계획 1 = { 2, 3, 5 }

공정계획 2 = { 1, 3, 4 }

공정계획 3 = { 1, 2, 3 }

부품 기계	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	1	1		1					
2		1	1	1	1					
3	1	1		1	1					
4						1	1	1	1	1
5					1		1	1	1	1
6				1		1	1	1	1	1

그림 2. 셀 구성 예

\*부품 3이 2번 공정계획을, 부품 4가 3번 공정계획을 이용하여 가공작업을 수행한다면 모든 부품들은 셀간이동이 없이 작업을 할 수 있다. 그 결과를 그림 3에 나타내었다. 그

부품 (계획)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
기계	(1)	(1)	(2)	(3)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)
1	1	1	1	1	1					
2		1	1	1	1					
3	1	1	1	1	1					
4						1	1	1	1	
5						1		1	1	1
6						1	1	1	1	

그림 3. 공정계획을 고려한 독립셀 설계

리므로 생산셀 설계 문제에서 대안적인 공정계획을 고려한다면 애로기계의 구입을 최소화하면서 독립셀을 구성할 수 있다. 본 절에서는 생산관련정보와 각 부품에 대한 대안적인 공정계획 그리고 애로기계의 중복설계를 고려하여 독립셀 설계를 위한 문제를 정식화하겠다. 문제의 정식화를 위하여 다음의 생산관련정보를 고려하였다.

- (1) 부품의 생산량과 단위 가공비용
- (2) 기계의 가용능력, 가용기계수, 그리고 기계 구입비용
- (3) 구성 셀 수
- (4) 각 셀에 포함되는 최대 부품 수

그리고 모델개발을 위한 기본적인 가정은 다음과 같다.

- (1) 각 부품에 대한 대안적인 공정계획 집합은 알려져 있다.
- (2) 등종 기계는 여럿대 있다.
- (3) 하나의 셀내에 등종의 기계는 오직 한 대 존재한다.

생산셀 설계 문제의 정식화를 위하여 사용

될 기호를 정의하면 다음과 같다.

- $i$  : 부품지수 ( $i=1,2,\dots,np$ )
  - $j$  : 공정계획 지수 ( $j=1,2,\dots,npp_i$ )
  - $k$  : 기계지수 ( $k=1,2,\dots,nmt$ )
  - $c$  : 셀 지수 ( $c=1,2,\dots,uc$ )
  - $p_{ij}$  : 부품  $i$ 의  $j$ 번 공정계획
  - $ms_{ij}$  : 공정계획  $j$ 를 이용하여 부품  $i$ 를 가공할 때 필요한 기계집합
  - $pm_{ij}$  : 부품  $i$ 를 위해 선택된 공정계획  $j$ 에 포함된 기계수
  - $pm_{ij} = n(ms_{ij})$
  - $pc_{ijk}$  : 부품  $i$ 의 공정계획  $j$ 에서 사용되는 기계  $k$ 의 단위당 가공공정비용
  - $U_c$  : 셀  $c$ 에서 가공될 최대 부품수
  - $mc_k$  :  $k$ 형 기계의 단위당 비용
  - $cam_k$  :  $k$ 형 기계의 대당 가용능력
  - $pv_i$  : 부품  $i$ 의 생산량
- $x_{ijc} = \begin{cases} 1 & \text{부품 } i \text{가 공정계획 } j \text{를 이용하여} \\ & \text{가공작업을 수행하며 셀 } c \text{에 포함된다} \\ 0 & \text{그외} \end{cases}$

$$y_{kc} = \begin{cases} 1 & k \text{형 기계가 셀 } c \text{에 포함된다} \\ 0 & \text{그외} \end{cases}$$

모델의 목적함수는 가공비용과 기계의 중복설계비의 합을 최소화한다. 전체적인 수학 모델은 다음과 같다.

$$\minimize \quad TC = \sum_i \sum_j \sum_k p_{ij} pc_{ijk} x_{ijc} + \sum_c \sum_k mc_k y_{kc} \quad (1)$$

subject to

$$\sum_j \sum_c x_{ijc} = 1, \quad \forall i \quad (2)$$

$$\sum_i \sum_j p_{ij} pc_{ijk} x_{ijc} \leq cam_k, \quad \forall (k, c) \quad (3)$$

$$\sum_{k \in ms_{ij}} y_{kc} \geq pm_{ij} x_{ijc}, \quad \forall(i, j, c) \quad (4)$$

$$x_{ijc}, y_{kc} \text{ 는 } 0 \text{ 또는 } 1, \quad \forall(i, j, k, c) \quad (5)$$

식 (1)은 목적함수를 나타내며, 첫 번째 항은 가공비용이고 두 번째 항은 기계중복 설계비를 나타낸다. 제약식 (2)는 각 부품이 여러 공정계획 대안들 중 오직 하나의 공정계획이 선택되고 그 부품은 오직 한 셀에 포함됨을 나타낸 것이다.

제약식 (3)은 임의의 셀에 포함되는 k형 기계의 가공시간은 가용능력을 초과할 수 없다는 의미이다. 제약식 (4)는 부품 생산을 위해 특정 공정계획이 선택되었을 때, 그 공정계획내에 들어있는 모든 기계들은 그 부품이 포함되는 셀에 할당되어야 한다는 것을 나타낸 것이다.

개발된 정수계획 모델은 많은 수의 정수형 변수를 포함하므로 계산상에 복잡함을 안고 있으며, 셀 설계자에게 제약식이나 목적함수의 변화에 대한 유연성에 한계를 갖고 있다. 그리고 문제해결과정에서 부품수와 기계수에 제약이 따른다.

#### 4. 유전 알고리즘에 의한 생산셀 설계

##### 4.1 String 표현

유전 알고리즘을 이용한 모델구성의 첫 단계는 가능해를 string 구조로 적절히 표현하는 것이다. 이렇게 표현된 string은 구하고자 하는 해(solution)를 제공한다. 본 논문에서의 독립적인 생산셀 설계를 위한 string 구조는 각 부품에 대한 공정계획과 그 부품이 포함될 셀에 대한 정보를 동시에 제공할 수 있도록

설계되었다. 또한 string의 각 인자(gene)는 하나의 부품의 가공에 따른 관련정보를 포함하고 있다. 부품수를  $np$ , 각 부품에 대한 공정계획수가  $npp_i$ , 구성하고자 하는 셀 수를  $cn$ 이라 할 때, 임의의 string 표현은 다음과 같다.

$$S_p = [g_1 \ g_2 \ g_3 \ \cdots \ g_i \ \cdots \ g_{np}]$$

여기서,  $S_p$ 는 모집단에서  $p$  번째 string을 의미하며,  $g_i$ 는  $i$  번째 인자를 나타내며 부품  $i$ 에 대한 정보를 담고 있다.  $g_i$  값의 범위는  $[1, npp_i \cdot cn]$ 이다. 즉, 부품  $i$ 가 어떤 공정계획을 이용하여 가공될 것인지와 몇 번째 셀에 포함되어질 것인가의 정보를 담고 있다. 그러므로 인자수는 곧 부품수와 일치한다. 이 string에서 만약 임의의 한  $g_i$  값이  $d$ 라면, 이  $d$  값을 이용하여 부품  $i$ 에 대한 공정번호  $j$ 와 셀 번호  $c$ 를 계산하는데, 이 계산식을 정의하면 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} j &\leftarrow \lfloor (d-1)/cn+1 \rfloor \\ c &\leftarrow (d-1) \bmod cn+1 \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)에서  $\lfloor x \rfloor$ 의 의미는  $x$ 보다 작거나 같은 최대정수를 나타내며,  $(d-1) \bmod cn$  표현은  $(d-1)$ 을  $cn$ 으로 나누었을 때의 나머지를 의미한다. string  $S_i$ 의 각 인자에 대하여 각 부품의 가공을 위한 공정계획 번호  $j$ 와 셀 번호  $c$ 가 계산되며 이 결과를 2차원 구조로 나타내면 수식 (7)의  $SS_i$ 와 같다.

$$SS_i = [(j_1, c_1) (j_2, c_2) (j_3, c_3) \cdots (j_k, c_k) \cdots (j_{np}, c_{np})] \quad (7)$$

예를 들어 5 종류의 부품 생산을 위해 10대의 서로 다른 기계를 이용한다고 할 때, 이에 대한 공정계획 정보가 아래와 같다면

부품	공정계획 번호	공정계획에 요구되는 기계형
1	1	$m_1 \ m_2 \ m_4$
	2	$m_4 \ m_6$
2	1	$m_7 \ m_8 \ m_{10}$
	2	$m_5 \ m_9 \ m_{10}$
	3	$m_5 \ m_6 \ m_7$
3	1	$m_2 \ m_7 \ m_8$
	2	$m_1 \ m_5 \ m_7$
4	1	$m_4 \ m_7 \ m_9$
5	1	$m_1 \ m_5 \ m_{10}$
	2	$m_2 \ m_6 \ m_{10}$

$np=5$ ,  $npp_1=2$ ,  $npp_2=3$ ,  $npp_3=2$ ,  $npp_4=1$ , 그리고  $npp_5=2$ 이다. 그리고 구성하고자 하는 셀 수  $cn=4$ 라면 각 부품에 대한 인자  $g_i$ 의 범위는 다음과 같다.

$$\text{부품 } 1 : [1, 2 \cdot 4] = [1, 8]$$

$$\text{부품 } 2 : [1, 3 \cdot 4] = [1, 12]$$

$$\text{부품 } 3 : [1, 2 \cdot 4] = [1, 8]$$

$$\text{부품 } 4 : [1, 1 \cdot 4] = [1, 4]$$

$$\text{부품 } 5 : [1, 2 \cdot 4] = [1, 8]$$

각 인자값은 위의 범위값 중에서 어느 하나가 랜덤하게 결정된다. 랜덤하게 구성된 임의의 한 string 표현은 다음과 같다.

$$S_1 = [5 \ 2 \ 7 \ 1 \ 6]$$

랜덤하게 발생된 난수로 구성된  $S_1$ 는 식 (6)에 의해 각 부품에 대한 공정계획과 포함될 셀번호가 계산되어진다. 예를 들어, 부품 1를

위한 발생난수 5는 식 (6)에 의하여 다음과 같이 계산된다.

$$j \leftarrow \lfloor (5-1)/4+1 \rfloor$$

$$c \leftarrow (5-1) \bmod 4+1$$

그러므로,  $j=2$ ,  $c=1$ 이 된다. 마찬가지로 나머지 부품에 대해 계산하면  $SS_1$ 과 같다.

$$SS_1 = [ (2, 1) (1, 3) (2, 3) (1, 1) (2, 2) ]$$

$SS_1$ 의 결과에서 부품 1은 2번 공정계획을 이용하여 가공되어지며 1번셀에 포함되어진다. 부품 2는 1번 공정계획을 이용하여 가공되고 3번셀에 포함되어진다. 나머지 부품에 대해서도 마찬가지로 구할 수 있으며, 전체적인 결과는 다음과 같다.

셀 번호	부품번호(공정계획 번호)	셀 c에 포함될 기계형
1	1(2) 4(1)	$m_4 \ m_6 \ m_7 \ m_9$
2	5(2)	$m_2 \ m_5 \ m_{10}$
3	2(1) 3(2)	$m_1 \ m_5 \ m_7 \ m_6 \ m_{10}$

#### 4.2 초기화

생산셀 설계 문제에서 초기 가능해는 랜덤하게 발생된 string으로 모집단을 구성하고 템색을 실행하겠다. 예를 들어  $pop\_size=4$ 라면, 임의의 한 가능해 집단은 다음과 같다.

$$S_1 = [5 \ 2 \ 7 \ 1 \ 6]$$

$$S_2 = [3 \ 7 \ 2 \ 2 \ 5]$$

$$S_3 = [8 \ 1 \ 6 \ 4 \ 4]$$

$$S_4 = [4 \ 7 \ 2 \ 3 \ 4]$$

### 4.3 평가함수

생산셀 설계 문제의 정식화에서 목적함수는 하나의 비용함수로 정의되었다. 이러한 비용함수는 문제해결 과정에서 최소화되어야 한다.

유전 알고리즘에 의한 생산셀 설계에서 평가함수는 모집단의 각 string이 요구되어지는 환경에 적합한가를 평가하는 척도이다. 여기서 요구되는 환경은 주어진 정보를 이용해 비용을 최소화하는 것이므로, 수학모델에서 정의된 목적함수를 유전 알고리즘의 평가함수로 사용하고자 한다. 이 평가함수에 의하여 각 string에 대해 적합도를 계산하고, 그 string의 퇴화 여부를 결정하게 된다. 그러나 모집단의 모든 string이 가능해 영역(feasible area)에 속하는 것만은 아니다. 이러한 실행 불가능영역(infeasible area)의 적합도 값을 가지는 비적합 string은 일정 비율에 의해 모집단에서 제거하고 재생성(regenerating)하는 방법으로 해결하도록 하겠다. 이는 진화과정에서 다음 세대의 가능해는 현재의 가능해 집합뿐만 아니라 어느 정도는 외부적인 영향을 받을 수 있다는 가능성을 고려한 것이다. 만약 재생성 비율이  $p_{reg}$ 라 할 때 재생성 방법을 정의하면 다음과 같다.

단계 1:  $pop\_size$ 만큼 string을 랜덤하게 발생 시켜 모집단을 만든다.

단계 2: 적합도 함수에 의해 string  $S_p$ 를 평가 한다.

(1) 만약 가능해 범위를 벗어나는 string이 있다면 0과 1사이의 난수를 발생 시킨다. 발생난수가  $p_{reg}$ 보다 작다면 현재의 string을 무시하고 재발생시킨다.

그렇지 않다면 현재의 모집단 안에 있는 임의의 한 string으로 대체시킨다.

(2) 발생된 string을 평가하고 가능해 영역에 있다면 단계 3을 실행한다.

단계 3:  $S_{p+1}$ 를 평가한다.

재생성 기법은 평가함수를 통한 string의 평가에서 제약한계를 벗어나는 string에 대해 새로운 string을 발생시켜 이를 대체하도록 한다. 이렇게 하므로써 초기 입력으로 정해진  $pop\_size$ 만큼의 string 모두를 사용 가능해로써 이용하도록 하였다.

### 4.4 교차변이

생산셀 설계를 위한 교차변이 연산은 한점 절단법(one cut-point method)를 이용하여 두 부모 string의 인자를 상호 교환하도록 하겠다. 만약, string의 길이가  $L$ 이면, 절단점은 1과  $L-1$  사이에서 랜덤하게 결정되어진다. 그리고 이 절단점을 기준으로 뒷편에 있는 인자들이 서로 교환되면서 새로운 두 개의 자식 string이 생성된다.

예를들어, 부모 string이 아래와 같고 2번째 위치에서 절단점이 결정되었다고 보면, 이 절단점을 기준으로 뒤편에 있는 인자들이 서로 바뀌게 된다.

cut point	$\downarrow$
부모 string1 = [ 5 2    7 1 6 ]	
부모 string2 = [ 3 7    2 2 5 ]	
자식 string1 = [ 5 2 2 2 5 ]	
자식 string2 = [ 3 7 7 1 6 ]	

#### 4.5 돌연변이

셀 설계 문제에서 돌연변이 연산은 랜덤하게 위치를 발생시킨 후 그 인자값을 서로 교환하는 방법을 이용한다. 아래에 돌연변이 연산의 한 예를 나타내었다. 선택 위치가 세 번째 인자이므로, 두 부모 string간에 이 위치의 인자를 서로 교환하면 다음과 같은 두 개의 새로운 자식 string이 만들어진다.

선택된 인자	↓
부모 string1 = [ 5 2 2 5 ]	[ 2 ]
부모 string2 = [ 3 7 1 6 ]	[ 7 ]
자식 string1 = [ 5 2 7 2 5 ]	
자식 string2 = [ 3 7 2 1 6 ]	

#### 4.6 선택

선택 전략은 부모 string의 적합도값과 자식 string의 적합도값을 모아 올림차순으로 정렬하고 원래 주어진 pop\_size만큼의 string을 선정하는 확정적 선택 방법을 이용하겠다.

#### 5. 수치예

본 논문에서 개발된 모델의 실행과정을 보이기 위해 10 종류의 서로 다른 기계형, 15가 부품, 그리고 셀수는 3으로 정하겠다. 또한 각 셀에 포함되어질 수 있는 최대 부품수는 5이고, 기계의 대당 설치비는 100으로 일정하다. 각 부품에 대한 공정계획 집합, 생산량, 단위당 공정비용 그리고 기계의 가공능력에 대한 정보는 표 1에 나타내었다.

유전 알고리즘의 실행은 교차변이율( $p_c$ ), 돌연변이율( $p_m$ ) 그리고 모집단의 크기에 변화

를 주면서 각 설정에 일정하게 세대수를 200으로 설정하고 실행하였다. 표 1의 정보와 유전 파라매터 설정에 대해 유전 알고리즘에 의한 절차를 적용하면 각 부품의 가공을 위한 하나의 공정계획이 선택됨과 동시에 그 부품이 배정될 셀이 결정된다.

이때 string으로 표현되는 모든 가능해는 식 (1)의 비용함수 TC에 의해 적합성이 평가되어지며, 반복실행을 통해 최소비용을 나타내는 임의의 한 string이 결정되게 된다. 표 2에 파라메터 값의 변화에 따른 생산셀 설계를 위한 유전 알고리즘의 실행 결과를 요약해 나타내었다. 이 반복 실행의 결과에서 최소비용을 나타내는 함수값은 모두 일치함을 알 수 있다. 이때의 최소비용은 13780이고, 이때의 최적 string의 2차원 구조는 다음과 같다.

최적 string :

[ (1,1) (1,1) (2,2) (3,2) (1,3) (2,1) (1,2) (2,3)  
 (1,3) (1,3) (2,1) (2,2) (1,3) (1,1) (3,2) ]

알고리즘의 실행을 통해 계산된 최소비용을 나타내는 적합도 함수값에 대한 결과에서 부품1과 2는 최적 string의 첫 번째 인자와 두 번째 인자의 (1,1)이며, 이 의미는 부품 1과 2의 가공을 위해 공정계획 1을 이용하고 1번 셀에 포함됨을 나타낸 것이다. 마찬가지로 부품 3은 2번 공정계획을 이용하고 2번 셀에 포함된다. 전체적인 결과는 표 3에 요약되었다.

유전 알고리즘에 의한 셀 설계 모델은 반복적인 과정을 통해 해를 탐색해나가는 휴리스틱 절차이므로 최소비용을 나타내는 적합도 함수값에 대한 평가가 이루어져야 하겠다. 이를 위해 수학모델에 대한 최적해를 구하고

표 1. 기계-부품 가공정보

Part	Plan	Machine										$Pv_i$
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	2		3							2	80
2	1					2			3	1		80
	2	4		5		4			7			
	3	6		5		7			5			
3	1	6				5		6				80
	2					3		3				
4	1			4		5					7	
	2		4			7					6	80
	3					3				4	3	
5	1			4	2					5	2	80
6	1	5	6				4		8			80
	2	2	4				2			4		
7	1			5	7					3		80
8	1	2		5	3							80
	2	2			3							
9	1						3		2		4	80
10	1	2		3					4	2		80
11	1	4	6				3	8				80
	2		2				3			2		
	3		5				4	8	5			
12	1					5		7				80
	2					3		2			5	
13	1			3					5	4		80
14	1	2	4				3					80
	2		4						6			
15	1			5		4		6		4		80
	2					3		2		3	3	
	3					5		5	4			
$cam_k$		2500	2300	2000	2200	2000	2500	2500	2000	2000	2000	

표 2. Parameter 변화에 따른 결과 요약

회수	$P_c$ $P_m$	모집단 크기	최소비용
1		50	13780
2		70	13780
3	0.6 0.2	80	13780
4		100	13780
5		120	13780
1		50	13780
2		70	13780
3	0.5 0.1	80	13780
4		100	13780
5		120	13780

유전 알고리즘에 의한 결과와 비교하였다.

최적화 모델의 해결을 위한 LINDO/PC의 처리능력은 정수계획법인 경우 제약식이 최대 100개까지 가능하다. 위의 표 1에 대한 제약식의 수는 LINDO/PC의 처리능력을 초과

표 3. 셀 설계 결과

셀번호	부품(공정계획)	기계형
1	1(1) 2(1) 6(2) 11(2) 14(1)	1 2 3 5 6 9 10
2	3(2) 4(3) 7(1) 12(2) 15(3)	3 4 5 7 8 9 10
3	5(1) 8(2) 9(1) 10(1) 13(1)	1 3 4 6 8 9 10

하므로 그대로 사용할 수가 없다. 따라서 데이터는 표 1에서 취하여 수정하여 사용하겠다. 적용사례는 문제의 크기를 달리하면서 각각에 대해 LINDO와 유전 알고리즘에 의한 절차에 의해 해를 구하고 비교를 하였다.

사례 1.

부품수가 7이고 사용가능한 기계형의 수가 10인 문제에 대해 가공정보가 표 4와 같이 주어져 있고 셀의수를 3, 셀에 포함될 최대 부품수를 3으로 정하였다.

표 4. 사례 1의 기계-부품 가공정보

표 4의 데이터에 대해 수학모델로 정식화하고 LINDO를 이용해 해를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}x_{111}=1, x_{212}=1, x_{322}=1, x_{432}=1, x_{511}=1, x_{623}=1, x_{711}=1 \\y_{11}=1, y_{13}=1, y_{23}=1, y_{31}=1, y_{41}=1, y_{52}=1, y_{63}=1, y_{72}=1, \\y_{91}=1, y_{92}=1, y_{93}=1, y_{101}=1, y_{102}=1\end{aligned}$$

이고, 이때의 목적함수 값은 8120이 된다.

표 5. LINDO에 의해 계산된 결과

셀번호	부품(공정계획)	기계형	목적함수값	수행시간
1	1(1) 5(1) 7(1)	1 3 4 9 10		
2	2(1) 3(2) 4(3)	5 7 9 10	8120	340초
3	6(2)	1 2 6 9		

○ 최적해에 대해 각 부품의 공정계획 선택과 셀 설계 결과를 정리하면 표 5와 같다.

그리고 교차변이율을 0.6, 돌연변이율을 0.2, 모집단의 크기를 100으로 정하고 유전 알고리즘에 의한 모델로 해를 구하면 최소비용을 나타내는 목적함수값은 8120이고 이때의 평균 탐색시간은 247초였다. 이 사례에 대해 유전 알고리즘은 두 개의 대안적인 해를

발생시키고 있으면 이때의 최적 string 구조는 다음과 같다.

대안 1의 최적 string 구조 :

$$[(1,1) (1,2) (2,2) (3,2) (1,1) (2,3) (1,1)]$$

대안 2의 최적 string 구조 :

$$[(1,3) (1,2) (2,1) (3,2) (1,3) (2,2) (1,3)]$$

전체적인 결과는 표 6에 정리되었다. 위의 결과에서 알 수 있듯이 LINDO에 의한 최적 해와 유전 알고리즘에 의한 최소비용값은 일치하며, 이에 대한 공정선택과 셀 구성 결과도 같음을 알 수 있다. 그러나 유전 알고리즘에 의한 모델은 LINDO를 이용해 구한 결과에 비해 해의 탐색시간은 단축되었고, 또한 LINDO에 의한 결과가 유일해를 제공하고 있는데 반해, 유전 알고리즘에 의한 모델은 표 6과 같이 최소비용값을 나타내는 대안적인 해를 동시에 제공하고 있다.

사례 2:

부품수가 10이고 사용가능한 기계형의 수

표 6. 유전 알고리즘에 의한 결과

대안	셀번호	부품(공정계획)	기계형	목적함수값	평균수행시간
대안 1	1	1(1) 5(1) 7(1)	1 3 4 9 10	8120	247초
	2	2(1) 3(2) 4(3)	5 7 9 10		
	3	6(2)	1 2 6 9		
대안 2	1	3(2)	5 7		
	2	2(1) 4(3) 6(2)	1 2 5 6 9 10		
	3	1(1) 5(1) 7(1)	1 3 4 9 10		

표 7. 사례 2의 결과

방법	셀번호	부품(공정계획)	기계형	목적함수값	평균수행시간
LINDO	1	2(1) 3(2) 4(3)	5 7 9 10	10720	440초
	2	1(1) 5(1) 7(1) 8(2)	1 3 4 9 10		
	3	6(2) 9(1) 10(1)	1 2 3 6 8 9 10		
유전알고리즘	1	2(1) 3(2) 4(3)	5 7 9 10	293초	
	2	1(1) 5(1) 7(1) 8(2)	1 3 4 9 10		
	3	6(2) 9(1) 10(1)	1 2 3 6 8 9 10		

가 10인 문제에 대해 가공정보가 표 4의 데이터에 표 1의 부품 8, 9, 10의 데이터를 추가해 사용하며, 이 때 셀의수를 3, 셀에 포함될 최대 부품수를 4로 정하였다.

같은 방법으로 사례 2에 대해 해를 구하면 LINDO와 유전 알고리즘에 의한 결과는 표 7과 같다. 이 결과에서 유전 알고리즘은 LINDO에 의해 계산된 목적함수값과 같은 결과를 보이며 보다 짧은 시간내에 해를 탐색하고 있음을 알 수 있다.

수치실험에서 유전 알고리즘에 의한 방법은 기존의 방법과 같은 최적해를 구하며 보다 빠른 시간내에 해를 구할 수 있었다. 그리고 기존의 방법이 문제의 복잡성으로 인해 해결가능한 문제의 크기에 한계를 갖는데 비해 유전 알고리즘에 의한 방법은 규모가 큰 문제에 대해서도 효율적으로 해를 구할 수 있었다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 부품 가공을 위한 대안적인 공정계획과 기계의 중복설계비용의 최소화를 고려한 독립적인 생산셀 설계방법을 개발하-

였다. 모델은 0-1 정수계획법을 이용하여 정식화되었고 이를 유전 알고리즘을 이용하여 해결하는 방법을 개발하였다. 모델 개발과정에서 부품의 생산량, 단위 가공비용, 기계의 가용능력, 가용 기계수, 기계 구입비용, 그리고 구성 셀 수를 고려하였으며, 가공비용과 중복설계비용의 합을 최소화하는 목적함수를 이용해 모집단의 각 string을 평가하도록 하였고, string 표현법, 비적합 string의 처리방법도 새롭게 설계하였다.

수치예 적용을 통해 본 논문에서 개발된 유전 알고리즘에 의한 모델의 실행과정을 보았으며, LINDO에 의해 구해진 최적해와의 비교 평가도 행하였다. 이를 통해 본 논문에서 개발된 모델은 각 부품에 대한 대안적인 공정계획을 고려한 독립적인 생산셀 설계문제의 해결접근에 적합하며, 또한 효율적이고 일관성있게 최적해를 탐색함을 보였다.

## 참 고 문 헌

- [1] Adil, G. K., Rajamani, D. and Strong, D., "Cell Formation Considering Alternative Routeings," Int. J. Prod. Res., Vol. 34, No.

- [5] pp.1361-1380, 1996.
- [2] Chan, H. M. and Milner, D. A., "Direct Clustering Algorithm for Grouping Formation in Cellular Manufacture," *Journal of Manufacturing System*, Vol. 1, No. 1, pp. 65-74, 1982.
- [3] Davis, L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.
- [4] Gen, M. and Cheng, R., *Genetic Algorithm and Engineering Design*, John Wiley & Sons, 1996.
- [5] Goldberg, D. E., *GENETIC ALGORITHMS in Search Optimization & Machining Learning*, Addison-Wesley, New York, 1989.
- [6] Gunasingh, K. and Lashkari, R. S., "Part Routing and Machine Grouping in FMS-An Integrated Approach," *Computer Applications in Production and Engineering*, North-Holland, pp.651- 658, 1989.
- [7] Gupta, T. and Seifoddini, H., "Production Data Based Similarity Coefficient for Machine-Component Grouping Decisions in the Design of Cellular Manufacturing System," *International Journal of Production Research*, Vol. 28, pp.1247-1269, 1990.
- [8] Gupta, Y. P., Kumar, A. and Sundram, C., "Minimizing Total Intercell and Intracell Moves in Cellular Manufacturing: A Genetic Algorithm Approach," *Int. J. Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 8, No. 2, pp.92-101, 1995.
- [9] Kasilingam, R. G. and Lashkari, R. S. "Cell Formation in the Presence of Alternatate Process Plans in FMS," *Production Planning and Control*, Vol. 2, No. 2, pp. 135-141, 1991.
- [10] King, J. R., "Machine-Component Grouping in Production Flow Analysis: An Approach Using a Rank Order Clustering Algorithm," *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 18, No. 2, pp.213-232, 1980.
- [11] Kusiak, A., "EXGT-S: A Knowledge Based System for GT," *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 26, pp.887- 905, 1988.
- [12] Liu, C. M. and Wu, J. K., "Machine Cell Formation: Using the Simulated Annealing Algorithm," *Int. J. Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 6, No. 6, pp. 335-349, 1993.
- [13] Seifoddini, H., "A Note on the Similarity Coefficient Method and the Problem of Improper Machine Assignment in GT Applications," *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 27, No. 7, pp.1161-1165, 1989.
- [14] Tate, D. M. and Smith, A. E., "Expected Allele Coverage and the Role of Mutation in Genetic Algorithms," *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.31-37, 1993.