

동종 병렬기계에서 납기지연 최소화를 위한 혼합형 유전 알고리즘의 개발

A Hybrid Genetic Algorithm for the Identical Parallel Machine Total Tardiness Problem

최홍진, 이종영, 박문원
전북대학교 산업정보시스템공학과

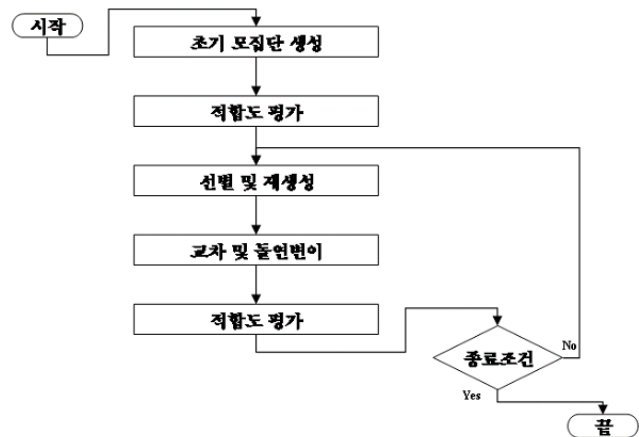
초록

본 연구는 동일한 병렬기계에서의 총 납기지연의 합을 최소화하는 일정계획 문제에 대해 다룬다. 이 문제는 Lenstra *et al.* (1977)에 의해 NP-hard로 알려져 있으며, 작업의 수와 기계의 수가 큰 현실적 문제에 대해 적절한 시간 내에 최적해를 찾는다는 것은 사실상 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 이 문제를 해결하기 위하여 혼합형 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm)을 제안한다. 혼합형 유전 알고리즘에서는 임의로 발생시킨 모집단에 대해 먼저 유전 알고리즘(genetic algorithm)이 세대를 진행하며 해를 개선한다. 유전 알고리즘이 일정기간동안 더 이상 해를 개선하지 못하면, 부분탐색 알고리즘(local-search algorithm)이 유전 알고리즘의 모집단의 개체들에 대해 해의 개선을 시도한다. 즉, 부분탐색 알고리즘은 모집단 속의 각각의 개체를 초기 해로 하여 모집단 내의 개체 수만큼의 부분 최적해(local optimum)들을 구한다. 이렇게 구한 부분 최적해들로 새로운 모집단을 구성하면 다시 유전 알고리즘이 진행된다. 이 과정을 종료조건에 이를 때까지 번갈아가며 반복 수행한다.

본 연구에서 제안한 유전 알고리즘에서는 Bean (1994)이 제안한 Random key 방법으로 개체를 표현하였으며 Park (2000)이 제안한 3가지 교차 연산자들을 채용하였다. 부분탐색 알고리즘을 위해서는 쌍대교환(pair-wise interchange) 방법을 통해 이웃해를 생성하였다. 선행실험을 통하여 제안한 혼합형 유전알고리즘에서 사용하는 다양한 모수(parameter) 값들을 최적화하였으며 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 기존의 알고리즘과도 비교실험을 수행하였다.

1. 서론

본 연구에서 다루는 문제는 서로 다른 처리시간과 납기를 가지는 n 개의 작업(job)을 m 대의 동일한 병렬기계(identical-parallel machines)에 할당하고 각 기계에서의 작업순서를 결정하는 문제이다. 이 문제에서 각 작업은 어느 기계에서든지 처리될 수 있지만, 단 한대의 기계에서만 처리된다. 또한 각 기계에서는 동시에 여러 개의 작업이 처리될 수 없으며, 일단 하나의 작업이 시작되면 그 작업이 완료될 때까지 처리가 계속된

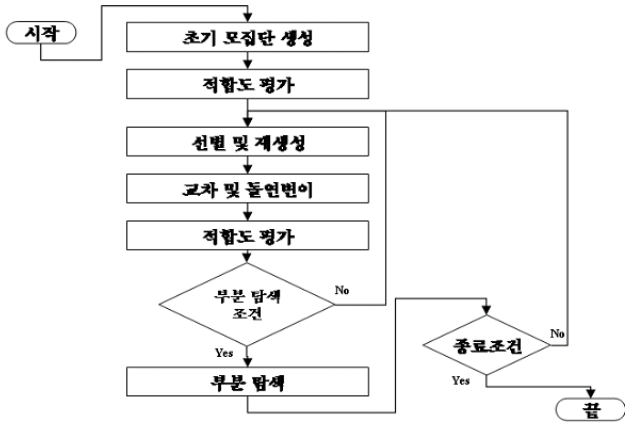


<그림 1> 전형적인 유전알고리즘

다. 이 문제에서 작업 i ($i=1, 2, \dots, n$)의 처리 시간 p_i 는 모든 기계에서 동일하며, 납기는 각각 d_i 로 알려져 있다. 이때, 작업 i 의 완료시간을 c_i 라 하면, 이 문제에서 목적함수는 총 납기지연(total tardiness; $\sum_i \max\{0, c_i - d_i\}$)을 최소화하는 것이다.

본 연구에서는 이 문제를 해결하기 위하여 혼합형 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm)을 제안한다. 유전 알고리즘은 생물의 유전적 메커니즘과 적자생존(survival-of-the-fittest)의 원리를 모방하여 세대를 진행시키면서 진화하는 탐색기법으로서 Holland[2]에 의해 처음으로 소개되었으며 전형적인 유전 알고리즘의 세대진행은 <그림 1>과 같다. 즉, 모집단의 개체들에 대해 선별, 교차 및 돌연변이를 반복하면서 세대진행을 한다. 이러한 세대진행을 거치면 우성의 개체는 점점 더 강화되고 열성의 개체는 도태된다.

유전 알고리즘은 타부 서치(taboo search; 이하 TS)나 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing; 이하 SA)에 비해 문제의 다양한 해공간을 탐색하는 광역탐색 성능이 우수하지만, 국소최적화 성능은 낮은 것으로 알려져 있다. 이에 따라 Moscato and Norman[3]은 국소탐색을 효율적으로 수행할 수 있는 별도의 효과적인 알고리즘을 유전 알고리즘과 병행하여 사용하는 혼합형 유전 알고리즘을 제안하였다. 본 연구에서도 유전 알고리즘만을 사용하였을 경우 발생하는 효율저하 문제를 해결하기 위해 부분 최적화 알고리즘을 병행하여 사용한다.



<그림 2> 제안한 혼합형 유전알고리즘의 흐름도

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 본 연구에서 제안한 혼합형 유전 알고리즘에 대해 설명하고, 3장에서는 제안한 알고리즘에 사용한 다양한 모수 값들에 대해 설명한다. 다음으로 4장에서는 제안한 알고리즘의 성능을 다양한 계산실험을 통해 비교 분석한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 추후과제에 대해 언급한다.

2. 제안한 혼합형 유전알고리즘

혼합형 유전 알고리즘이란 기존의 전통적인 유전 알고리즘이 국소 탐색능력이 떨어진다는 단점을 보완하기 위하여 유전 알고리즘에 다른 발견적 기법이나 최적화 기법을 병행하여 사용하는 방법이다. 본 연구에서도 국소 탐색능력의 강화하기 위해서 부분탐색 알고리즘(local-search heuristic)을 유전 알고리즘과 병행하여 사용한다.

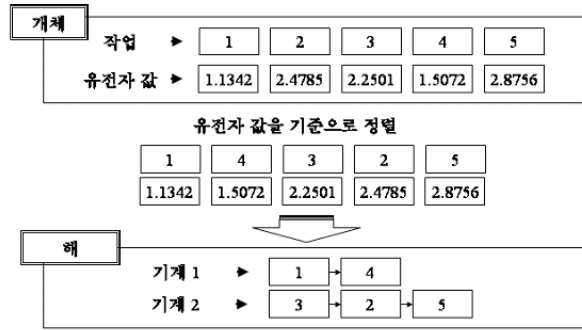
본 연구에서 제안한 혼합형 유전 알고리즘의 절차는 <그림2>와 같다. 먼저 유전 알고리즘을 적용하기 위하여 초기 모집단을 임의로 발생시킨다. 생성된 모집단에 대하여 선별, 교차 및 돌연변이를 하나의 세대(사이클)로 하는 유전 알고리즘을 진행한다. 유전 알고리즘이 계속 진행함에도 불구하고 일정세대동안 더 이상 개선된 해를 찾지 못하면 아래의 부분탐색 알고리즘이 수행된다.

<부분탐색 알고리즘>

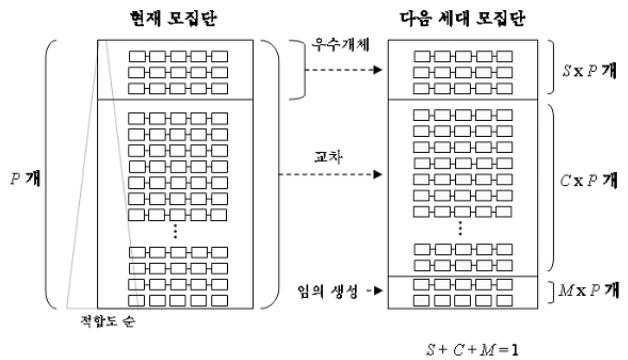
$i = 1$ 부터 P 까지 아래의 절차를 반복함 (단 P 는 모집단의 개체 수)

0. 모집단의 i 번째 개체를 현재해(S_i)로 함
1. S_i 의 모든 이웃해를 쌍대교환(pair-wise interchange)을 통해 생성
2. 이웃해들 중에서 가장 좋은 해(S'_i)와 현재해의 총납기지연을 비교
3. 만일 $TT(S'_i) < TT(S_i)$ 면 S_i 를 S'_i 로 변경하고 1번으로 감. 그렇지 않으면 S_i 를 모집단의 i 번째 개체로 변경 (단, $TT(S_i)$ 는 해 S_i 의 총 납기지연)

부분탐색 알고리즘은 유전 알고리즘의 모집단 속의 각각의 개체들을 부분 최적해들(local optimum)로 교체한다. 이렇게 교체된 모집단을 바탕으로 다시 유전 알고리즘이 수행된다. 혼합형 유전 알고리즘에서는 종료조건에 이를 때까지 이 과정을 반복한다. 다음은 본 연구에서 사용한 유전 알고리즘에서 대해서 설명한다.



<그림 3> 병렬기계에서의 Random Key 표현



<그림 4> 다음 세대의 모집단 구성

(1) 해의 표현

유전 알고리즘을 이용하여 주어진 문제를 해결하기 위해서는 그 문제의 해(solution)를 개체(염색체, chromosome)로 표현하여야 한다. 개체를 이루는 각 원소는 유전자(gene)라 부르며 개체의 유전자 값들로부터 문제의 해를 구성할 수 있다. 본 연구에서는 개체 표현을 위해 Random key 표현방식을 이용하였다.

Random key 표현이란 개체의 유전자들을 일정범위 실수로 표현하는 방법이다. m 대의 병렬기계에 대한 작업할당 문제의 경우, 각 작업에 해당하는 유전자는 1 이상 $m+1$ 미만의 실수 값을 갖는다. 이 때, 정수부분은 해당 작업이 할당된 기계정보를, 소수부분은 그 기계에서의 작업순서정보를 의미한다. <그림3>은 5개의 작업과 2대의 기계로 구성된 병렬기계 일정계획 문제에서의 개체와 해에 대한 예이다.

다음 세대의 모집단 구성은 <그림4>에서 알 수 있듯이 선별, 교차 그리고 돌연변이 이상 세 가지 방법을 사용한다. 모집단 내에서 각 방법이 차지하는 비율은 각각 선별율(S), 교차율(C), 돌연변이율(M)로 표현되며 $S + C + M = 1$ 이다.

(2) 선별

유전 알고리즘에서 새로운 모집단을 구성하기 위한 첫 번째 단계는 현재의 모집단에서 우수한 개체들을 선별하는 과정이다. 본 연구에서 사용한 선별방법은 Goldberg[5]에 의해 소개된 바 있는 Elitist 전략으로 현재 크기가 P 인 모집단의 개체들을 적합도가 우수한 순(목적함수가 작은 순)으로 정렬하여 이들 중 상위 $S \times P$ 개의 개체들을 새로운 모집단에 포함시키는 것이다. 이는 기존의 확률적 선별 방법들(확률바퀴방법, 토너먼트 선별, 순위선별 등)과는 다른 확정적 선별 방법이다.

교차 1	작업					작업순서	
	1	2	3	4	5	기계1	기계2
동전	앞	앞	뒤	앞	뒤	기계1	기계2
부모1	2.46	1.91	2.33	2.75	1.51	5→2	3→1→4
부모2	2.71	1.95	1.83	1.29	2.64	4→3→2	5→1
자손	2.46	1.91	1.83	2.75	2.64	3→2	1→5→4

교차 2	작업					작업순서	
	1	2	3	4	5	기계1	기계2
동전	앞	앞	뒤	앞	뒤	기계1	기계2
부모1	2.46	1.91	2.33	2.75	1.51	5→2	3→1→4
부모2	2.71	1.95	1.83	1.29	2.64	4→3→2	5→1
자손	2.46	1.91	2.83	2.75	1.64	5→2	1→4→3

교차 3	작업					작업순서	
	1	2	3	4	5	기계1	기계2
동전	앞	앞	뒤	앞	뒤	기계1	기계2
부모1	2.46	1.91	2.33	2.75	1.51	5→2	3→1→4
부모2	2.71	1.95	1.83	1.29	2.64	4→3→2	5→1
자손	2.46	1.91	1.33	2.75	2.51	3→2	1→5→4

<그림 5> 제안 알고리즘에서의 교차 연산

Elitist 방법은 목적함수 값을 그대로 적합도 합수로 사용할 수 있다는 것과 세대가 진행됨에 따라 모집단 내의 우수한 개체들이 지속적으로 개선된다는 것이 장점이다. 그러나 이 방법을 그대로 사용하게 되면 다른 해들보다 월등히 우수해서 세대가 진행되어도 계속해서 같은 개체들을 여러 번 선별하는 초월해에 빠질 위험이 있다. 이러한 약점을 보완하고자 다음과 같은 세 가지 전략을 각각 사용하여 그중 가장 우수한 선별전략을 선택하기로 하였다.

선별 1은 Elitist 전략(목적함수 값이 우수한 개체들을 선택하는 방법)만을 적용하는 선별 방법이다. 선별 2는 Elitist 전략을 사용하면서 목적함수 값이 같은 해는 동일한 해로 인식하여 이 중에서 임의로 하나를 선택한다. 선별 3은 Elitist 전략을 사용하면서 동일한 해가 중복되지 않게 하는 선별 전략이다. 선별 3이 선별 2와 다른 점은 목적함수 값이 같더라도 작업순서가 다르면 다른 해로 인식한다는 것이다.

(3) 교차

교차에서는 Spears와 Dejong(1991)[6]이 제안한 교차방법을 참조하였다. 우선 모집단으로부터 교차에 사용될 두 개체(부모1, 부모2)를 임의로 선택한다. 교차1은 확률적으로 한 부모만의 유전자만을 상속하는 방법이다. 교차2는 한 부모로부터는 모든 기계정보를 상속받고, 순서정보를 두 부모로부터 확률적으로 상속받는 방법이다. 교차3은 한 부모로부터는 모든 순서정보를 상속받고, 기계정보를 두 부모로부터 확률적으로 상속받는 방법이다.

교차 연산을 통해 총 $C \times P$ 개의 자손을 생성하는데, 하나의 자손을 생성할 때마다 어떤 교차방법을 사용할 것인가를 확률적으로 결정한다. 확률 P_{C1} , P_{C2} 및 P_{C3} (단, $P_{C1} + P_{C2} + P_{C3} = 1$)로 각각 교차1, 교차2 및 교차3을 선택한다. <그림 5>는 기계수 2대, 작업수 5개의 문제에 대한 교차 연산의 예이다.

(4) 돌연변이

본 연구에서의 돌연변이방법은 이민(immigration) 방법으로 $M \times P$ 개의 새로운 개체를 임의로 생성하여 다음 세대 모집단에 삽입한다. Random key 방법으로 해를 표현하고자 할 때 전통적인 돌연변이 방법보다는 이민방법이 더 효과적인 것으로 알려져 있다 (Bean[4]).

(5) 세대의 진행과 해의 탐색

탐색 알고리즘이 효율적이고 효과적으로 우수한 해를 탐색하기 위해서는 해공간(solution space)에서 다양한 해들을 생성해낼 수 있는 광역탐색 전략과 좋은 해의 성질을 이용하여 그 해의 인접공간을 집중적으로 탐색할 수 있는 국소최적화 전략이 조화를 이루어야 한다. 제안하는 Hybrid 유전 알고리즘에서는 교차와 이민방법을 통해 일정정도의 새로운 개체들을 모집단에 지속적으로 공급해줌으로써 개체들의 다양성을 확보한다. 이는 광역탐색능력의 향상을 의미한다. 그리고 국소탐색능력을 강화하기 위해서 Elitist 선별 전략을 사용하고 해의 개선이 잘 이뤄지지 않을 경우 모집단의 개체들을 부분최적해로 교체한다. 즉 제안한 혼합형 유전 알고리즘은 효율적이고 효과적인 탐색을 위해 광역탐색능력과 부분탐색능력의 조화를 추구한다.

3. 유전 파라미터(genetic parameter)의 설정

제안한 혼합형 유전 알고리즘(이하 HGA : Hybrid Genetic Algorithm)이 좋은 해를 제공하기 위해서는 유전 파라미터들을 적합한 값으로 설정해야 한다. 이를 위해 실시한 예비실험결과는 아래와 같다.

- 1) 모집단 크기(P)는 100이하에서 클수록 좋다.
- 2) 선별율(S)은 모집단 크기 증가에 비해 작게 주는 것이 바람직하며 10~20%가 좋다.
- 3) 선별 1보다 선별 2와 선별 3이 더 좋은 결과를 주었다. 종료조건이 세대진행수일 때 선별 3이 우수하고, 수행시간이 종료조건일 때 선별 2가 우수하다.
- 4) 알고리즘 수렴속도는 작업수 n 에 비례하고 기계수 m 에 비례하지 않는다.
- 5) 교차 1,2,3 선택확률은 $0.6 \leq P_{C1} \leq 0.7$, $P_{C1} > P_{C2} \geq P_{C3} \geq 0.1$ 으로 설정할 때 좋은 결과를 준다.
- 6) 동전 던지기에서 앞면 확률(P_H)을 0.5로 하는 것이(즉, undiased coin을 사용할 때) 좋은 결과를 준다.
- 7) 돌연변이율(M)은 1%로 하는 것이 좋다.

<표1>은 예비실험을 통해 최종적으로 확정된 HGA의 파라미터 설정값이다.

<표1> HGA 파라미터 설정값

모집단 크기(P)	100		
선별율(S)	0.2		
교차율(C)	0.79	교차1확률(P_{C1})	0.6
		교차2확률(P_{C2})	0.2
		교차3확률(P_{C3})	0.2
돌연변이율(M)	0.01		
선별 방법	선별 2		
돌연변이 방법	이민방법		
부분탐색조건	해의 개선율이 낮은 상태에서 유전 알고리즘이 1000세대 진행되었을 때		
종료조건	총 유전 알고리즘 진행 세대수 = $30000 \times n/P$		

4. 실험 및 분석

(1) 실험문제의 생성

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 성능평가를 위하여 다양한 실험문제를 생성하였다. 먼저 작업의 수(n)를 2종류(50, 100)로, 기계의 수(m)를 3종류(3, 5, 7)로, 납기의 분포정도에 따라 세 가지 타입의 문제를 적용하여 18가지($2 * 3 * 3$)의 문제조합을 생성하였다. 내용은 아래 <표2>과 같다.

문제를 위한 실험문제의 생성방법에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

1) 작업들의 작업시간($p_i, i=1,2,\dots,n$)은 $DU[1, 100]$ 으로부터 발생시킨다. 여기서 $DU(a, b)$ 는 a 와 b 를 모수로 가지는 이산형 균등분포(discrete uniform distribution)를 의미한다.

2) 작업들의 납기($d_i, i=1,2, \dots, n$)는 $U[P(1-\tau-R/2), P(1-\tau+R/2)]$ 로부터 발생시킨다. 여기서, P 는 총 작업소요시간(makespan)의 이론적 하한 값인 $\sum_i p_i/m$ 을 의미하며 τ 는 납기 지연 요인으로 값이 클수록 분포가 작음을 의미하고, R 은 납기범위 요인으로 분포의 분산을 관리하며 문제에 대해서 τ 와 R 값은 각각 $\tau = (0.4, 0.6, 0.8), R = (0.4, 0.7, 1.0)$ 으로 한다. 본 연구에서는 위 9가지 조합 $3(\tau) \times 3(R)$ 중에서 세 가지 유형만을 적용하였다.

3) TWT 문제에서 작업들이 납기 가중치 $w_i (i=1,2,$

<표2> TT문제를 위한 실험문제 생성

목적함수	min(총 납기 지연)		
작업의 수	50	100	
기계의 수	3	5	7
조합 수	$2 \times 3 = 6$		
문제타입의 수	3		

<표3> 실험결과

문제			총 납기 지연		개선율 (%)
m	n	납기분포유형	GA _{old}	HGA	
3	50	1	714	390	45.38
3	50	2	4037	3784	6.27
3	50	3	2360	1591	32.58
5	50	1	932	435	53.33
5	50	2	3026	2593	14.31
5	50	3	1718	1371	20.20
7	50	1	642	415	35.36
7	50	2	2415	1257	47.95
7	50	3	1837	1279	30.38
3	100	1	2299	1150	49.98
3	100	2	15764	13473	14.53
3	100	3	15570	14690	5.65
5	100	1	2416	964	60.10
5	100	2	9979	8640	13.42
5	100	3	10715	9834	8.22
7	100	1	1382	871	36.98
7	100	2	7985	6573	17.68
7	100	3	8878	7743	12.78

... n)는 $U(1, 10)$ 으로부터 발생시키며, TT문제에서는 모두 1로 할당한다.

(2) 알고리즘의 성능 비교

제안한 알고리즘의 성능평가를 위해 기존의 유전 알고리즘과의 성능을 비교하는 실험을 하였다. 비교 대상으로 선정된 유전 알고리즘은 Park[7]이 제안한 유전 알고리즘을 적용하였다.(이하 GA_{old})

이 연구에서는 TT문제에 대해서 HGA와 GA_{old}에 대하여 총 납기 지연을 비교하였다. <표4>에서 보는 것과 같이 TT문제에 대해서 HGA가 GA_{old}보다 우수한 결과를 보였다. 개선율은 평균 28% 정도였다. 개선율에 대한 정의는 다음과 같다.

$$\text{개선율}(\%) = (\text{TT}(\text{GA}_{\text{old}}) - \text{TT}(\text{HGA})) / \text{TT}(\text{GA}_{\text{old}}) \times 100$$

실험 결과 제안한 알고리즘은 같은 문제를 다루는 기존 유전 알고리즘에 비해 매우 우수하였으며, 작업의 수가 큰 문제를 비롯한 실험한 모든 문제에 대해서도 적절한 시간 내에 양질의 해를 제공하였다.

5. 결론

이 연구에서는 동일병렬기계의 총 납기 지연 최소화에 대한 일정계획문제 해결을 위한 새로운 유전 알고리즘을 제안하였다. 병렬기계로 구성된 일정계획 문제의 해를 유전 알고리즘에서의 개체로 표현하기 위하여 작업의 기계할당정보와 각 기계에서의 작업 순서정보를 동시에 개체에 표현할 수 있는 random key 방법을 사용하였고, 선별을 위하여 Elitist 전략과 이를 수정한 2개의 전략을 사용하였으며, 교차방법으로는 기존의 parameterized uniform 교차방법과 이를 응용한 새로운 2개의 교차방법을 병행하여 사용하였다. 그리고 problem-specific한 국소최적화 알고리즘을 사용하여 국소탐색 능력을 다소 강화할 수 있는 방안으로 부분탐색(local-search heuristic) 알고리즘을 반영하였다.

참 고 문 헌

- [1] Lenstra, J., Rinooy Kan, A. and Brucker, P.(1997), Complexity of machine scheduling problems, *Annals of Discrete Mathematics*, **1**, 343-362.
- [2] Holland, J.(1975), *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [3] Moscato, P. and Norman, M.(1992), A memetic approach for the traveling salesman problem : implementation of a computational ecology for combinatorial optimization on message-passing 177.
- [4] Bean, J.(1994), Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization, *ORSA Journal on Computing*, **6**, 154-160.
- [5] Goldberg, D. and Lingle, R.(1985), Alleles, loci, and the traveling salesman problem, *Proceedings of the 1st International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 154-159.
- [6] Spears, W. and DeJong, K.(1991), On the virtues of parameterized uniform crossover, *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms*, 230-236.
- [7] Moon-Won Park, A Genetic Algorithm for the Parallel -Machine Total Weighted Tardiness Problem