

효율적인 유전알고리듬을 이용하여 양면·혼합모델 작업라인 균형에 대한 연구

-A Study of Balancing at Two-sided and Mixed Model Work Line
Using Genetic Algorithm-

이내형*

Lee Nae Hyung

조남호**

Cho Nam ho

Abstract

In this thesis presents line balancing problems of two-sided and mixed model assembly line widely used in practical fields using genetic algorithm for reducing throughput time, cost of tools and fixtures and improving flexibility of assembly lines. Two-sided and mixed model assembly line is a special type of production line where variety of product similar in product characteristics are assembled in both sides. This thesis proposes the genetic algorithm adequate to each step in tow-sided and mixed model assembly line with suitable presentation, individual, evaluation function, selection and genetic parameter.

To confirm proposed genetic algorithm, we apply to increase the number of tasks in case study. And for evaluation the performance of proposed genetic algorithm, we compare to existing algorithm of one-sided and mixed model assembly line. The results show that the algorithm is outstanding in the problems with a larger number of stations or larger number of tasks.

1. 서 론

효율적인 다품종 소량생산 시스템을 구축하기 위하여 생산라인에서 여러 종류의 제품을 동시에 조립하도록 하여야 할뿐만 아니라, 향후 수요변화와 생산요소변화에 대하여 생산라인을 능동적으로 대처할 있는 가능성을 재고하여야 한다. 이를 위하여 여러 종류의 제품을 동시에 생산할 수 있는 조립라인이 사용되는 데 이를 혼합모델 조립라인(Mixed Model Assembly Line; MMAL)이라 한다.

양면 조립라인은 양면에서 동시에 작업이 이루어지기 때문에 작업방향, 상대 작업장의 작업 간섭 등의 제약이 추가되어 단면 조립라인 보다 복잡하게 된다. 그러나 작업의 대칭성이 높고, 작업장내에서 작업자간 작업간섭이 일어나지 않는 경우 양면 조립라인은 단면 조립라인보다 라인길이를 줄일 수 있고, 제품의 완성 소요기간을 단축시킬 수 있다.

* 서일대학 산업시스템경영과

** 건국대학교 산업공학과

그리고 설비나 치공구를 양면에서 공유할 수 있어 비용을 절감할 수 있으며, 작업방향에 따른 작업자의 이동거리와 작업 준비시간을 줄일 수 있다.

본 연구에서는 전체적인 생산률과 라인의 효율을 향상시키기 위하여 유전알고리듬을 이용하여 양면·혼합 조립라인의 작업장쌍 수를 최소화하여 제품의 완성기간을 단축하고, 작업장쌍별 작업량의 평활화와 모델별 작업량의 평활화를 통하여 수요변화와 생산요소 변화에 능동적으로 대처하고자 한다.

2. 양면·혼합모델 조립라인 밸런싱의 효율화

2.1 기호의 정의 및 기본모형

먼저 본 연구에서 사용되는 기호를 정의하면 다음과 같다.

i : 작업번호 $i = 1, 2, \dots, M$

j : 작업장쌍 번호 $j = 1, 2, \dots, N$

k : 모델번호 $k = 1, 2, \dots, K$

N : 마지막 작업장쌍 번호

$\hat{t}_{ik} = D_k t_{ik}$: MPS(Minimum Part Set) 기간동안 수행되는 모델 k 의 작업 i 의 총 작업시간

$\hat{t}_i = \sum_{k=1}^K \hat{t}_{ik}$: MPS(Minimum Part Set) 기간동안 수행되는 작업 i 의 총 작업시간

\hat{T}_j : 작업장 j 에 할당된 총 작업량

\bar{T} : 작업장에 할당된 작업량의 평균, $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \hat{t}_i$

\hat{T}_{jk} : 작업장 j 에 할당된 모델 k 의 총 작업량

\bar{T}_k : 작업장에 할당된 모델 k 작업량의 평균, 즉 $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \hat{t}_{ik}$

B : 1 단계에서 미할당 선행작업이 없는 작업집합

C : 2 단계에서 개체 j 인 작업집합중 미할당 선행작업이 없는 작업집합

σ_i : 작업 $i \in B$ 의 시작시점

τ_i : 작업 $i \in C$ 의 시작시점

ψ_i : 작업 $i \in B$ 의 어떤 직선행작업이 현 작업장쌍 j 에 할당되었으면 이들 작업의 가장 늦은 종료시점, 그렇지 않으면 0

ω_i : 작업 $i \in C$ 의 어떤 직선행작업이 현 작업장쌍 j 에 할당되었으면 이들 작업의 가장 늦은 종료시점, 그렇지 않으면 0

d_i : 작업 i 가 할당될 작업방향($d_i = L$ 또는 R)

F_{jd} : 작업장쌍 j 에서 작업장 방향 d 의 완료시점

α : 작업장별, 모델별 작업량의 평활화에 대한 가중치

$\mu(f_2)$: f_2 의 모집단의 평균

$\mu(f_3)$: f_3 의 모집단의 평균

WD_j : 작업장쌍 j 의 평가함수. 작업장별 작업량의 평활화와 모델별 작업량의 평활화를 결합한 평가함수.

WD_j' : 작업 $i \in R$ 로 이루어진 작업장쌍 j 의 평가함수

$WD_j(p)$: 개체 p 에 나타난 작업장 j 의 평가함수

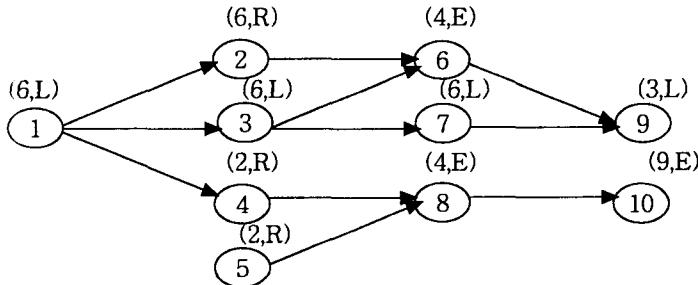
$WB_j(p_1, p_2)$: 개체 p_1 의 작업장 j 의 평활척도와 개체 p_2 의 작업장 j 의 평활척도의 차이

R : 삭제된 인자에 해당하는 작업집합

NR_i : 작업 $i \in R$ 의 직선행 작업중 제거된 수

$E(i)$: 작업 $i \in R$ 의 직선행 작업이 할당된 작업장쌍중 가장 늦은 작업장쌍, 즉 작업 i 가 할당될 수 있는 가장 이른 작업장쌍, 단 직선행 작업이 없으면 1이다.

$L(i)$: 작업 $i \in R$ 의 후행작업중에서 제거되지 않은 작업이 할당된 작업장쌍중에서 가장 이른 작업장쌍, 즉 작업 i 가 할당될 수 있는 가장 늦은 작업장쌍, 단 후행작업이 없으면 최종 작업장쌍 번호는 N 이다.



<그림 1> 양면 · 혼합모델 조립라인의 결합 선행공정도

2.2 평가함수

평가함수는 개체의 적응도를 평가하는 함수로 흔히 최적화하려는 문제의 목적함수를 사용한다. 본 연구에서 대상으로 하는 양면 · 혼합모델 조립라인 벨런싱문제의 목적은 첫번째 단계인 작업장쌍수 최소화, 두번째 단계인 작업장별 작업량 평활화와 작업장 모델별 작업량 평활화하려는 것으로 평가함수는 다음과 같다.

$$f_1 = (N - 1) + \frac{\max(F_{NL}, F_{NR})}{CT} \quad (1)$$

$$f_2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |\max(\widehat{T}_{jR}, \widehat{T}_{jL}) - \overline{T}| \quad (2)$$

$$f_3 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K |\widehat{T}_{jk} - \overline{T}_k| \quad (3)$$

본 연구에서는 식 (2)와 (3)을 결합한 평가함수를 제시하려 하는 데 두 목적의 척도가 다르기 때문에 다음과 같이 정규화한 평가함수를 제시한다.

$$WD_j = \alpha \left(\frac{|\max(\widehat{T}_{jR}, \widehat{T}_{jL}) - \overline{T}|}{\mu(f_2)} \right) + (1 - \alpha) \left(\frac{\sum_{k=1}^K |\widehat{T}_{jk} - \overline{T}_k|}{\mu(f_3)} \right) \quad (4)$$

$$f_4 = \sum_{j=1}^N WD_j \quad j = 1, 2, \dots, N \text{ and } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (5)$$

결합된 식 (4)의 평가함수에서 α 값을 변환시켜 두 목적을 적절히 조화할 수 있다. 또한 식 (1)과 (5) 역시 상관관계를 가질 수 있다. 작업장별 작업량과 모델별 작업량을 줄이는 단계에서는 제기된 문제의 특성을 이용한 수정된 구조 교차변이와 유전연산자를 결합하여 최적해에 대한 유전알고리듬의 수렴성을 향상시킨다. 작업장의 정보를 추출하여 가능하면 변형되지 않고 자손에게 유전되어 다음 세대의 모집단에 전파될 수 있는 유전연산자인 수정된 발견적 구조 교차변이와 수정된 발견적 구조 돌연변이를 개발하여 사용한다.

$$WB_j(p_1, p_2) = WD_j(p_1) - WD_j(p_2), \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

2.3 알고리듬 수행절차

본 연구에서 제시한 알고리듬의 절차는 다음과 같다.

절차 1 : 초기 모집단 생성

작업 번호를 인자로 하고, 총 작업수 만큼의 길이를 갖는 개체를 생성한다. 단, 중복된 인자나 누락된 인자가 있어서는 안된다.

절차 2 : 적응도 평가

2.4에서 서술한 개체해석 방법을 통하여, 2.5에 있는 작업장쌍 수를 최소화하는 평가함수를 가지고 각 개체의 적응도를 평가한다.

절차 3 : 종료조건

250회의 연속된 세대 교체 동안 해가 개선되지 않으면 알고리듬을 종료한다. 알고리듬이 종료되면 절차 6으로 간다.

절차 4 : 선별

확률바퀴 선별을 통하여 다음 세대를 이루는 개체들을 선별 한다.

절차 5 : 유전연산

부분사상 교차와 역순을 통한 유전연산을 한다. 절차 2로 간다.

절차 6 : 절차 3에서 결정된 작업장 쌍수를 가지고 작업장 번호를 인자로 하고, 총 작업수만큼의 길이를 갖는 개체를 생성한다. 작업장쌍 수가 주어진 범위를 넘으면 종료한다.

절차 7 : 적응도 평가

개체해석 방법을 통하여, 작업장별 작업량, 모델별 작업량 평활화를 위한 평가함수를 가지고 적응도를 평가한다.

절차 8 : 종료조건

250회의 연속된 세대 교체 동안 해가 개선되지 않으면 알고리듬을 종료한다.

절차 9 : 선별

확률바퀴 선별을 통하여 다음 세대를 이루는 개체들을 선별 한다.

절차 10 : 유전연산

수정된 구조 교차와 돌연변이를 통한 유전연산을 한다. 절차 8로 간다

절차 11 : 절차 8의 종료조건을 만족하면 최소 작업장상 수를 1 증가시켜 절차 6으로 간다.

3. 실험 및 분석

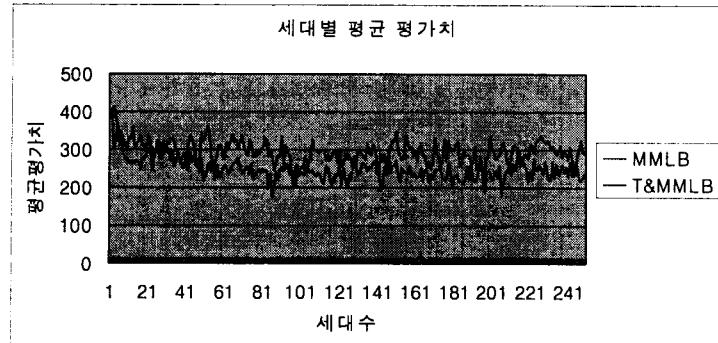
20개의 작업수를 지닌 작업모델을 기반으로 본 연구에서 제시한 기법을 단계적으로 적용하고, 실험은 모집단 크기 50, 세대수 250으로 테스트를 10회 수행하였고, 2 단계 평가함수의 가중치는 0.5씩 두었다. 또한 기존의 단일·혼합모델 조립라인에 적용된 유전알고리듬의 기법과 본 연구에서 제시한 양면·혼합모델 조립라인의 유전알고리듬 기법의 성능차이를 비교하였다.

다음 <표 1>은 실험에 사용된 작업모델 데이터로 작업번호, 직후행작업, MPS를 고려한 각 작업의 총시간, 작업방향, A모델, B모델, C모델의 작업시간(초단위)으로 구성되었다.

<표 1> 실험의 작업 데이터

작업 번호	직 후행 작업	작업 총 시간	작업 방향	모델별 작업시간			작업 번호	직 후행 작업	작업 총 시간	작업 방향	모델별 작업시간			작업 번호	직 후행 작업	작업 총 시간	작업 방향	모델별 작업시간											
				A	B	C					A	B	C					A	B	C									
1	1	50	E	30	0	20	6	6	12	E	12	6	4	13	13	8	E	6	0	2									
1	6	50	E	30	0	20	7	7	51	R	24	15	12	13	17	8	E	6	0	2									
1	7	50	E	30	0	20	7	12	51	R	24	15	12	14	14	22	E	12	6	4									
2	2	72	E	24	24	24	8	8	25	R	0	15	10	14	18	22	E	12	6	4									
2	7	72	E	24	24	24	8	12	25	R	0	15	10	14	19	22	E	12	6	4									
2	8	72	E	24	24	24	9	9	37	L	24	9	4	15	15	64	E	4	30	30									
2	9	72	E	24	24	24	9	15	37	L	24	9	4	16	16	3	L	0	3	0									
3	3	14	E	0	6	8	10	10	4	L	0	0	4	17	17	45	L	30	15	0									
3	9	14	E	0	6	8	11	11	33	E	18	9	6	17	19	45	L	30	15	0									
3	10	14	E	0	6	8	11	13	33	E	18	9	6	18	18	39	R	18	15	6									
3	16	14	E	0	6	8	11	14	33	E	18	9	6	18	20	39	R	18	15	6									
4	4	24	E	24	0	0	11	16	33	E	18	9	6	19	19	37	R	24	9	4									
4	11	24	E	24	0	0	12	12	25	E	6	9	10	19	20	37	R	24	9	4									
5	5	22	E	12	6	4	12	15	25	E	6	9	10	20	20	42	E	30	12	0									
5	11	22	E	12	6	4	13	13	8	E	6	0	2																

<그림 1>은 실험한 결과 중 가장 좋은 성능을 보인 데이터이다. 상위에 위치한 라인이 기존의 단면·혼합모델 조립라인 벨런싱(MMLB)이며, 하위의 라인이 본 연구에서 제시한 양면·혼합모델 조립라인 벨런싱(T&MMLB)기법을 이용한 방법이다.



<그림 1> 실험의 세대별 평균 평가치

<그림 1>에서 보는 바와 같이 본 연구에서 제시한 혼합모델을 고려한 양면라인이 기존의 혼합모델을 고려한 단면라인보다 성능이 향상된 것을 알 수 있다.

4. 결 론

기존의 연구는 그 주류가 단면조립 라인밸런싱에서 단일모델이나 혼합모델에 관한 연구이거나 양면조립 라인밸런싱에 관한 연구에서는 단일모델만을 대상으로 하였다. 본 연구에서는 실제로 현장에서 많이 활용되고 있는 양면·혼합모델 조립라인에 대한 라인밸런싱 문제를 단계별로 해법을 이용하여 해결하였다.

기존의 라인밸런싱문제를 해결하기 위한 해법으로는 시뮬레이션(Simulation)이나 발견적(Heuristic) 방법으로써 단면·단일모델 조립라인 밸런싱문제의 해법으로 사용이 가능하나, 가능해가 많은 양면·혼합모델 조립라인의 밸런싱문제를 해결하는 데에는 적합하지 않다. 그러나 유전알고리듬은 복잡한 해 공간의 탐색성능이 우수하여 본 연구에서는 양면·혼합모델 조립라인 밸런싱문제를 해결하기 위하여 유전알고리듬을 이용하였다.

양면·혼합모델 조립라인 밸런싱문제를 해결하기 위하여 첫 번째 단계에서는 작업장쌍 수의 최소화를 목적으로 하였고, 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 작업장쌍 수를 이용하여 작업장별 작업량과 모델별 작업량의 평활화를 달성하도록 하였으며, 세 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 작업장쌍 수를 1씩 증가시키면서 최적의 라인밸런싱을 구하는 기법을 각 단계에 적합한 유전알고리듬으로 표현, 개체해석, 평가함수, 선별, 유전연산자를 이용하여 해결하였다.

본 연구에서 제시한 알고리듬의 유용성을 확인하기 위하여 작업수를 증가시키면서 각 단계별로 적용시켜 보았고, 또한 알고리듬의 성능을 평가하기 위하여 기존의 단일라인에서 사용된 기법과 비교하였다. 비교·분석한 결과 본 연구에서 제안한 알고리듬을 이용한 결과가 우수함을 알 수 있었고, 이것은 작업수가 많은 복잡한 문제일수록 더욱 두드러지게 그 효과가 나타났다.

[참 고 문 헌]

- [1] 김여근, 윤복식, 이상복 공저, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 1997.
- [2] 이태옥, 김여근, 양면 조립라인 밸런싱을 위한 할당규칙, 대한산업공학회지, 제10권, 제2호, pp.29-40, 1997.

- [3] 현철주, “혼합모델 조립라인의 투입순서 결정을 위한 유전알고리듬”, 전남대학교, 박사학위논문, 1996.
- [4] Dar-El, E. M. and Rubinovitch, Y., "MUST-A Multiple Solutions Technique for Balancing Single Model Assembly Lines, Management Science, Vol.25, No.1, pp.25-31, 1979.
- [5] Goldberg, D. E., Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, New York, 1989.
- [6] Holland, J. H., Adaptation In Natural And Artificial Systems. Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [7] Homaifar, A., Guan, S. and Liepins, G. E., "A New Approach on the Traveling Salesman Problem by Algorithms," Proc., 5th Int. Conf. Genetic Algorithms, pp.460-466, 1993.
- [8] Jones, D. R. and Beltramo, M. A., Solving Partitioning Problems with Genetic Algorithms, 4th ICGA, pp.442-449, 1991.
- [9] Michalewicz, Z., Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, 2nd, Extend Edition, Springer-Verlag, Berlin, 1994.