

Setup 시간을 고려한 Flow Shop Scheduling

강무진* · 김병기**

Scheduling of a Flow Shop with Setup Time

Mujin Kang, Byung Ki Kim

Key Words : Flow Shop(흐름 생산), Scheduling(일정계획), Setup time(준비시간), Meta-heuristic(메타 휴리스틱), Genetic Algorithm(유전 알고리즘), Simulated Annealing(시뮬레이티드 어닐링), Tabu Search(금기 탐색), Tabu-Genetic Algorithm(금기-유전자 알고리즘)

Abstract

Flow shop scheduling problem involves processing several jobs on common facilities where a setup time is incurred whenever there is a switch of jobs. Practical aspect of scheduling focuses on finding a near-optimum solution within a feasible time rather than striving for a global optimum. In this paper, a hybrid meta-heuristic method called tabu-genetic algorithm(TGA) is suggested, which combines the genetic algorithm(GA) with tabu list. The experiment shows that the proposed TGA can reach the optimum solution with higher probability than GA or SA(Simulated Annealing) in less time than TS(Tabu Search). It also shows that consideration of setup time becomes more important as the ratio of setup time to processing time increases.

1. 서론

주어진 작업을 가용한 생산 자원에 할당하는 일정계획 문제는, 문제의 규모가 커짐에 따라 해공간의 크기가 지수적으로 증가하는 NP-hard 속성을 갖는다. 그 때문에 전통적인 해석적 방법들은 실질적인 현장 적용에 실효를 거두기 어려웠고, 시뮬레이션이나 인공 지능을 이용하는 경험적, 발견적(Heuristic) 기법에 대한 관심이 증대되고 있다. 최근에는, 특정 영역만에서의 제한성을 갖는 발견적(Heuristic) 기법의 단점을 보완하기 위해 문제가 속한 영역에 관계없이 다양한 문제에 적용 가능한 상위수준의 발견적 기법, 즉 메타휴리스틱(Meta-heuristic) 기법이 등장하게 되었다^[1]. 이 방법은 문제의 규모에 크게 구애되지 않고 감당할 만한 시간 내에 최적해 또는 근사 최적해를 구할 수 있는 가능성을 제시하고 있다.

한편, 대부분의 일정계획 관련 연구에서는 문제를 단순화하기 위하여 작업의 수행에 필요한 준

비시간(Setup Time)을 고려하지 않거나, 준비시간이 일정하다고 가정하여 각 작업의 공정시간(Processing Time)에 포함된 것으로 취급하고 있다. 어떤 특정 환경 하에서는 이러한 가정이 성립될 수도 있을 지 모르지만, 대부분의 제조공정 시스템에서는 준비시간의 영향이 있는 게 사실이다.^{[2][3]} Panwalker의 조사는 실제 현장에서 준비작업의 70%가 선행된 작업에 따라 달라지는 중속성이 있음을 보고하고 있다^[4].

본 연구의 목적은, 준비시간을 고려한 Flow Shop의 일정계획 문제에 여러가지 메타휴리스틱 기법들을 적용하여 성능을 비교하고, 이들의 단점을 보완할 수 있는 개선된 알고리즘을 개발하는데에 있다.

2. 메타휴리스틱을 이용한 일정 계획

2.1 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 생물의 진화과정, 즉 자연선택과 유전 법칙을 모방한 확률적 탐색 기법으로, 문제에 대한 복수개의 잠재해를 표현하는 개체들로 이루어진 모집단(Population)을 가지고 시작한다.

* 성균관대학교 기계기술연구소

** 하나기술연구소

모집단은 매 세대마다 일정수의 개체를 유지하고, 각 세대에서 각 개체의 적응도(Fitness)를 평가하여 다음 세대에 생존할 개체들을 확률적으로 선별(Selection)한다. 선별된 개체들 중 일부의 개체들이 임의로 짝을 지어 교배(Crossover)함으로써 자손을 생성하는데, 교차에 의해 부모의 유전자가 자손에게 상속되고 돌연변이(Mutation)가 일어날 수 있다. 자손은 부모로부터 좋은 유전 형질을 상속받는다고 가정함으로써 다음 세대의 잠재해들은 평균적으로 전 세대보다 더 좋아질 것으로 기대하여, 이 진화과정을 종료조건이 만족될 때까지 반복한다 (Fig.1).

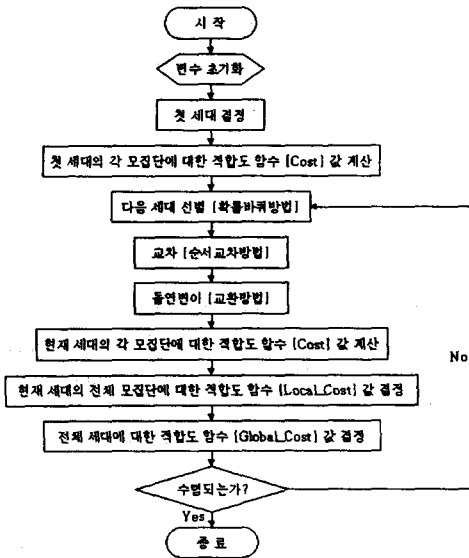


Fig. 1 Genetic Algorithm

2.2 Simulated Annealing (SA)

SA는 고체를 액상으로 가열한 후 열탕의 온도를 서서히 낮추어 가장 안전한 결정상태의 고체를 얻는 어닐링 과정을 모사한 것으로, 다른 에너지 수준을 갖는 물질의 각 상태에서의 물리적 구조를 조합적 문제에서의 하나의 잠재해의 구조로 대응시킴으로써 가장 낮은 에너지 수준을 주는 상태에 대응하는 것이 바로 최적해가 될 것이라고 보는 것이다. 즉, 융점 이상으로 가열했다가 서서히 냉각하여 응고시킨다고 할 때, 냉각되는 금속의 구조적 특성은 냉각 속도에 따라 달라지게 된다. 서서히 냉각시키면 그 결정은 커지지만 급히 냉각시키면 고형의 금속은 불안정한 결정구조를 갖게 된다. Metropolis 알고리즘은 이 냉각시키는 과정에서의 시스템 에너지의 변화를 시뮬레이션한 것으로, 현재의 해를 다시 가장 가까운 이웃해로 옮기는데 탁월한 탐색능력을 가졌음을 인정받았다. Fig.2에 보여진 바와 같이, SA 기법은

- INITIALIZE : 초기해와 제어 변수, 반복 횟수의 설정
 - PERTURB : 새로운 해의 생성
 - ACCEPTABILITY CRITERION : Metropolis 기준을 이용한 목적함수 평가
 - UPDATE : 냉각의 진행
 - STOP CRITERION : 수렴 조건 평가
- 의 과정으로 이루어진다.

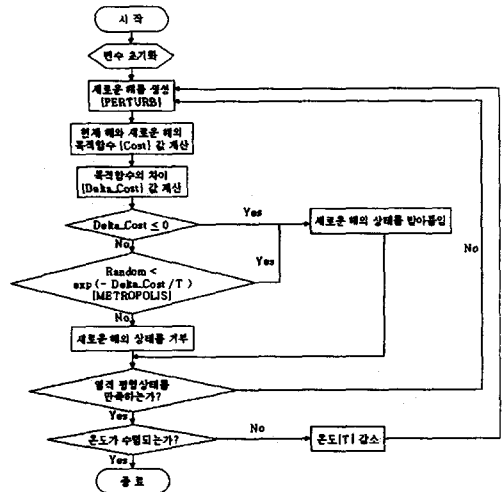


Fig. 2 Simulated Annealing Algorithm

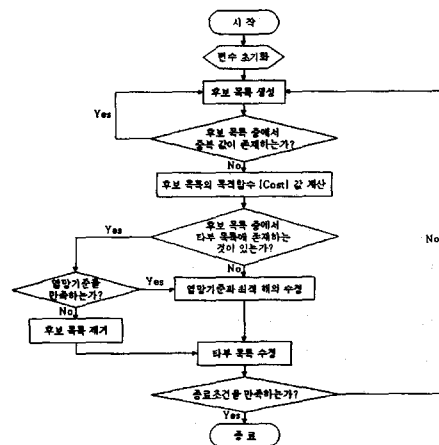


Fig. 3 Tabu Search Algorithm

2.3 Tabu Search (TS)

TS는 인간의 기억과정을 이용한 것으로, 문제의 가능해 집합(X로 표시)중 임의의 해 s에서 이웃해 N(s)에 있는 다른 해 s'를 탐색하는 반복적

기법이다. 이것은 목적함수 최소화를 위한 효과적인 해 개선을 통하여 자격이 있는 '좋은' 해에 가까이 갈 목적으로 수행된다. 임의의 해 s 의 이웃 $N(s)$ 의 부분집합 V^* 안에서 최고의 해 s' 를 선택한다. V^* 가 작으면 탐색하기 쉽고, V^* 영역이 크면 더 좋은 해를 얻을 가능성이 높지만 탐색하는 데 많은 노력이 든다. V^* 의 크기는 해의 개선에 대한 제약으로 볼 수 있다. TS의 단기 메모리는 제약식을 만족하면서 가능한 선택들 중에서 최고(가장 높은 개선) 움직임을 찾는 것이다. 이러한 제약식들은 타부 제약 목록에 삽입되어, 금지된 속성을 선택하는 기구에 의해서 어떤 움직임이 반대로 움직이거나 반복적으로 나타나는 것을 방지하게 설계된다.

3. 메타휴리스틱의 개선

SA, GA, TS 등 기존의 메타휴리스틱 기법들은 다양한 조합적 최적화 문제에 포괄적으로 적용할 수 있는 범용의 근사 알고리즘으로서 유용하다. 그러나, SA는 최적해에 도달 확률이 비교적 작고 계산 소요시간이 상대적으로 길다는 단점을 가지고 있다. GA는 최적해 근방에는 빨리 도달하지만 그로부터 해를 개선하는 데에는 매우 오랫동안 탐색을 해야 하기 때문에 시간이 많이 걸리는 것이 단점이다. 한편, TS는 타부 목록이 클 경우 탐색시간이 오래 걸려서 메모리 사용에 있어 짧은 시간으로 한정 지어야 하는 단점이 있다.

이러한 단점을 해결하기 위한 방안으로서 Yang, et.al.^[5]이 제안한 방법은 유전 알고리즘의 전체 최적해 탐색능력과 R-Tabu 탐색법의 빠른 탐색속도를 조합하여, 어느 정도 세대의 진화가 진행되어 전체 최적해에 근접하면 R(Random)-Tabu 탐색법으로 전환하는 것이다. R-Tabu 탐색법은 Glover^[6]가 고안한 Tabu 탐색법을 개량해 Hu^[7]가 제안한 것으로, 새로운 Step 수, Count 수 등 2개의 정수를 사용한다. Step 수는 탐색을 하고자 하는 근방 영역의 개수이고, Count 수는 하나의 근방영역을 탐색하는 횟수의 상한치를 나타낸다. R-Tabu 탐색법은 각각의 근방 영역에서 탐색을 시작할 초기치 x 를 임의로 발생시키고, 그것에 의한 목적함수값 $f(x)$ 가 $f(x_0)$ 보다 적으면, 그 점을 영역 내의 최소점으로 기억한다. 이 과정을 반복해서 전체 근방영역에서 선택된 최소점들 중에서 가장 작은 x 를 제 2차 근사해 x_1 으로 하고, x_1 주위에 다시 근방영역을 설정하여 앞의 탐색과정을 다시 반복하는 것이다.

본 연구에서는 GA와 TS를 단순히 연속적으로 전환하여 사용하는 방식이 아니라, GA 과정에 타부목록을 두어 각 세대의 모집단을 비교해 타부목록에 존재하면 다시 돌연변이를 실행하는 Hybrid Tabu-Genetic Algorithm (TGA)를 제안한다 (Fig.4).

TGA는 GA의 최적해 접근 능력과 TS의 국부 탐색 능력을 조합하고자 하는 접근 방식인 셈이다.

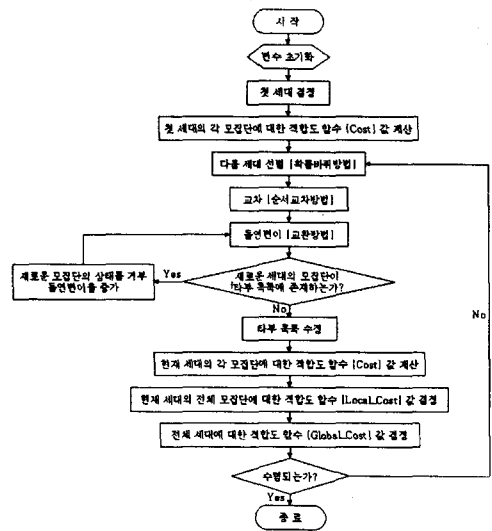


Fig. 4 Tabu-Genetic Algorithm

4. Setup 시간을 고려한 Flow Shop 일정계획 모델

4.1 문제 정의

본 연구에서는 대부분의 조립라인에 나타나는, 모든 Job에 있어서의 공정 순서, 즉 사용 기계의 순서가 일정한 Pure Flow Shop을 대상으로 한다. Flow Shop Scheduling에서의 목적함수로는 여러가지가 사용되지만, 대개 n 개의 Job을 m 대의 기계에 할당할 때 모든 Job을 수행하는데 소요되는 총 시간(Makespan)을 최소화하는 것이 흔히 쓰이고, 본 연구에서도 이것을 목적함수로 택하였다.

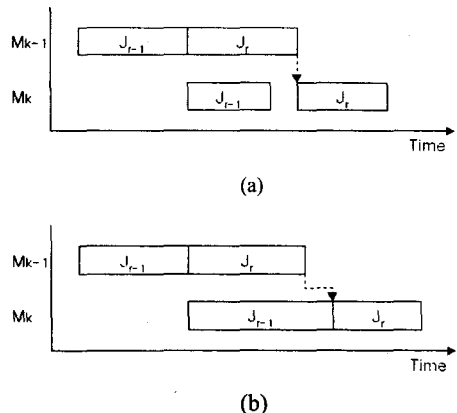


Fig. 5 Schedule delay caused by precedence relationship or machine loading

이 때, 목적함수는 다음과 같이 표현된다.

$$\text{총소요시간} = \sum \text{Job의 총공정시간} + \sum \text{Job간 준비시간}$$

여기서, 어떤 공정이든지 선행 공정이 종료되지 않았거나 해당 기계가 사용중이면 시작될 수 없으므로 대기시간을 고려하여야 한다(Fig.5).

준비시간을 고려하는 경우에는 Fig.6 에서 보듯이 준비시간이 공정 선행관계에 간섭을 일으킬 수 있으므로 목적함수 계산시 반영해야 한다.

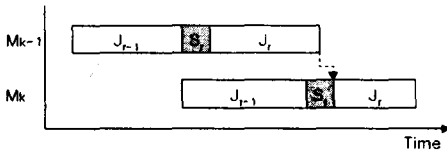


Fig. 6 Influence of setup time on job assignment

4.2 예비 실험

메타 휴리스틱 알고리즘들의 실행을 위하여는 각 방법에 대한 제어 변수를 미리 설정해야 한다. 알고리즘에 사용할 초기 파라미터 값을 정하기 위하여 여러 번의 반복 실험을 수행하였다. 이 값들은 최적해에 도달할 가능성이 보장되도록 정해져야 하므로, 최적값을 아는 소규모의 문제에 대해 예비실험하여 100% 기준값에 도달할 확률을 가지는 경우의 Parameter 값을 취하였다. 설정된 Parameter의 입력값은 Table1과 같다.

Table 1 Parameter setup for experiments

GA		SA		TS		TGA	
세대수	40	초기 온도	100	타부 목록 크기	5	세대수	40
모집단 크기	12	온도 감소율	0.9	후모목록 크기	5	모집단 크기	12
교차율	0.6	반복 횟수	5	총 계산 횟수	300	교차율	0.6
돌연 변이율	0.8	최종 온도	0.1			돌연 변이율	0.8
						타부 목록 크기	3

5. 일정 계획 결과의 비교

GA, SA, TS와 본 논문에서 제안한 TGA 기법의 성능 비교를 위하여 세 가지 종류의 실험을 행하였다. 첫째는 최적해를 해석적으로 구할 수 있는 규모인 5 Job / 4 Machine 문제를 택하여 각 방법의 수렴 시간과 최적해 도달 확률을 구하여 비교하였

다. 이 경우의 Job 공정 시간과 준비시간은 각각 Table2 및 Table3과 같다. 두번째로는 Job과 Machine이 12개씩인, 최적해를 알 수 없는 제법 큰 규모의 문제를 대상으로 하여 같은 실험을 수행하였다. 이 경우의 기본 데이터는 Table4, Table5와 같다. 마지막으로, 준비시간을 고려하는 중요성을 평가하기 위하여 준비시간과 공정시간의 비를 바꾸어 가면서 실험하여 준비시간을 고려하는 영향을 검토하였다.

한편, GA에서의 선별 및 교차 방법으로는 각각 Roulette wheel과 이점 교차(Two-point crossover)를, 그리고 돌연변이에는 유전자의 순서를 교환하는 방법을 사용하였다.

Table 2 Processing time for 5 Job/4 Machine problem

Job \ Machine	Machine			
	M1	M2	M3	M4
J1	30	28	42	25
J2	27	32	32	29
J3	25	31	30	33
J4	38	42	18	32
J5	29	32	29	28

Table 3 Setup time for 5 Job/4 Machine problem

선행 \ 후행	후행				
	J1	J2	J3	J4	J5
J1	0	2	3	2	1
J2	2	0	0	3	4
J3	3	0	0	3	3
J4	2	3	3	0	0
J5	1	4	3	0	0

Table 4 Processing time for 12 Job/12 Machine problem

	Machine											
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12
J1	22	13	32	20	22	14	28	30	17	20	15	13
J2	20	22	16	19	18	15	22	25	19	22	10	12
J3	18	32	22	25	20	22	24	23	20	23	13	19
J4	24	31	21	18	20	32	16	16	20	20	14	16
J5	14	33	28	30	32	33	18	19	24	23	18	20
J6	18	30	18	22	28	25	21	15	20	33	16	22
J7	23	29	23	25	35	20	19	18	19	22	17	14
J8	20	19	33	23	25	30	20	25	14	30	19	20
J9	23	28	30	32	20	23	22	17	13	11	20	16
J10	19	29	27	35	32	28	26	19	16	13	22	18
J11	11	20	18	15	16	22	14	13	19	20	11	14
J12	15	14	13	20	15	16	12	20	22	23	24	20

Table 5 Setup time for 12 Job/12 Machine problem

To From	J1	J2	J3	J4	J5	J6	J7	J8	J9	J10	J11	J12
J1	0	2	1	2	1	3	1	2	1	3	2	2
J2	2	0	0	3	4	2	2	3	3	2	3	2
J3	1	0	0	3	3	2	1	1	3	3	1	1
J4	2	3	3	0	0	4	3	3	3	2	2	2
J5	1	4	3	0	0	1	4	3	4	2	2	1
J6	3	2	2	4	1	0	0	0	2	2	3	2
J7	1	2	1	3	4	0	0	0	3	1	2	1
J8	2	3	1	3	3	0	0	0	3	3	2	2
J9	1	3	3	3	4	2	3	3	0	0	1	2
J10	3	2	3	2	2	2	1	3	0	0	1	2
J11	2	3	1	2	2	3	2	2	1	1	0	0
J12	2	2	1	2	1	2	1	2	2	2	0	0

5 Job / 4 Machine 문제에 대해 해석적인 방법으로 최적해를 구하면 최적 작업 순서는 J3-J2-J1-J5-J4 이고 Makespan 이 254 가 된다. 네 가지 알고리즘으로 일정계획을 수행한 결과, 모든 방법에서 최적해로 수렴된다는 것이 확인되었고, 각 방법의 성능은 수렴시간을 기준으로 할 때 Table 6 에 나타낸 바와 같이 SA, GA, TS 순이었으며, TGA 는 GA 보다 약간의 향상을 보여 타부 목록에 의한 최적해 부근에서의 탐색 성능 개선이라는 의도가 어느 정도 만족되었음을 보여 준다.

Table 6 Performance index in 5 Job/4 Machine problem

Algorithm	Probability for convergence	Elapsed time
GA	100%	0.2805 sec.
SA	100%	0.1636 sec.
TS	100%	0.7265 sec.
TGA	100%	0.2667 sec.

12 Job / 12 Machine 문제는 12! 즉 479,001,600 가지의 경우의 수가 발생하게 되어 해석적인 방법으로 최적해를 구하는 것이 거의 불가능하다. 따라서, 성능 비교의 기준으로는 Lower Bound 값을 구하여 유사 최적해로 삼았다. 이 때의 해는 J12-J8-J10-J5-J6-J3-J7-J9-J11-J1-J4-J2 이며 Makespan 값은 560 이다. 각 알고리즘의 일정계획 결과는 Table 7 과 같다. 각각 10 번의 반복실험에서, 어느 방법도 항상 기준해에 도달하는 것은 보장하지는 못하였고 기준해로의 수렴 확률은 TS, GA, SA 순이었으며 TGA 는 GA, SA 보다 개선된 수렴성을 보였다. 또한, 수렴시간에 있어서는 SA, GA, TS 로 수렴 확률과는 역순을 보이고, TGA 는 SA, GA 보다 약간 긴 시간을 요하는 것을 알 수 있다. 즉,

메타휴리스틱을 이용한 일정계획에서 알고리즘 들간의 상대 비교 결과는, 어느 방법도 최상의 성능을 보장하지는 않고 알고리즘 선택은 수렴 확률과 수렴 시간의 타협 문제라는 것을 알 수 있다. TGA 가 GA, SA 보다 수렴 시간을 희생하여 높은 수렴성을 보이는 것도 같은 의미로 해석할 수 있다. 결국, 타부 목록을 GA 에 접목함으로써 최적해 부근에서의 탐색 성능을 개선하고자 했던 TGA 의 아이디어는 그 타당성이 입증되었다고 볼 수 있다.

Table 7 Performance index in 12 Job/12 Machine problem

Algorithm	Probability for convergence	Elapsed time
GA	79%	0.763924 sec.
SA	76%	0.620658 sec.
TS	95%	9.925749 sec.
TGA	83%	1.280361 sec.

준비시간을 Flow Shop Scheduling 에서 고려하는 것의 의미를 검증하기 위하여 5 Job / 4 Machine 문제에 대해 준비시간을 고려하지 않는 경우와 준비시간/공정시간 비가 1/100 수준인 경우, 그리고 그 비의 수준이 1/10 인 경우에 대하여 일정계획을 수행하였다. 앞의 두 경우는 최적해가 J3-J2-J5-J1-J4 로 같았고 Makespan 은 각각 248 과 248.7 이었으나, 준비시간이 상대적으로 큰 마지막 경우는 최적해가 J3-J2-J1-J5-J4 이고 Makespan 이 254 였다.

6. 결론

Flow Shop Scheduling 에서 준비시간은 공정시간에 비해 그 비율이 꽤 될 경우에 일정계획 결과에 상당한 영향을 미친다. 본 연구에서 수행한 제한된 범위의 실험 결과로 볼 때, 준비시간/공정시간 비가 5%에 이르면 이미 준비시간을 무시해서는 안된다는 결론을 유추할 수 있다. 일정계획은 최적해에의 수렴 확률과 수렴 시간 사이의 Trade-off 의 문제로 볼 수 있는 데, 본 연구에서 제안한 TGA 기법은 TS 보다 짧은 시간에 수렴하고, SA, GA 보다 높은 수렴 확률을 보여, 좋은 절충안을 제공할 수 있음을 확인할 수 있었다.

후기

본 연구는 첨단생산시스템 개발 사업의 일환으로 수행되었으며, 이에 감사 드립니다.

참고문헌

- (1) 김여근, 윤복식, 이상복 공저, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 1997.
- (2) Johnson,S.M., "Optimal Two Stage and Three Stage Production Schedules with Setup Times Included", Naval Logistics Quarterly Vol.1, No.1, pp.61-68, 1954.
- (3) Panwalker,S.S., Dudek,R.A. and Smith,M.L., "Sequencing research and the industrial scheduling problem", In Symposium on the Theory of Scheduling and Its Applications, pp. 29-38, 1973.
- (4) Baker,K., Elements of Sequencing and Scheduling, Dartmouth College, Hannover, 1998.
- (5) Yang,B.S., Choi,B.G., Yu,Y.H. and Nan,H.T., "Optimum Design of a Damping Plate with an Unconstrained Viscoelastic Damping Layer Using Combined Genetic Algorithm", KSME International Journal, Vol.13, No.5, pp. 387-396, 1999.
- (6) Glover,F., Kelly,J.P. and Laguna,M., "A Genetic algorithms and tabu search : hybrid for optimization", Computer & Operation Research, Vol.22 , pp. 111-133, 1995.
- (7) Hu,N., "Tabu Search Method with Random Moves for Globally Optimal Design", International Journal Numerical Methods in Engineering, Vol.35, pp. 1055-1070, 1992.