

유전 알고리즘을 이용한 다품종 회분식 공정의  
최소 Earliness 및 Tardiness Penalty의 생산계획

정 재학, 이 창형\*, 이 인범\*\*  
영남대학교 화학공학과  
삼성엔지니어링 주식회사\*  
포항공과대학교 화학공학과\*\*

Multi-product Batch Process Scheduling for Minimization of Earliness  
and Tardiness Penalties by Genetic Algorithm

Jae Hak Jung, Chang Hyung Lee\*, In Beum Lee\*\*

Dept. of Chem. Eng., Yeungnam University

Samsung Engineering Co., LTD.

Dept. of Chem. Eng., Pohang Univ. of Science and Technology

서론

회분식 공정의 생산계획 문제는 특정공정에서 관리, 경영자의 목적을 달성하기 위한 목적함수를 최소화하도록 batch 혹은 campaign의 생산순서를 결정하는 것이다. 이러한 생산계획의 대부분의 연구는 목적함수로써 모든제품의 총 조업완료시간인 makespan을 최소화하는 문제에 많은 연구가 이루어져 왔다. [1, 2].

그러나 총생산시간을 단축시키는 것도 중요하지만 고객서비스 즉 고객주문의 납기일을 맞추는 것이 화학공업에서 보다더 중요한 고려사항 중의 하나라는 것을 최근의 연구들[4, 5]은 말하고 있다. 또한 재고비용을 감소시키려는 경영활동으로 Just-In-Time (JIT) 생산체제로의 전환이 최근 활발히 진행 중이다[3].

본 연구는 납기일과 재고비용을 고려한 earliness 와 tardiness penalty로 구성된 생산계획 모형(E/T model)의 목적함수를 최소화하는 효과적인 다품종 회분식 공정의 생산계획을 위한 새로운 알고리즘을 개발하였다.

다품종 회분식 공정은 N개의 다른제품이 생산되고 각 장치 j에서의 제품 i의 처리 시간(processing time)은  $t_{ij}$ 이고 장치 j에서의 준비 시간(setup time)은 이전의 (i-1)번째 제품을 고려한 순서에 의존하는  $S_{i-1,ij}$  이고 장치 j로 부터의 제품 i의 수송 시간(transfer time)은  $a_{ij}$ 이다. 이러한 조업 자료들은 미리 주어진다 가정한다. 또한 제품 i에 대한 납기일(due date)인  $d_i$ 가 주어진다. 이러한 조업정보에 의해 제품생산 스케줄이 결정되면 조업완료결정 알고리즘(completion time algorithm)에 의해 출하일(finished date)  $F_i$ 가 계산된다.

유전 알고리즘은 John Holland [6]에 의해 처음으로 제안된 이후 계속해서 발전되어 왔다. 이 알고리즘은 자연도태(natural selection)와 유전학(natural genetics)의 역학에 기초로 한 최적화 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 Goldberg [7]에 의해 잘 정의된 framework를 가지고 있다. 이 framework는 재생(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)의 3가지 연산자(operator)를 가지고 있다. 재생 연산자는 각 개체의 적합도(fitness)에 비례하여 다음 세대(generation)에 그들의 유전형질을 가진 자손을 재생하는 연산자이다. 교배 연산자는 자손에게 부모의 유전형질을 합성하여 더 낫은 자손을 생산하는 연산자이다. 이러한 유전 알고리즘은 지역탐색(local search)으로 인한 국부 최소치를 극복하여 글로벌 최적해(global optimal solution)를 구할 수 있게 한다.

본 연구에서는 E/T penalty를 가진 다품종 회분식공정의 생산 생산계획에 적합한 유전 알고리즘을 개발하였다. 유전 알고리즘은 다양한 크기의 문제로 구성

된 생산계획 시스템에 관하여 범용 최적화 알고리즘으로써의 가능성을 보여주며 이를 위한 framework와 제어변수(control parameter)에 대한 실험적 연구를 통한 일반적인 가이드 값(guide value)을 제시한다.

**최소 Earliness 및 Tardiness Penalty의 목적함수**

본 연구에서 고려되는 목적함수는 2개의 부분으로 구성되어 있다. 즉 재고 비용(inventory cost)과 납기일 위반 비용(due-date violation penalties)으로 구성된다. 만일 제품  $i$ 가  $d_i$  이전까지 준비가 되지 않으면 이것을 tardiness라고 하고 지연된 시간에 따라 기울기  $\beta_i$ (\$/h) ( $\beta_i > 0$ )로 선형으로 증가하는 지연비용 혹은 tardiness penalty를 유발한다. 만일 batch  $i$ 가  $d_i$  이전에 만들어지면 이를 earliness 라고 하고 저장시간에 따라  $\alpha_i$ (\$/h) ( $\alpha_i > 0$ )의 기울기로 증가하는 재고 비용 혹은 earliness penalty를 유발한다.

earliness penalty는 재고비용으로 해석될 수 있고  $d_i$  이전에 생산된 제품  $i$ 의 earliness penalty는 다음 식으로 표현된다.

$$E_i = \max[ 0, d_i - F_i ]$$

제품  $i$ 의 납기일 지연에 의한 tardiness penalty는 다음과 같이 계산된다.

$$T_i = \max[ 0, F_i - d_i ]$$

여기에 earliness와 tardiness의 상호비교에서 일반적으로 tardiness penalty가 더 큰것으로 알려져 있다. 즉 두 penalty에 특정의 weight값을 부과하여야 하며 그 parameter들이 각각  $\alpha_i, \beta_i$ 가 된다.

$$f(S) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i E_i + \beta_i T_i)$$

위의 관계식에서  $F_i$ 는 제품  $i$ 의 출하일(finish time)이며 조업 완료시간결정 알고리즘(completion time algorithm)에 의해 구해질 수 있다.

$$F_i = C_{iM} + a_{iM}$$

여기서  $C_{iM}$ 은 제품  $i$ 번째 제품이 마지막 장치  $M$ 을 떠나는 시간으로 장치  $M$ 에서의  $i$ 번째 제품의 조업 완료 시간(completion time)이고  $a_{iM}$ 은 제품  $i$ 가 장치  $M$ 으로부터 수송되어 다음 장치도 수송완료되는 시간이다.

**조업완료시간 Algorithm들**

제품 생산순서를  $p_1-p_2-p_3-...-p_N$  이라고 하면 UIS방안의  $i$ 번째 제품의 장치  $j$ 에서의 조업 완료 시간은 다음과 같다.

$$C_{ij} = \max[ C_{i(j-1)}, C_{(i-1)j} + a_{(i-1)j} + s_{(i-1)ij} ] + a_{ij(j-1)} + t_{ij}$$

$$B.C. : C_{ij} = 0 \text{ for } i \leq 0, j \leq 0$$

또한 장치크기의 제한으로 주문된 각 제품양을 한 회분으로 처리할 수 없을 때 그 제품을 여러 회분으로 처리해야만 한다. 이때 한 제품을 시작하면 그 제품을 모두 완성해야하는 Single-Product-Campaign (SPC) 혹은 다른 제품이 섞여 일정한 순서로 생산되는 Multiple-Product-Campaign (MPC)이 있다.

본연구에서는 장치크기 제한에 의한 SPC방식의 문제도 다루고 있다. 이러한 campaign 생산계획의 조업완료시간 알고리즘은 다음과 같다.

$$C_{ijk} = \max[ C_{i(j-1)k}, C_{ij(k-1)} + \delta_k a_{ij} ] + a_{ij(j-1)} + t_{ij}$$

$$\text{where } \delta_k = \begin{cases} 0 & k=1 \\ 1 & k>1 \end{cases}$$

$$B.C. : C_{ijk} = 0 \text{ for } i \leq 0, j \leq 0$$

$$C_{i0} = \max [ C_{i(j-1)0}, C_{(i-1)in(i-1)} + a_{(i-1)j} + s_{(i-1)j} ] \text{ for } k=0$$

여기서  $i$  ( $i=1,2,\dots,N$ )는 campaign을 이루는 제품을 나타내고  $k$  ( $k=1,2,\dots,n_i$ )는 campaign  $i$ 의 몇 번째 batch인가를 나타내고  $j$  ( $j=1,2,\dots,M$ )는 장치를 나타낸다. 경계조건(B.C.)은 campaign  $i$ 가 장치  $j$ 에서 시작 가능한 최소의 시간을 결정한다.

### 생산계획을 위한 유전 알고리즘

Holland [6]에 의해 개발된 유전 알고리즘은 "natural selection"과 "natural genetics"의 역학에 기초를 두고 자연계의 적응과 진화를 인공적으로 모델링하는 아주 효율적이고 강건한 탐색기법이다. 자연 도태는 Darwin의 적자 생존(The survival of the fittest)에 의해 설명될 수 있고 유전학은 유전자 재조합(gene recombination)과 돌연변이(mutation)에 의해 설명될 수 있다.

유전 알고리즘은 부분적으로 그들의 확률적인 기원의 결과로부터 기인하는 글로벌 탐색기법이기 때문에 그들은 전통적인 최적화 알고리즘의 큰 단점중의 하나인 지역탐색을 극복할 수 있다. 유전 알고리즘의 강건성은 재설계의 필요성을 줄일 수 있는 장점이 있으며 이는 J. Holland의 "Schema theorem"에 의해 이론적으로 증명되었다. 유전 알고리즘의 이러한 개념들은 재생, 교배 그리고 돌연변이의 3개의 연산자에 의해 수행된다.

본 연구에서는 생산계획문제에 유전 알고리즘을 도입하기 위해 십진수의 양의 정수 스트링을 사용한다. 이 십진수는 제품 명을 나타내고 스트링에서 십진수의 위치는 생산 순서를 나타낸다. 그리고 스트링의 적합도는 스트링에 표현된 순서로 제품을 생산할 때의 목적함수 값을 나타낸다.

재생 연산자(reproduction operator)는 자연 도태를 인공적으로 구현한 것으로서 새로운 개체를 재생하기 위해 부모 집단으로부터 적자 생존 rule에 따라 부모를 선택한다. 지금까지 많은 재생 연산자가 개발되었지만 본 연구에서는 비대체 추계론적 잔류선택(stochastic remainder selection without replacement) 재생 연산자를 사용한다.

또한 본 연구에서는 다음과 같은 형태의 sigmoid 스케일링을 사용하였다.

$$f = \frac{2}{1 + \exp[-\lambda x]}$$

교배 연산자(crossover operator)는 부모보다 더 나은 후손을 생산하기 위해 부모의 유전 정보를 부분적으로 교환하는 역할을 한다. 본 연구는 십진수의 정수로 이루어진 순열(permutation) 스트링 표현이 필요하다. 이러한 표현을 위해 Goldberg와 Lingle의 PMX (Partially Matched Crossover)와 Davis의 OX (Order Crossover)를 사용하였다. 비록 PMX와 OX는 비슷하지만 그들은 다른 종류의 유사성을 처리한다. PMX는 절대적인 제품 순서를 고려하고 OX는 상대적인 순서를 고려한다. 본 연구에서는 PMX 및 OX를 사용하여 2번의 교배를 수행하여 2명의 자손을 생산하도록 하여 우수한 자손의 발현 확률을 높이는 superior reinforcement strategy (SRS)를 개발했다. SRS는 한번의 교배에서 단지 하나의 자손을 생산한다. 이러한 교배는 인간의 경우와 유사하다. 그리고 한번의 교배에서 발생하는 2개의 자손 중에서 하나를 선택하는 물은 둘 중 더 낫은 자손을 선택한다. 이러한 선택은 무작위로 선택하는 경우보다 우수한 자손의 발현 확률을 높일 수 있다.

돌연변이 연산자 (mutation operator)는 무작위로 선택된 위치의 유전 정보를 변경시킨다. 단순 상호교환 돌연변이는 너무 외란이 크게 유전자의 구조를 변경

시키기 때문에 외란을 줄이도록 하는 방안으로 인접 상호교환 돌연변이 (adjacent pairwise interchange mutation) 연산자와 활주 상호교환 돌연변이 (sliding interchange mutation) 연산자를 혼합하여 사용하였다.

유전 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해 3개의 기본적인 연산자인 재생, 교배, 돌연변이 외에도 Elitist Model, Expected Value Model, Elitist Expected Value Model, Crowding Factor Model등과 같은 다양한 전략들이 De Jong[20]에 의해 제시되었다. 이러한 전략 중에서 Crowding Model은 많은 피크가 존재하는 함수의 최적화 문제에서 집단의 다양성을 유지하기 위해 새로운 자손을 비슷한 형태의 스트링을 가진 부모와 교체하는 방법이다.

또 부가적으로는 본연구에서는 주어진 문제에서 해의 성능을 향상시키기 위해 집단의 크기, 교배 확률, 돌연변이 확률, 세대 차등과 같은 제어 패러미터들을 사용한다.

## 결론

본 논문은 다품종 회분식 공정의 생산계획 문제로써 납기일과 재고 비용을 고려하는 E/T 모형에 대한 유전 알고리즘을 제시하고 다양한 설비제약조건의 다품종회분식 생산계획문제에 적용시켜보았다.

유전 알고리즘은 다양한 생산계획 문제에 대해 향상된 성능을 보여주는 강력한 방법임이 증명되었고 Simulated Annealing보다 짧은 컴퓨팅 시간내에 더 우수한 근최적해를 찾았다. 또한 쉽게 프로그램 되어 사용되어질 수 있는 장점이 있다.

## References

1. H. M. Ku, D. Rajagopalan and I. Karimi, "Scheduling in batch processes", *Chem. Engng Prog.*, **August**, 35 (1991)
2. H. M. Ku and I. Karimi, "Scheduling in serial multiproduct batch processes with finite interstage storage : a mixed integer linear program formulation", *Ind. Eng. Chem. Res.*, **27**, 1840 (1988)
3. K. Baker and G. Scudder, "sequencing with earliness and tardiness penalties", *Operations Research*, **38**, 22 (1990)
4. H. Ku and I. karimi, "Scheduling in serial multiproduct batch processes with due-date penalties", *Ind. Eng. Chem. Res.*, **29**, 580 (1990)
5. H.-M. Ku and I. A. Karimi, "Scheduling algorithms for serial multiproduct batch processes with tardiness penalties", *Com. Chem. Engng.*, **15**, 283 (1991)
6. J. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems", *University of Michigan Press* (1975)
7. D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", *Addison-Wesley Publishing Co.* (1989)
8. J. H. Jung, H. Lee, D. R. Yang and In-Beum Lee, "Completion times and optimal scheduling for serial multi-product processes with transfer and set-up times in zero-wait policy", *Com. & Chem. Eng.*, **18**, 537 (1994)
9. C. H. Lee, J. H. Jung and I. Lee, "Multi-product batch processes scheduling using genetic algorithm", *Com. & Chem. Eng.*, submitted (1994)