

Job-Shop Scheduling 문제에 있어 선별 방법에 따른 유전 알고리즘의 Performance 비교

정 호 상, 정 봉 주

연세대학교 산업시스템공학과

Abstract

Job-Shop Scheduling 문제는 전형적인 NP-hard 문제로서 효율적인 발견적 기법을 필요로 한다. 본 연구에서는 이 문제에 대한 유전 알고리즘들의 성능을 비교 분석한다. 유전 알고리즘의 주요 구성 요소들로는 크게 선별, 교차, 돌연변이 등이 존재하는데, 특히 선별은 적자 생존의 자연 법칙에 기초하여, 환경에 대한 적응도에 의해 현 세대의 모집단으로부터 다음 세대에 생존할 개체를 선택하는 과정으로 해의 산출에 중요한 역할을 하는 부분이다. 기존의 많은 연구들이 유전 연산자인 교차, 돌연변이 방법들에 대한 성능 비교에 초점을 맞추었는데, 본 연구에서는 선별 과정에 초점을 맞추어 기존의 알려진 여러 선별 방법들을 Job-Shop Scheduling 문제에의 적용을 통해 비교 분석 하고 새로운 선별 방법을 제안한다.

1. 서론

Job-Shop Scheduling 문제는 전형적인 NP-hard 문제로서 많은 발견적 기법들의 적용을 통해 최적해를 찾으려는 시도가 있었다. 여러 발견적 기법 중 생물학의 진화론에 기반한 유전 알고리즘은 복수 개의 잠재해들로 이루어진 해의 집단을 이용함으로써 넓은 해 공간에 대한 탐색이 가능하다[2]. 유전 알고리즘이 Job-Shop Scheduling 문제의 해결을 위해 응용된 것은 1991년 Nakano 와 Yamada[12]가 최초이며, 그 이후로 많은 학자들이 Job-Shop Scheduling 문제의 해결을 위해 유전 알고리즘을 접목시키는 방안을 연구했다[6,8,11,13,14,15,16,17,18].

기존의 여러 방법들이 초점을 맞춘 것은 초기 모집단을 구성하는 초기화 방법에 관련된 것 과 유전 연산자인 교차, 돌연변이 방법들에 대한 것이었다. 초기 모집단을 생성하는 것은 잠재해를 찾기 위한 탐색 공간을 구성하는 것으로, 해의 품질에 큰 영향을 준다[6]. 초기 모집단 구성에 관한 연구는 주로 발견적 기법들을 중심으로 발전해 왔다. 또한, 교차와 돌연변이는 모집단의 개체들을 이용해 새로운 개체를 생성하는 단계로 기존의 기법들과 Job-

Shop Scheduling 문제를 위해 새로이 고안된 기법들이 함께 적용되었다[11,12,13,15,16,17,18].

본 연구에서는 유전 알고리즘의 여러 단계 중에서 현 세대의 모집단으로부터 다음 세대에 생존할 개체를 선택하는 과정인 선별에 대한 성능을 비교함으로써, 유전 알고리즘에서 해의 성능 향상에 선별 방법이 어느 정도 영향을 미칠 수 있는가를 실제 실험을 통해 검증하며, 기존의 여러 선별 방법들의 성능을 Job-Shop Scheduling 문제를 이용해 비교 분석했다. 또한, 비교 실험을 위한 유전 알고리즘은 다양한 선별 방법 및 유전 연산 방법들을 적용하여 비교할 수 있는 수정된 유전 알고리즘을 사용하였고[19], 기존의 선별 방법과는 다른 새로운 선별 방법을 제안하였다.

2. Job-Shop Scheduling 문제

전통적인 Job-Shop Scheduling 문제는 m 개의 서로 다른 machine 이 있고, n 개의 서로 다른 job 들이 있을 때, makespan 을 최소화 시키는 machine 별 job 들의 순서를 결정하는 문제이다.

각 job 은 machine 별로 수행되어야 할 operation 의 순서가 미리 정해져 있으며, job-machine 별로 operation 의 수행 시간이 미리 정해져 있다. 일반적인 제약 조건들은 다음과 같다[7].

- 각 job 은 같은 machine 을 두 번 방문하지 못한다.
- 서로 다른 job 들의 operation 간에는 선행 조건이 존재하지 않는다.
- Operation 은 진행 도중 정지될 수 없다.
- 각 machine 은 한번에 하나의 job 만을 처리할 수 있다.
- 투입 시간이나 납기 일 등이 구체화되어 있지 않다.

3. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 1975년 Holland[3]가 정립한 발견적 기법으로 생물의 진화과정을 추상화 한 것이다. 유전 알고리즘은 잠재해들로

이루어진 해의 집단에 선별, 유전연산(교차, 돌연변이) 등을 적용하여 세대를 진행시키면서 해공간을 탐색하고, 최적해를 찾는다.

3.1 유전 알고리즘의 구조

유전 알고리즘은 잠재해를 표현한 개체(chromosome)들로 이루어진 모집단을 초기화하고, 선별 과정을 통해 다음 세대에 생존할 개체들을 선별한다. 선별된 개체들에 대해 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 등의 유전 연산을 시행하고 그 결과로 산출된 자식 개체들에 대해 목적함수를 이용한 적응도 평가 과정을 거친다.

일반적인 유전 알고리즘의 구조는 그림 1과 같다[1].

```

begin
  t ← 0
  P(t)의 초기화(Encoding Part)
  P(t)의 적응도 평가
  while (종료조건이 만족되지 않으면) do
    begin
      t ← t+1
      P(t-1)로부터 P(t)를 선별
      P(t)에 대한 유전연산
      P(t)의 적응도 평가
    end
  end
end
  
```

그림 1. 유전 알고리즘의 구조

3.2 Job-Shop Scheduling 문제에서의 적용

유전 알고리즘을 Job-Shop Scheduling 문제에 적용하기 위해서는 먼저 잠재해를 수용할 수 있는 개체의 표현형을 결정해야 한다. 일반적으로 유전 알고리즘의 개체는 0 과 1로 구성된 이진 표현을 사용하나 Job-Shop Scheduling 문제에서는 표현형을 이진 표현 대신 Job 번호들의 순서 조합을 찾아내는데 용이하도록 Job의 번호를 직접 사용한다. 모집단의 초기화 과정에서는 전통적으로 임의의 개체를 생성하는 방식을 사용하나, 해의 정확성을 높이기 위해 개체 생성을 위한 발전적 기법을 고안해 사용하기도 한다. 유전 연산의 경우에는 기존에 알려진 여러 교차나 돌연변이 방법들을 다양하게 응용하고 있으며, 해의 적합도는 scheduling의 결과인 makespan을 이용한다.

4. 선별 방법

선별 과정은 유전 알고리즘에서 현 세대의 모집단으로부터 다음 세대에 생존할 개체를 선택하는 과정으로 해의 산출에 중요한 역할을 하는 부분이다. 일반적으로 선별 규칙은 크게 두 가지로 구분할 수 있다[9].

- 비례 선별(Proportionate Selection)
- 순위 기반 선별(Ordinal-Based Selection)

비례 선별은 개체를 선정함에 있어 모집

단 내의 개체들의 적합도를 기반으로 하며, 순위 기반 선별은 개체들의 모집단 내의 적합도의 상대적 순위에 따라 다음 세대로 갈 개체들을 선별하는 방법이다.

비례 선별 방법에는 Roulette Wheel 선별 방법, Stochastic Universal 선별 방법 등이 있으며, 순위 기반 선별 방법에는 Tournament 선별 방법, Linear Ranking 선별 방법 등이 있다. 또한, 기존의 선별 방법과는 다른 MGG(Minimal Generation Gap) 모델 기반 선별 방법이 있다[8,9].

본 연구에서 비교될 선별 방법은 비례 선별 방법에서는 Roulette Wheel 선별 방법을 사용하였고, 순위 기반 선별 방법에서는 Tournament 선별 방법과 Linear Ranking 선별 방법을 사용하였으며, MGG 모델 기반 선별 방법도 함께 비교하였다. 또한, MGG 모델의 변형으로 새로운 선별 방법을 제안하였다. 각각의 선별 방법들의 구조는 다음과 같다.

● Roulette wheel 선별

모집단 내의 개체들의 적응도(makespan)를 이용해 전체 모집단 내에서 개체 각각에 대해 선별 확률을 적응도에 비례하게 부여한 뒤, 0에서 1 사이의 난수를 발생하여 하나의 개체를 선택하여 다음 세대 모집단에 추가한다.

● Linear Ranking 선별

모집단 내의 개체들을 적응도가 가장 좋은 개체부터 차례로 순위를 부여한다. 순위에 따른 선별 확률을 부여하는 방법에는 여러가지가 있을 수 있는데, 본 연구에서는 Baker[10]의 선별 확률을 사용하였다. 각각의 개체에 선별 확률이 부여되면 0에서 1 사이의 난수를 발생하여 하나의 개체를 선택한 후 다음 세대 모집단에 추가한다.

● Tournament 선별

두 개 또는 그 이상의 개체들을 비교하여 그 중에서 생존할 개체를 선택하는 방법으로 다음과 같은 절차를 따른다[1].

- 단계 1: 토너먼트의 크기(k)를 결정
- 단계 2: 현재의 모집단에 있는 모든 개체를 임의의 순서로 나열
- 단계 3: 나열된 개체 중 처음 k개의 개체의 적응도를 비교하여, 가장 좋은 개체를 다음 세대에 추가.
- 단계 4: 비교된 k개의 개체를 삭제
- 단계 5: 나열된 개체가 모두 비교되었으면 현재 모집단의 개체들을 새로이 임의의 순서로 나열.
- 단계 6: 다음 세대에서 요구되는 개체의 수만큼 개체가 선별될 때까지 단계 3~단계 5를 반복

● MGG(Minimal Generation Gap) 모델

유전 알고리즘 내부에 선별 과정을 따로 두지 않고, 유전 연산(교차, 돌연변이) 단계에서, 선택된 개체들에 대해 유전 연산을 수행한 후 나온 자식 개체들과 수행 전의 부모 개체들을 비교하여 적응도가 높은 2개의 개체만을 모집단에 대입하여 새로운 모집단을 구성하는 방법이다.

● 새로운 모델

선별 과정을 따로 두지 않은 상태에서, 유전 연산 단계에서, 선택된 개체들에 대해 유전 연산을 수행한 후 나온 자식 개체들과 수행 전의 부모 개체들을 모두 대입하여 기존 모집단 크기의 두 배인 새로운 임시 모집단을 하나 생성한다. 임시 모집단에서 적응도 상위 x 개의 개체들을 모집단에 복사한다. 임시 모집단의 나머지 개체들 중에서 임의로 $(n-x)$ 개의 개체들을 선택해 기존 모집단에 추가시킨다. 파라미터 x 의 값은 실험을 통해 최적 수치를 결정한다.

이 방법은 유전 연산을 통해 나온 개체들을 포함해, 모든 개체들에 대해 선별을 고려할 수 있으며 우수 개체들의 손실을 최소화 시킬 수 있다는 장점이 있다.

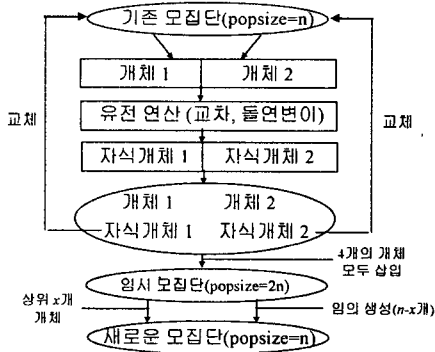


그림 2. 새로운 선별 방법의 구조

5. 실험

본 연구에서는 유전 알고리즘의 여러 단계 중 선별과정에 초점을 맞추어 Job-Shop Scheduling 문제를 이용하여 기존의 확률적 선별 방법과 순위 기반 선별 방법을 비교함으로써 선별 과정이 유전 알고리즘의 성능에 미치는 영향을 분석한다.

5.1 실험 설계

실험에서는 기존의 유전 알고리즘에서 유전 연산되는 개체의 선택 방법을 수정한 수정 유전 알고리즘[19]을 사용하였다.

실험에 사용된 수정 유전 알고리즘의 절차는 그림 3과 같다.

```

begin
  t ← 0
  P(t)의 초기화(Encoding Part)
  P(t)의 적응도 평가
  while (종료조건이 만족되지 않으면) do
  begin
    t ← t+1
    if (t=1) then
      skip step 1
    else
      begin

```

```

step1: P'(t-1)로부터 P(t)를 선별
step2: P(t)로부터 (popsize-S)개의 서로 다른 개체 선택 후 P'(t)에 복사
step3: P(t)에서 S개의 개체를 선택
step4: 선택된 S개의 개체에 대한 유전 연산
step5: 새로운 S개의 개체를 P'(t)에 추가
-P'(t)의 적응도 평가
end
end
end

```

그림 3. 수정된 유전 알고리즘의 구조

수정된 유전 알고리즘의 경우에는 다양한 선별 방법 및 유전 연산자를 모두 사용할 수 있으면서 전 세대의 우수 개체에 대한 생존 가능성을 높일 수 있다.

유전 연산을 거치는 s 개의 개체는 0에서 1사이의 확률(P_s)로 결정되며, 파라미터 결정 실험을 통하여 선별 방법에 가장 적합한 수치를 선정하였다.

초기 모집단을 구성하는 부분은 크게 임의로 개체를 생성하는 방법과 특정 문제에 대해 발견적 기법을 새로이 고안하여 모집단을 구성하는 방법을 사용한다. 본 실험에서는 초기 모집단 구성방법에 의한 영향을 막기 위해 특정 발견적 기법을 배제하고, 전통적인 임의 생성 방식을 사용하였다.

유전 연산의 경우에는 선택된 개체들이 교차와 돌연변이 중 하나를 수행하게 했으며, 교차 (교차율: P_c)과정 내부에 돌연변이 확률(돌연변이율: P_m)을 부여해 교차로 결정된 개체 중 일부는 돌연변이 연산을 수행한 후에 교차를 수행하게 하였다[6].

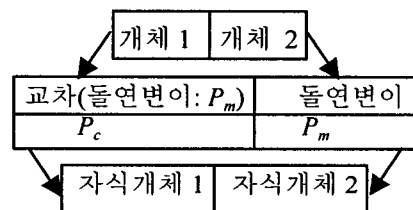


그림 4. 유전 연산의 구조

유전 연산에 사용된 교차의 경우는 SPX(Set-Partition Crossover) 방법[8]을 사용하였고, 돌연변이의 경우는 일반적인 자리바꿈(Swap)방법[2]을 사용하였다.

설계된 유전 알고리즘을 기반으로 선별 방법을 바꾸어 가며 성능을 비교하였는데, 유전 알고리즘의 성능을 비교하기 위해서 MPI(Maximum Possible Improvement)개념[20]을 사용하였다.

$$MPI = \frac{(GA_{best} - C \& S)}{C \& S}$$

위의 식에서 C&S는 Carlier 와 Pinson 의

발견적 기법[4]을 사용해서 얻어진 Fisher & Thompson의 10 x 10 벤치마크 문제[5]에 대한 최적해이며, GA_{best}는 30회의 반복 실험중 가장 좋은 해를 뜻한다.

5.2 실험 결과

기초 실험을 통해 모집단의 크기는 50, 100, 200 개 중에서 100 개를, 세대 수는 1000, 5000, 10000 세대 중에서 1000 세대를 선택하여 사용하였다.

● 파라미터 결정 실험

실험에 필요한 파라미터들로는 유전 연산을 수행할 개체를 선택하는 확률 P_c 와 교차율 P_m , 돌연변이율 P_m 이 있다. P_m 의 경우에는 유전 연산 단계에서 $(1 - P_c)$ 의 확률로 돌연변이를 수행하기 때문에 교차 내의 돌연변이율인 P_m 은 기초 실험을 통해 0.17의 확률을 이용하였다. 각 파라미터는 10회 반복 실험 후 결정하였다.

- 개체 선택 확률(P_c): 0.4, 0.6, 0.8, 1.0
- 교차율(P_c): 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9
- 돌연변이율(P_m): 0.17

선별 방법에 따라 결정된 파라미터 값들은 표 1과 같다.

표 1. 파라미터 결정 실험 결과

	개체선택확률	교차율	돌연변이율
Roulette wheel	1.0	0.6	0.17
Linear Ranking	0.9	0.9	0.17
Tournament	0.9	0.9	0.17
MGG based	-	0.8	0.17
New Model	$x = 80$	0.9	0.17

● 선별 방법 비교 실험

파라미터 결정 실험에서 결정된 파라미터들을 이용해 선별 방법에 따른 MPI 수치를 비교하였다. 선별 방법에 따라 얻어진 MPI 수치는 표 2와 같다.

표 2. 선별 방법별 비교 실험 결과

	MPI _{best}	MPI _{avg}	MPI _{worst}
Roulette wheel	0.3096	0.4176	0.4709
Linear Ranking	0.2032	0.2587	0.3236
Tournament	0.1774	0.2420	0.2989
MGG based	0.1279	0.2445	0.3032
New Model	0.1526	0.2400	0.3032

(MPI_{best}: best MPI, MPI_{avg}: average MPI, MPI_{worst}: worst MPI)

MPI_{best}: MGG > New > Tournament > LR > RW

MPI_{avg}: New > Tournament > MGG > LR > RW

MPI_{worst}: Tournament > New, MGG > LR > RW

MPI 비교 실험 결과에서 가장 좋은 해를 찾을 수 있었던 방법은 MGG 모델이었다. 그러나, 평균적인 해에 있어서는 새로운 선별 방법을 사용한 모델이 가장 좋은 결과를 보였으며, 가장 나쁜 해의 수치가 낮았던 방법은 Tournament 선별 방법이었다.

Roulette Wheel 선별 방법의 경우에는 좋은 해를 찾는 탐색 능력이 다른 방법에 비해 현저히 떨어졌으며, 평균적인 해에서도 가장 낮

은 수치를 기록하였다. Linear Ranking 선별 방법의 경우에도 Roulette Wheel 선별 방법 보다는 좋은 해를 찾을 수 있었으나, 그 외 다른 방법들에 비해서는 선별 능력이 떨어졌다.

6. 결론

발견적 기법 중의 하나인 유전 알고리즘은 잠재해들로 이루어진 모집단을 이용해 해를 찾기 때문에 복잡한 수리 문제를 해결하는데 많이 사용되고 있으며, Job-Shop Scheduling 문제를 해결하기 위한 한 방법으로써 이용되고 있다. 본 연구에서는 Job-Shop Scheduling을 해결하기 위해 유전 알고리즘을 적용하는데 있어 기존의 여러 선별 방법들 간의 성능을 분석해 보았고, 새로운 선별 방법을 제안하였다. 선별 방법의 성능은 초기 파라미터들에 의해 영향을 받았으며, 비례 선별 방법보다는 순위 기반 선별 방법이 좋은 결과를 산출하였다.

또한, 새로이 제안된 선별 방법은 기존의 방법과 비교해 평균적으로 우수한 성능을 보였다.

그러나, 유전 알고리즘에서는 선별 과정 이외에 모집단의 초기화 과정도 해의 품질에 영향을 끼치기 때문에, 여러 발견적 기법을 사용한 모집단의 초기화 과정에 대한 비교 연구도 병행되어야 할 것으로 보인다.

7. 참고 문헌

- [1] 김여근, 윤복식, 이상복, *메타 휴리스틱*, 영지문화사, 1997.
- [2] Goldberg, D., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, USA, 1989.
- [3] Holland, J., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [4] Carlier, J. and Pinson, E., "An algorithm for solving the job-shop problem", *Management Science*, 35(2), pp.164-176, 1989.
- [5] Muth, J. F. and Thompson, G. L., *Industrial Scheduling*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1963.
- [6] Shi, G., "A genetic algorithm applied to a classic job-shop scheduling problem", *International Journal of Systems Science*, 28(1), pp.25-32, 1997.
- [7] Cheng, R., Gen, M. and Tsujimura, Y., "A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms-1. Representation", *Computers ind. Engng*, 30(4), pp.983-997, 1996.
- [8] Shi, G., Iima, H. and Sannomiya, N., "Comparison of two Genetic Algorithms in solving Tough Job-Shop Scheduling Problems", *Transaction of IEE Japan*, 117-c(7), pp.856-864, 1997
- [9] Miller, B., Goldberg, D., "Genetic algorithms, selection schemes, and the varying effects of noise", IlliGAL Report No. 95009, 1995.
- [10] Baker, J., "Adaptive selection methods for

- genetic algorithms”, *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, 1985.
- [11] Kobayashi, S., Ono, I., and Yamamura, M., “An efficient genetic algorithm for job shop scheduling problems”, *Proceedings of 6th International Conference of Genetic Algorithms*, pp.506-511, 1995.
- [12] Nakano, R. and Yamada, T., “Conventional genetic algorithm for job shop problems”, *Proceedings of 4th International Conference of Genetic Algorithms*, pp.474-479, 1991.
- [13] Shi, G., Iima, H. and Sannomiya, N., “A method for constructing genetic algorithms in job shop problems”, *Proceedings of 8th SICE Symposium on Decentralized Autonomous Systems*, Tokyo, pp.175-178, 1996.
- [14] Satoh, H., Yamamura, M., and Kobayashi, S., “Minimal generation gap model for GAs considering both exploration and exploitation”, *Proceedings of the 4th International Conference on Soft Computing*, pp.494-497, 1996.
- [15] Yamada, T. and Nakano, R., “A genetic algorithm applicable to large scale job-shop problems”, *Parallel Problem Solving from Nature(2)*, pp.281-290, 1992.
- [16] Dorndorf, U. and Pesch, E., “Evolution based learning in a job shop scheduling environment”, *Computers and Operations Research*, 23, pp.74-81, 1995.
- [17] Cross, F., Tadei, R., and Volta, G., “A genetic algorithm for the job shop problem”, *Computers and Operations Research*, 22, pp.15-24, 1995.
- [18] Fang, H., Ross, P., and Corne, D., “A promising genetic algorithm approach to job shop scheduling, rescheduling, and open-shop scheduling problem”, *Proceedings of 5th International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp.375-382, 1993.
- [19] Michalewicz, Z., *Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs. 2nd ed.*, Springer-Verlag, 1994.
- [20] Kim, B.K. and Kim, S.Y., “Application of genetic algorithms for scheduling batch-discrete production system”, *IE-TR-98-03*, 1998.