

CAPP에서 공정계획 선정을 위한 유전 알고리즘 접근

문치용*·김형수**·이상준***

A Genetic Algorithm Approach for Process Plan Selection on the CAPP

Chiung Moon*·Hyungsoo Kim**·Sangjoon Lee***

Abstract

Process planning is a very complex task and requires the dynamic information of shop floor and market situations. Process plan selection is one of the main problems in the process planning. In this paper, we propose a new process plan selection model considering operation flexibility for the computer aided process planning. The model is formulated as a 0-1 integer programming considering realistic shop factors such as production volume, machining time, machine capacity, transportation time and capacity of transfer device. The objective of the model is to minimize the sum of the processing and transportation time for all parts. A genetic algorithm approach is developed to solve the model. The efficiency of the proposed approach is verified with numerical examples.

Keyword : CAPP, Process Plan Selection, 0-1 Integer Programming, Genetic Algorithm

1. 서론

설계 부서에서 제공되는 설계정보에 의하여 공정계획(process planning)은 대상물의 작업수

행을 위하여 필요한 기계, 공정순서, 가공상태 등을 결정하는 기능을 갖는데, 이 계획 활동은 매우 복잡하며 많은 관련 정보의 철저한 분석을 통하여 이루어지는 생산활동의 주요 문제중의 하나이다. 컴퓨터 지원에 의한 공정계획 시스

*울산대학교 수송시스템공학부 생산정보공학전공

**한라대학 전산정보처리학과

***제주대학교 공과대학 정보공학과

템(computer aided process planning: CAPP)은 이러한 계획 기능을 자동화한 것이다. 소비자 선호도의 변화에 따라 빈번히 발생하는 설계 변경에 대하여 CAPP은 자재이동, 가공시간, 기계 유희시간등을 최소화하고 생산계획(production planning)과 일정계획(scheduling) 기능을 단순화시킬 수 있는 적절한 공정계획을 생산부서에 제공할 수 있어야 한다 (Awadh *et al.*, 1995; Giusti *et al.*, 1989; Moon and Kim, 1997). 일반적으로 현장에서의 공정계획은 관련 전문가의 경험적 지식에 의하여 해결되어지는 경우가 대부분이며, 이로 인해 작업장의 동적인 상황의 변화나 설계 변경에 대하여 신속히 대응하지 못하는 문제점을 안고 있다. 또한 한 부품에 대하여 하나의 공정계획이 고정되어 있는 경우가 많다 (Benjaafar and Pamakrishnan, 1996; Ham and Lu, 1988). 이러한 상황은 변화에 대하여 적응이 느리며 유연한 생산 시스템의 운용을 위해서도 적합치 못하다. 그러므로 공정계획은 다양한 생산관련 요인과 동적인 변화에 적극적인 대응을 위한 유연성(flexibility)을 고려하여 설계되어야 하겠다. CAPP은 이러한 동적인 상황변화에 대처할 수 있도록 지원하는데, 개발된 시스템의 대표적인 예로는 TOM (Matsushima *et al.*, 1982), GENPLAN (Tulkoff, 1987), TURBO-CAPP (Wang, 1988), KAPLAN (Giusti *et al.*, 1989) 등이 있다.

공정계획의 주요 기능 중에서 생산계획 및 일정계획 문제와 중요하게 관련을 갖는 문제(issue) 중의 하나가 공정계획 선정(process plan selection)이다. 공정계획 선정은 한 부품의 가공작업 수행을 위하여 존재하는 여러 공정계획 대안중 전체 부품의 가공작업을 고려하여 하나의 적절한 계획을 선정하는 문제이다. Kusiak 과 Finke (1988)는 가공작업을 위하여 필요한 도구(tool)와 보조장비(auxiliary device)의 수 그리고

가공비용을 최소화하는 목적을 가지는 공정계획 선정 문제의 해결을 위한 휴리스틱 모델을 개발하였다. Bhaskaran(1990)은 전체 가공시간과 공정작업수의 최소화 목적을 가지는 문제에서 부품들의 가공을 위한 공정계획 집합의 결정을 위한 방법을 제시하였고, Zhang과 Huang(1994)은 앞의 두 연구를 기반으로 불확실한 생산관련 정보를 퍼지(fuzzy)화 하여 모델화 하였다. Awadh 등 (1995)은 하나의 부품에 대한 공정계획을 최단경로 문제(shortest path problem)로 나타내고, 이를 유전 알고리즘(genetic algorithm)을 이용하여 공정계획을 선정하는 모델을 개발하였다.

보다 최근에 Seo와 Egbelu (1996)는 부품조합(part mix)과 생산량을 고려하여 전체 가공시간과 이동시간을 최소화하는 문제를 0-1정수계획 모델로 공식화하고, 타보탐색법(tabu search)을 이용하여 해를 구하는 방법을 제시하였다. 위의 연구들은 대안적인 공정계획 집합은 이미 주어진 것을 가정하였거나 부품에 대한 생산량이나 기계의 가용능력(machine capacity) 등과 같은 생산관련 요인을 고려하여 모델화하지 못하였다.

본 논문에서는 CAPP 시스템에서 공정 유연성(operation flexibility)을 고려한 공정계획 선정 모델을 제시하고자 한다. 공정 유연성은 하나의 공정이 하나 이상의 기계에서 가공되어 질 수 있다는 것이다. 이때 대체 기계에 대한 가공시간은 서로 다르다. 부품에 대한 공정계획은 전체 가공시간과 기계간 이동시간의 합을 최소화하는 목적하에서 결정되어지며 생산량, 기계의 가용능력, 단위 작업시간, 자재 이동시간, 이동장치의 능력을 고려하여 수학적 모델로 나타내고, 이 모델의 해결을 위하여 유전 알고리즘에 의한 접근 방법을 개발하겠다. 유전 알고리즘은 많은 생산 관련 문제에 응용되어 뛰어난 탐색 효율을 발휘하고 있는 것으로 발표되고 있으며 (Gen and

Cheng, 1997; Moon and Kim, 1997; Moon et al., 1997), 복잡한 공정계획 문제에서도 좋은 결과를 보이고 있다 (Awadh et al., 1995; User and Bowden, 1996).

2. 공정계획 선정

가공작업을 위한 공정계획은 각각의 부품에 대하여 하나 또는 그 이상의 대안이 존재하는데, 이러한 공정계획 집합을 작성하는 일은 많은 노력과 비용을 필요로 한다. 이렇게 작성된 대안적인 공정계획 집합에 대하여 공정계획자 (process planner) 또는 CAPP 시스템은 전체 부품의 최적 가공을 고려하여 각 부품에 대한 하나의 공정계획을 선정하여야 하여야 한다. 이와 같은 단계적인 과정은 범용 기계 (general machine)를 사용하여 가공작업을 수행하는 경우에 대하여는 통합적으로 해결되어 질 수 있다. 하나의 기계는 여러 개의 가공 작업을 수행할 수 있으며, 또한 하나의 가공작업은 서로 다른 가공시간 (machining time)을 갖는 대안적인 기계를 사용할 수 있다. 이러한 공정 유연성은 작업조건의 변경이나 특수한 기계에 작업물이 집중되는 과부하 현상의 발생시 새로운 공정계획 대안을 선정하지 않아도 하나의 기계만을 바꿔줌으로써 그 문제를 해결할 수 있다.

공정계획 선정과 관련한 또 하나의 시간 발생요인은 기계간 이동에 대한 자재 취급 시간 (material handling time)이다. 공정 중에서 현재의 기계에서 끝난 가공물은 다음 공정 작업을 위하여 다른 기계로 옮겨져야 하는데, 이때 이동시간은 부품의 생산량과 이송장치의 적재능력에 따라 결정된다. 대표적인 이송장치로는

AGV (automated guided vehicle)가 있다. AGV는 다양한 형태의 생산 시스템 내에서 부서간 또는 기계간 연결을 통한 시스템의 물리적인 지원뿐만 아니라 생산계획의 통합적인 운용을 지원하는 대표적인 기능을 한다 (Seo and Egbleu, 1996).

위와 같은 환경하에서 본 논문의 공정계획 선정 문제는 부품의 생산량, 기계 가용능력, 단위 작업시간이 서로 다른 상황에서 전체 부품의 가공 작업을 위한 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는 공정계획 집합의 선정을 위한 것이다.

3. 모델 개발

먼저 모델의 개발을 위하여 사용될 기호를 정의하고 목적함수 (objective function)와 제약식을 정식화하겠다. 모델 개발에 사용될 기호는 다음과 같다.

- i 부품 인덱스 ($i=1, 2, 3, \dots, np$)
 - j 가공 공정 인덱스 ($j=1, 2, 3, \dots, no$)
 - k, l 기계 인덱스 ($k, l=1, 2, 3, \dots, nt$)
 - pt_{ijk} 부품 i 의 공정 j 를 기계 k 를 사용하여 가공할 때의 단위공정의 가공시간
 - pvi 부품의 i 생산량
 - cm_k 기계 k 의 가용능력
 - tm_k 기계 k 에서 l 까지의 이동시간
 - abl AGV의 적재능력
- $$S_{ikl} = \begin{cases} 1 & \text{부품 } i \text{의 가공을 위하여 기계 } k, l \text{이} \\ & \text{연속적으로 사용된다.} \\ 0 & \text{그외} \end{cases}$$
- $$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{부품 } i \text{의 공정 } j \text{를 가공하기 위하여 기} \\ & \text{계 } k \text{가 사용된다.} \\ 0 & \text{그외} \end{cases}$$

3.1 목적함수

모델의 목적은 모든 부품들의 가공에 소요되는 전체 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는데 있다. 먼저 가공시간의 합은 부품 수와 그 부품에 대한 생산량 그리고 단위공정의 가공시간에 의하여 결정되는데, 전체 부품에 대한 가공시간의 합은 다음과 같다.

$$F_1 = \sum_{i=1}^{np} \sum_{j=1}^{no_i} \sum_{k=1}^{nt} p_{vi} p_{tijk} x_{ijk} \quad (1)$$

부품의 가공작업을 위하여 기계간 이동이 발생한다. 이때, 이동시간은 부품의 생산량과 이송장치의 적재능력에 의하여 결정된다. 한 부품에 대하여 이송장치의 적재능력이 생산량보다 적을 경우 기계간 이동발생은 여러 번 발생하는데, 이때 기계간 이동횟수는 다음과 같이 계산된다.

$$n_{ikl} = S_{ikl} \times \left\lceil \frac{p_{vi}}{abl} \right\rceil \quad (2)$$

여기서 n_{ikl} 는 부품 i 의 가공을 위하여 기계 k 에서 l 로의 이동 횟수를 나타내며, $\lceil x \rceil$ 는 x 보다 크거나 같은 최소 정수를 의미한다. 그러므로 하나의 부품에 대한 이동시간은 다음과 같이 계산된다.

$$t_{ikl} = n_{ikl} \times t_{mkl} \quad (3)$$

식 (2)을 이용하여 전체 부품에 대한 이동시간의 합을 구하면 다음과 같다.

$$F_2 = \sum_{i=1}^{np} \sum_{j=1}^{no_i-1} \sum_{k=1}^{nt} \sum_{l=1}^{nt} t_{ijk} x_{ijk} x_{l(j+1)l} \quad (4)$$

결론적으로 모든 부품에 대한 가공과 이동시간의 합의 함수는 다음과 같다.

$$F = F_1 + F_2 \quad (5)$$

3.2 수학 모델

전체 부품에 대한 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는 목적을 가지는 공정계획 선정 문제의 수학적모델은 다음과 같이 0-1 정수계획법(integer programming)을 이용하여 나타낼 수 있다.

$$\text{Min } F = \sum_{i=1}^{npp} \sum_{j=1}^{no_i} \sum_{k=1}^{nt} p_{vi} p_{tijk} x_{ijk} + \sum_{i=1}^{np} \sum_{j=1}^{no_i-1} \sum_{k=1}^{nt} \sum_{l=1}^{nt} t_{ijk} x_{ijk} x_{l(j+1)l}$$

s.t.

$$\sum_{k=1}^{nt} x_{ijk} = 1, \quad i=1, 2, 3, \dots, np$$

$$j=1, 2, 3, \dots, no_i \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{np} \sum_{j=1}^{no_i} p_{vi} p_{tijk} x_{ijk} \leq cmk$$

$$k=1, 2, 3, \dots, nt \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{np} \sum_{j=1}^{no_i} x_{ijk} \geq 1, \quad k=1, 2, 3, \dots, nt \quad (8)$$

$$x_{ijk} = 0 \text{ or } 1 \quad \forall (i, j, k) \quad (9)$$

위의 모델에서 첫 번째 제약식은 부품의 각 가공 작업을 위하여 여러 종류의 기계들 중 오직 하나의 기계가 선택된다는 조건이다. 식 (7)은 각 기계에 대하여 그 기계에 할당되는 가공물량이 그 기계의 가용능력을 초과할 수 없다는 제약이며, 식 (8)은 공정계획 선정을 위하여 고려 대상이 되는 모든 기계들은 가공 작업에 참여한다는 조건이다. 식 (7)과 (8)을 통하여 임의의 기계에 가공작업이 집중되는 과부하 현상을 막을 수 있다. 마지막 제약은 결정변수의 정수형 선언을 의미한다.

위의 모델은 많은 수의 정수형 변수와 제약식을 포함하므로 문제 크기가 커질 경우 최적화

방법으로 해결하기에는 많은 어려움이 따르는 NP-hard 문제이다. 그러므로 제약식이나 관련 데이터의 변경에 대하여 신속히 대응하며 유연성 있고 효율적으로 해를 탐색할 수 있는 방법이 필요하다. 이러한 요구에 대하여 다음 장에서는 지능 탐색법(computational intelligence)의 대표자라 할 수 있는 유전 알고리즘을 이용한 위의 모델의 해결 접근 방법을 개발하겠다.

4. 유전 알고리즘 접근

유전 알고리즘은 적자생존과 자연선택의 원리와 컴퓨터 프로그래밍 방법에 기초한 지능탐색 알고리즘으로 Holland [8]에 의해 제시된 이래 복잡한 NP-hard 문제 등에 응용되어 최적 또는 근사 최적해를 제공하고 있다 (Gen and Cheng, 1997). 유전 알고리즘에서 가능해(feasible solution)는 염색체(chromosome) 또는 개체(individual)라 불리는 문자열(string)로 나타내 지는데, 이러한 문자열을 설계하는 것을 표현(representation)이라 하며, 이것들의 집합을 모집단(population)이라 한다. 일반적으로 탐색 알고리즘은 초기해 발생, 해의 개선, 최적해 또는 근사 최적해 제시의 절차에 의하는데, 모집단을 발생시키는 것을 초기화(initialization)라 하며, 모집단의 각 염색체는 적합도 함수(fitness function)에 의하여 주어진 환경에 어느 정도 적응하고 있는지 평가(evaluation)되어진다. 그 결과에 의하여 다음 세대의 모집단 생성을 위한 선택(selection), 교차변이(crossover), 돌연변이(mutation) 연산이 이루어진다. 이러한 과정을 멈춤 조건을 만날 때까지 반복하여 최종 해를 구한다. 그리고 유전 알고리즘의 실행을 위한 초기 파라미터는 모집단 크기, 최대 세대수, 교차

변이 확률, 돌연변이 확률이 있다.

4.1 해의 표현과 초기화

CAPP에서 공정계획 선정 문제의 가능해(feasible solution)는 부품의 각 공정에 대한 기계가 선택되고 이에 따라 기계의 가공순서가 결정되는 구조로 표현할 수 있다. 이러한 해의 표현 구조는 다음과 같다.

Part 1		Part 2		...	Part np-1		Part np												
1	4	...	nt	2	nt	3	1	...	2	5	...	4	nt	1	2	5	...	2	1

[그림 1] 개체의 표현

그림 1에서 개체의 길이는 전체 부품에 대한 공정수의 합과 같으며 각 부품에 대하여 공정순서별로 기계가 할당된다. 개체의 인자(gene) 값은 선택된 공정에 대한 기계 번호를 나타낸다. 위의 구조에서 부품 1의 첫 번째와 두 번째 공정의 작업을 위하여 선택된 기계는 순서적으로 2번과 4번이다. 그러므로 부품 1에 대한 공정계획은 $2 \rightarrow 4 \rightarrow \dots \rightarrow nt \rightarrow 2$ 이다.

이렇게 설계된 개체 표현에 대하여 유전 알고리즘의 해의 탐색을 위한 초기해 집단(initial solutions)은 랜덤(random)하게 발생하여 구성하겠다. 모집단의 크기를 pop_size라 할 때, pop_size=4 인 경우의 초기해 발생의 한 예는 다음과 같다.

$C_1 =$	1	3	3	5	4	5	1	2	1	2	4	5	2	4	3
$C_2 =$	2	5	1	4	4	2	5	3	2	2	2	1	3	2	4
$C_3 =$	4	2	3	5	1	2	5	1	1	3	1	5	2	4	3
$C_4 =$	2	5	1	2	3	5	1	4	3	5	4	2	5	3	5

여기서 C_k 는 k번째 개체를 나타낸다.

4.2 평가함수와 선택연산

전체 부품에 대한 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는 해의 탐색을 위하여 각 세대별 모집단의 개체에 대한 평가가 이루어져야 한다. 이러한 과정을 통해 주어진 환경에 적합한 개체들을 선택하고, 선택된 개체들간의 결합으로 새로운 세대를 만들어 낸다. 개체들의 평가를 위한 기준으로서의 적합도 함수는 앞의 수학모델에서 개발된 목적함수를 아래와 같은 방법으로 변형하여 사용하도록 하겠다.

- (1) 각 개체에 대한 목적함수 값을 계산한다.
- (2) (1)의 목적함수 값을 역수를 취한다.

그러므로 k 번째 개체에 대한 유전 알고리즘의 적합도 함수는 다음과 같다.

$$fit_fun(C_k) = \frac{1}{F(C_k)}, k=1, 2, 3, \dots, pop_size \quad (9)$$

여기서 $F(C_k)$ 는 수학모델의 목적함수 값이다.

식 (9)에 의하여 계산된 적합도 함수 값에 따라 다음 세대의 모집단 생성을 위한 개체들이 선택되어지는데, 이때 이러한 개체들의 선택을 위한 방법으로 확률적인 룰렛 휠 전략과 확정적인 엘리트 선택전략을 혼합한 방법을 이용하였다. 그리고 개체의 평가에서 제약환경을 벗어나는 개체들이 발생하는데 이러한 개체의 처리를 위한 방법은 재생성 방법 (Moon and Kim, 1997; Moon *et al.*, 1997)을 이용하여 처리하였다.

4.3 교차변이와 돌연변이 연산

선택 연산에 의하여 생성된 모집단에 대하여 교차변이와 돌연변이 연산을 실행한 후 적합도

평가에 의해 다음 세대의 초기 모집단이 생성된다. 이때 해(solution)의 개선을 위해 가장 중요한 역할을 하는 연산자들이 교차변이와 돌연변이 연산자이다. 교차변이는 모집단 내에서 주어진 교차변이 확률의 범위 내에서 개체들을 선택하고, 선택된 개체들에 대하여 교차변이를 실행한다. 공정계획 선정을 위한 유전 알고리즘의 교차변이 연산을 위하여 부품교환 교차변이 연산자(part type exchange crossover)를 개발하였다. 연산의 절차는 다음과 같다.

단계 1. 난수 발생에 의하여 교차변이를 위한 개체 쌍(pair of individuals)을 선택한다.

단계 2. $[1, np]$ 의 범위 내에서 하나의 정수형 난수를 발생시켜 교차변이 위치를 결정한다.

단계 3. 단계 2에서 결정된 위치에 대하여 개체 쌍 간의 유전인자를 교환하고 두 개의 새로운 개체를 생성한다.

예를 들어, 4.1의 모집단의 개체들 중에서 교차변이를 위하여 아래와 같이 C_1 과 C_2 가 선택되었고, 교차변이 위치 pos_c 에 대하여 $pos_c=2$ 일 때

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 & 5 & 4 & 5 & 1 & 2 & 1 & 2 & 4 & 5 & 2 & 4 & 3 \end{bmatrix}$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} 2 & 5 & 1 & 4 & 4 & 2 & 5 & 3 & 2 & 2 & 2 & 1 & 3 & 2 & 4 \end{bmatrix}$$

교차변이 연산에 대한 결과 다음과 같은 Sp_1 과 Sp_2 가 만들어진다.

$$Sp_1 = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 & 5 & 4 & 2 & 5 & 3 & 2 & 2 & 4 & 5 & 2 & 4 & 3 \end{bmatrix}$$

$$Sp_2 = \begin{bmatrix} 2 & 5 & 1 & 4 & 4 & 5 & 1 & 2 & 1 & 2 & 2 & 1 & 3 & 2 & 4 \end{bmatrix}$$

교차변이가 유전인자 군(group) 단위로 해를 개선하고자하는데 반해, 돌연변이는 개체에 미세한 변화를 줌으로써 해의 개선을 도모하고자

하는 것이다. 이는 탐색과정에서 지역적 최적점 (local optima)에 빠졌을 경우 미세한 자극으로 그 점에서 빠져 나올 가능성이 있다는 것에 중점을 둔다. 본 논문에서는 다음과 같은 돌연변이 연산자를 개발하였다.

단계 1. [1, np]의 범위 내에서 하나의 정수형 난수를 발생시켜 하나의 부품을 선택한다.

단계 2. 단계 1에서 선택된 부품에 대하여 그 부품의 임의의 한 공정을 난수를 발생시켜 선택한다.

단계 3. 단계 2에서 선택된 공정에 대한 대체 기계들 중의 하나를 난수를 발생시켜 결정하고 대치시킨다.

만약, 교차변이 결과 만들어진 Sp_2 가 돌연변이를 위하여 선택되었고, 이 개체에 대하여 선택된 부품과 그 부품에 대한 공정이 3 과 2 라면 돌연변이를 위한 위치는 다음과 같다.

$$Sp_2 = \boxed{2 \ 5 \ 1 \ 4 \ 4 \ 5 \ 1 \ 2 \ 1 \ 2 \ 2 \ 1 \ 3 \ 2 \ 4}$$

이것에 대하여 난수 발생에 의하여 결정된 기계 번호가 4 라면 다음과 같은 결과가 얻어진다.

$$Sp_3 = \boxed{2 \ 5 \ 1 \ 4 \ 4 \ 5 \ 1 \ 2 \ 1 \ 2 \ 2 \ 4 \ 3 \ 2 \ 4}$$

5. 수치 예

예제 적용을 통하여 본 논문에서 개발된 공정 계획 선정을 위한 유전 알고리즘의 유효성을 보이도록 하겠다. 4개의 부품과 4대의 기계에 대하여 각 부품에 대한 공정수가 각각 6, 4, 5, 4인 문제에 대하여 표 1과 같이 가용 기계 정보, 단위당 가공시간, 기계 가용능력, 각 부품의 생산

량이 주어져있다. 그리고 기계간 자재 이송을 위하여 한 대의 AGV가 있으며, 이 것이 적재 능력은 단위 이송 당 10 단위이며 기계간 이동 시간에 대한 정보는 표 2와 같다. 이러한 가공 및 이동시간 정보에 대하여 개발된 알고리즘은 제약조건을 만족시키며 전체 부품의 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는 공정계획 집합을 결정한다.

〈표 1〉 기계와 부품에 대한 가공정보

Part	Part 1					Part 2					Part 3					Part 4				MAT
	OP	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	1	2	3	4	5	1	2	3	
1	7	-	3	-	8	5	4	7	6	5	-	5	2	7	8	7	-	7	3	25000
2	8	3	-	6	2	8	7	5	-	4	4	7	2	-	3	3	7	4	-	27000
3	-	-	5	5	6	4	6	4	7	7	7	4	5	3	2	4	3	5	8	28000
4	5	2	7	9	5	3	3	8	6	8	4	5	3	7	3	7	-	7	3	24000
PV	24					32					28					30				

MAT : maximum available time for each machine type
 OP : operation types of parts
 MA : Machine type
 PV : Production volume

〈표 2〉 AGV에 의한 기계간 이동시간

From \ To	1	2	3	4
1	12	9	7	12
2	4	6	8	-
3	-	12	8	12
4	8	7	12	7

위의 표 1과 2의 정보에 대하여 각 부품에 대한 기계간 이동횟수는 식 (2)에 의하여 계산된다. 표 1에서 각 부품에 대한 생산량이 24, 32, 28, 30이고, AGV의 적재 능력이 10이므로 가공을 위해 필요한 기계간 이동횟수는 다음과 같다.

- 부품 1 : 「24/10」 = 3
- 부품 2 : 「32/10」 = 4
- 부품 3 : 「28/10」 = 3
- 부품 4 : 「30/10」 = 4

위의 문제의 유전 알고리즘 적용을 위한 파라미터 값 설정은 최대 세대수=1500: 모집단 크기=100: 교차변이율=[0.5, 0.6]: 돌연변이율=[0.1, 0.3]으로 설정하고, 각 실행 조건에 대하여 5번씩 반복 실행하였다. 그 결과를 표 3에 정리하였다. 표 3의 결과에서 가장 안정적인 해의 발생은 (교차변이율, 돌연변이율)=(0.6, 0.1)일 때이다. 전체 30번의 실행에서 26번의 실행에 대하여 같은 적합도 함수 값을 발생시켰으며, 이를 식 (5)의 목적함수 값으로 변환하면 2276이었다.

〈표 3〉 유전 알고리즘의 실행결과

Crossover rate	Mutation rate	Iteration times by best solutions					Best objective value
		1th	2th	3th	4th	5th	
0.5	0.1	-	1321	988	-	742	2276
	0.2	665	823	1301	904	1285	
	0.3	838	909	845	884	796	
0.6	0.1	573	761	565	662	582	
	0.2	832	996	710	713	744	
	0.3	1108	-	936	-	-	

그리고 위의 결과에서 가장 좋은 목적함수 값을 발생시키는 개체의 유전인자 구성은 다음과 같다.

4	4	1	3	2	3	4	2	1	2	2	3	2	3	3	2	3	2	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

그러므로 각 부품의 공정을 위해 선택된 기계와 공정계획은 표 4와 같다.

〈표 4〉 각 부품에 대한 공정계획 결과

	Process plans
Part 1	4 → 4 → 1 → 3 → 2 → 3
Part 2	4 → 2 → 1 → 2
Part 3	2 → 3 → 2 → 3 → 3
Part 4	2 → 3 → 2 → 1

추가적인 실험을 위하여 8개의 부품과 6대의 기계 문제에 대하여 제안된 유전 알고리즘을 적용하였다. 각 부품에 대한 작업 공정수의 범위는 [4, 6]이다. 기계와 부품에 대한 가공정보는 표 5와 같으며, 이동시간에 대한 정보는 표 6과 같다. 이들 정보를 이용하여 계산된 각 부품의 가공을 위한 기계간 이동 횟수는 식 (2)에 의하여 계산되며 그 결과가 표 7에 요약되었다.

첫 번째 예제로부터 가장 이상적인 교차변이율과 돌연변이율은 (0.6, 0.1)일 때이었다. 그러

〈표 5〉 8개 부품, 6대 기계에 대한 가공정보

OP	Part 1				Part 2						Part 3				Part 4					Part 5				Part 6					Part 7					Part 8				MAT	
	1	2	3	4	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	1	2	3	4	5	1	2	3	4	1	2	3	4	5	1	2	3	4	1	2	3	4			
1	7	-	3	9	4	7	6	5	-	2	-	5	2	7	7	-	7	3	4	8	4	3	5	9	8	9	-	2	2	-	4	8	5	-	7	-	-	-	36000
2	8	3	-	6	7	5	-	4	6	-	4	7	2	-	3	7	4	-	7	8	5	4	6	6	7	12	9	-	-	3	6	2	-	7	4	4	4	27000	
3	-	-	5	5	6	4	7	7	7	6	7	4	5	3	4	3	5	8	9	9	8	5	4	9	6	8	8	4	-	5	5	6	4	-	5	8	38000		
4	5	2	7	9	3	8	6	8	2	9	4	5	3	7	7	-	7	3	5	3	5	-	3	2	-	5	7	3	8	3	9	5	7	-	7	3	30000		
5	5	4	3	-	8	6	2	6	5	3	8	9	9	6	3	2	6	4	7	7	4	5	4	8	2	4	6	-	4	3	6	3	3	8	6	-	25000		
6	2	5	9	-	-	6	3	9	2	6	6	5	2	7	3	-	2	6	5	4	6	3	-	3	-	9	7	7	5	2	-	2	7	-	3	2	34000		
PV	24				32						28				30					20				48					35					25					

<표 6> 이동시간 정보

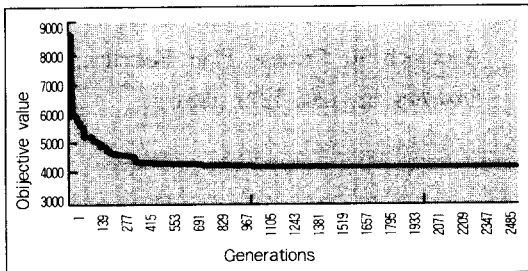
From \ To	1	2	3	4	5	6
1	12	9	7	12	-	8
2	4	8	8	-	12	7
3	-	12	8	12	-	8
4	8	7	12	17	18	9
5	9	10	7	12	20	7
6	9	10	7	12	20	-

<표 7> 기계간 이동 시간

part	part 1	part 2	part 3	part 4	part 5	part 6	part 7	part 8
Number of trips	3	4	3	3	2	5	4	3

므로 교차변이와 돌연변이율을 0.6과 0.1로 고정하고, 최대 세대수=3000; 모집단수=300으로 설정하여 5번을 반복실행 하였다.

반복 실행 중에서 임의의 시행에 대한 수렴과정은 그림 3과 같이 나타나며, 5번의 반복 실행에 대한 목적함수 값은 일정하게 4399이었다. 그리고 가장 좋은 목적함수 값을 찾을 때까지의 평균 세대수는 1546번이었으며, 이때의 전체 부품에 대한 공정계획은 표 8과 같다. 이러한 결과를 통해 유전 알고리즘은 공정계획 선정 문제에 대하여 만족할 만한 일관된 해의 제공과 공정계획자에게 유연한 공정계획 대안을 제시함을 알 수 있다.



[그림 3] 유전 알고리즘의 수렴과정

<표 8> 최적 공정계획

	Process plans
Part 1	6 → 4 → 1 → 3
Part 2	4 → 2 → 5 → 2 → 6 → 1
Part 3	2 → 3 → 6 → 3
Part 4	2 → 5 → 6 → 4 → 1
Part 5	4 → 1 → 6 → 4
Part 6	4 → 5 → 5 → 6
Part 7	1 → 1 → 6 → 1 → 6
Part 8	5 → 2 → 6 → 4

6. 결 론

본 논문에서는 CAPP에서 공정 유연성을 고려한 새로운 형태의 공정계획 선정 문제를 모델화하고 유전 알고리즘을 이용한 해결절차가 개발되었다. 모델은 부품의 생산량, 기계의 가용능력, 기계간 이동시간, 단위작업시간, 이송장치의 적재 능력 등을 고려하여 전체 부품에 대한 가공시간과 이동시간의 합을 최소화하는 공정계획 집합을 결정하기 위한 것이다. 제시된 모델의 유전 알고리즘 접근을 위하여 해의 표현방법, 교차변이, 돌연변이 연산자들이 새롭게 설계되었다. 예제 적용을 통하여 개발된 유전 알고리즘 접근은 공정계획 선정 모델에 대하여 일관되게 해를 구하였으며 유연하게 적용되어질 수 있음을 보였다.

Reference

1. Awadh, B., Sepehri, N. and Hawaleshka, O., A Computer-Aided Process Planning Model Based on Genetic Algorithms, *Computers & Ops. Res.* 22, 841-856, 1995.

2. Benjaafar, S. and Pamakrishnan, R., Modelling, Measurement and Evaluation of Sequencing Flexibility in Manufacturing Systems, *Int. J. Prod. Res.*, 34, 1195-1220, 1996.
3. Bhaskaran, K., Process Plan Selection, *Int. J. Prod. Res.*, 18, 1527-1539, 1990.
4. Garey, M. R. and Johnson, D. S., *Computers and Intractability: A Guide to Theory of NP-Completeness*, Freeman, San Francisco, CA, 1979.
5. Gen, M. and Cheng, R., *Genetic Algorithms and Engineering Design*, John Wiley & Sons, New York, 1997.
6. Giusti, F., Santochi, M. and Dini, G., KAPLAN: A Knowledge-Based Approach to Process Planning of Rotational Parts, *Annals of CIRP*, 38, 481-484, 1989.
7. Ham, I. and Lu, C. Y., Computer-Aided Process Planning: the Present and the Future, *Annals of the CIRP*, 37, 1-11, 1988.
8. Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
9. Kusiak, A., *Intelligent Manufacturing Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1990.
10. Kusiak, A. and Finke, G., Selection of Process Plans in Automated Manufacturing Systems, *IEEE J. of Robotics and Automation*, 4, 397-402, 1988.
11. Lee, K. Y. and Jung, M. Y., Flexible Process Sequencing Using Petri Net Theory, *Computers & Ind. Engng.*, 28, 279-290, 1995.
12. Matsushima, K., Okada, N. and Sata, T., The Integration of CAD and CAM by Application of AI Techniques, *Annals of the CIRP*, 31, 329-332, 1982.
13. Moon, C. U. and Kim, J. H., Machining process Sequencing and Load Balancing by Genetic Algorithm, *Journal of Engineering Design & Automation*, 1997 (to appear).
14. Moon, C. U., Gen, M. and Suer, G. A., A Genetic Algorithm-Based Model for Minimizing Additional Capital Investment in Manufacturing Cell Design, *International Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, 1997 (to appear).
15. Seo, Y. and Egbleu, P. G., Process Plan Selection Based on Product Mix and Production Volume, *Int. J. Prod. Res.*, 34, 2639-2655, 1996.
16. Tulkoff, J., Process Planning in the Computer-Integrated Factory, *CIM Review*, 3, 61-66, 1987.
17. Usher, J. M. and Bowden, R. O., The Application of Genetic Algorithms to Operation Sequencing for Use in Computer-Aided Process Planning, *Computers & Ind. Engng.*, 30, 999-1013, 1996.
18. Wang, H. P., A Layered Architecture for Manufacturing Operation Planning, *Computers & Ind. Engng.*, 14, 201-210, 1988.
19. Zhang, H. C. and Huang, S. H., A Fuzzy Approach to Process Plan Selection, *Int. J. Prod. Res.* 32, 1265-1279, 1994.