

# 유전해법에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 개체선택의 효과에 관한 연구

황인수\* · 한재민\*\*

A Study on the Effectiveness of Individual Selection  
Using Simulated Annealing in Genetic Algorithm

Insoo Hwang\* · Jaemin Han\*\*

## ABSTRACT

This paper proposes an approach for individual selection in genetic algorithms to improve problem solving efficiency and effectiveness. To investigate the utility of combining simulated annealing with genetic algorithm, two experiments are conducted that compare both the conventional genetic algorithm and suggested approach. Results indicated that suggested approach significantly reduced the required time to find optimal solution in moderate-sized problems under the conditions studied. It is also found that quality of the solutions generated by suggested approach in large-sized problems is greatly improved.

## 1. 서 론

유전해법(Genetic Algorithm, GA)은 생태계의 자연선택(natural selection)과 적자생존(survival of the fitness)의 원리를 이용한 탐색기법의 하나(Holland & Reitman, 1975)로, 일련의 인자(parameter)로 구성되는 집단에 대해 선택(selection), 재생산(reproduction), 그리고 돌연변이(mutation) 등을 수행함으로써 적합도(fitness) 혹은 목적함수(evaluation function)를 향상시켜

원하는 해에 근접해 가도록 하는 문제 풀이 해법이다. 즉, 일련의 개체(individual)로 구성된 집단(population)으로부터 새로운 집단을 구성할 때 적합도를 보다 향상시킬 수 있는 개체가 생존하도록 유전연산자를 적용시킴으로써 주어진 적합도 혹은 목적함수에 대하여 보다 나은 집단으로 발전시켜 나가도록 하는 것을 기본원리로 하고 있다.

유전해법은 Holland & Reitman(1975)에 의해 소개된 이후로 최적해의 탐색을 목적으로 하는

\* 산업연구원(KIET) 산업물류지원센터

\*\* 고려대학교 경영학과

여러 가지 문제 영역에 대해 광범위하게 적용되어 왔는데, 그의 대표적인 예로는 외판원문제(traveling salesman problem)를 들 수 있다. 이 문제와 관련하여 Homaifar *et al.*(1975), Goldberg & Lingle(1985), Oliver *et al.*(1987), Whitley *et al.*(1989) 등 많은 연구가 이루어졌는데 기존의 휴리스틱과 비교하여 좋은 결과를 가져오는 것으로 나타나고 있다. 이외에도 일련의 인자로 표현할 수 있으며 이들로부터 비교적 용이하게 적합도를 계산할 수 있는 문제인 스케줄링 문제 등에서 유전해법이 광범위하게 적용되고 있다.

유전해법이 최적화 문제에 있어서 광범위하게 적용되고 있는 이유는 다음과 같은 두 가지 특성으로 설명할 수 있을 것이다. 첫째로, 대부분의 최적화 기법들은 하나의 개체로부터 탐색을 수행하지만 유전해법은 일련의 집단(population)으로부터 탐색을 수행하므로 Goldberg(1989)가 언급한 바와 같이 국부해(local optimum)에 빠질 확률이 작다는 장점을 갖고 있다. 둘째로, 유전해법에서는 탐색의 방향을 결정하기 위해 적합도(fitness)를 계산하는 함수를 이용한다. 적합도를 계산하기 위한 함수는 문제의 유형에 따라 임의의 형태를 취할 수 있을 뿐만 아니라 여러 가지의 함수를 결합하여 사용할 수도 있기 때문에 다중성과최도를 갖는 문제에 있어서도 쉽게 적용할 수 있다는 특징을 갖고 있다.

그러나 이와 같은 장점에도 불구하고 유전해법이 근본적으로 난수(random number)를 이용하여 탐색을 수행하기 때문에 문제를 풀 때마다 해가 달라진다면가 혹은 적용하는 연산자의 종류와 적용확률에 따라 해가 달라지는 등의 임의성이 너무 많이 존재한다는 것이 문제점으로 대두되고 있다. 뿐만 아니라, 대부분의 최적화 기법과 마찬가지로 문제의 크기가 증가함에 따라 문제를 풀기 위해 소요되는 시간이 급격히 증가하는 특성

을 갖고 있기 때문에 문제풀이에 소요되는 시간을 줄이는 방안에 대한 연구가 요구되고 있다. 따라서 본 연구에서는 문제풀이 시간을 줄이는 방안에 대해 연구를 수행하였으며 이의 결과에 대해 기술하고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 다음절에서는 유전해법의 개요에 대해 간략히 살펴보고, 제 3절에서는 유전해법에서 문제풀이 시간을 줄이기 위해 적용될 시뮬레이티드 어닐링에 대해 설명한다. 제 4절에서는 예제를 이용하여 수행한 시뮬레이션 결과에 대해 살펴보면서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 개체선택 방법이 국부해에 빠지지 않으면서도 최적해를 찾는 시간을 현저히 감소시킬 수 있음을 보여준다. 끝으로 제 5절에서는 본 연구의 결과를 종합하면서 향후의 연구방향을 제시하고자 한다.

## 2. 유전해법(Genetic Algorithm)

유전학(Genetics)은 생물학(Biology)적인 용어이며, 생물학에서는 좋은 유전자를 갖는 부모가 보다 나은 자식을 생산할 것이라고 믿고 있다. 이러한 개념은 유전해법의 기초를 이루고 있어서 보다 좋은 해를 갖는 개체의 생존확률을 높게 할 경우 다음 세대의 개체집단은 보다 좋은 개체들로 구성될 것이라는 것을 기본 가정으로 하고 있다. 각 세대에서 생존한 개체들에 대해서는 개체들간의 교배(crossover) 혹은 돌연변이(mutation) 등의 유전연산자를 적용하여 다음 세대의 개체집단을 형성하게 된다. 이와 같은 과정을 통하여 세대가 거듭될수록 개체집단은 보다 우수한 해를 갖는 개체들로 구성되어 결국에는 최적해 혹은 만족해를 찾아가게 되는 것이다. 유전해법에서 탐색이 이루어지는 과정을 일반적인 알고리즘의 형태로 표현하면 다음과 같다.

유전해법 알고리즘

- [단계1] 집단에 속하게 될 개체의 수와 탐색을 종료하기 위한 조건으로써 수행할 세대의 수 혹은 적합도 수준을 결정한다.
- [단계2] 임의로 혹은 휴리스틱을 이용하여 [단계1]에서 설정된 개수의 개체를 생성하여 초기집단을 만든다.
- [단계3] 집단내의 각 개체에 대해 적합도를 계산한다.
- [단계4] 각 개체가 선택될 확률을 계산한다.
- [단계5] 계산된 선택확률에 따라 임의로 몇 개의 개체를 선택한다.
- [단계6] 선택된 개체에 대해 유전연산자를 적용하여 새로운 개체를 생성한다.
- [단계7] 새로 생성된 개체의 수가 [단계1]에서 설정한 집단내의 개체수와 같아질 때까지 [단계5]와 [단계6]을 반복한다.
- [단계8] 세대의 수가 앞에서 설정한 횟수만큼 경과하였거나 현재의 적합도가 앞에서 설정한 적합도 수준에 이르렀으면 수행을 종료하고 그렇지 않으면 [단계3]으로 간다.

유전해법의 기본적인 개념이나 적용되는 유전연산자에 대한 설명은 참고문헌에서 언급하고 있는 다른 많은 연구에서 이미 자세하게 기술되어 있으므로 본 논문에서는 부가적인 설명을 생략하고자 한다. 이에 대한 보다 기본적인 내용은 참고문헌을 참고하기 바란다.

### 3. 시뮬레이티드 어닐링 (Simulated Annealing)

금속의 담금질(annealing)이란 고체를 높은 온도에서 녹인 후에 다시 완전한 격자상태의 결정

체가 될 때까지 식히는 물리적인 과정을 말한다. 이런 과정에서 그 고체의 자유에너지(free energy)는 최소화된다. 오랜 경험에 따르면 고체화되는 과정에서 지역 최소점에 빠지지 않도록 하기 위해서는 조심스럽게 서서히 식혀야 한다고 한다.

최적화(optimization) 문제에 있어서도 이와 유사한 과정을 정의할 수 있는데 이는 여러 가지의 대안 중에서 최소비용이 소요되는 대안을 선택하는 문제로 전환이 가능하기 때문이다. 여기서 우리는 비용함수(cost function)와 자유에너지간의 관계 그리고 해답과 물리적인 상태간의 관계를 정립함으로써 물리적인 담금질과정을 시뮬레이션을 통한 최적화문제의 해결과정으로 전환할 수 있다. 이와 같은 기법을 시뮬레이티드 어닐링이라 한다.

시뮬레이티드 어닐링은 Metropolis *et al.*(1953)에 의해 제안된 이후, 최적화문제에 있어서는 Kirkpatrick *et al.*(1983)이 처음으로 성공적인 결과를 제시하기에 이르렀다. 시뮬레이티드 어닐링에서는 에너지를 최소화하는 것을 목표로 하기 때문에 일반적인 휴리스틱과 마찬가지로 새로 제시된 해가 기존의 해보다 작은 에너지를 갖는 경우에는 무조건 개선된 해로 받아들인다. 그러나 일반적인 휴리스틱과는 달리 새로 제시된 해가 기존의 해보다 나쁜 경우에도 무조건 버리지 않고 사전에 설정된 확률함수에 따라 새로운 해를 채택(accept)하거나 혹은 거절(reject)한다는 특징을 갖고 있다. 따라서 다른 휴리스틱 기법이 갖고 있는 가장 큰 문제인 지역 최소점에 빠질 수 있다는 문제를 상당부분 해결할 수 있는 장점을 갖고 있다. Lundy & Mees(1986)는 시뮬레이티드 어닐링은 탐색횟수가 증가될수록 전역해(global optimum)에 점진적으로 근접한다는 사실을 증명한 바 있다.

시뮬레이티드 어닐링은 탐색횟수가 증가함에 따라 서서히 낮아지는 온도(temperature)라는 제어인자를 갖고 있는데, 온도가 낮아짐에 따라서 기존의 해보다 나쁜 새로운 해를 채택할 확률은 점차적으로 감소하게 된다. 즉 해를 찾는데 있어서 초기에는 비교적 나쁜 해일지라도 광범위한 영역에서 해를 탐색하다가 점차적으로 특정영역에 대해서 집중적으로 해를 탐색하도록 제어하는 역할을 한다. 참고로 초기의 온도를 매우 낮게 설정하면 나쁜해에 대한 탐색가능성이 감소되어 기존의 일반적인 휴리스틱과 유사한 결과를 가져오게 된다. 다음은 일반적인 시뮬레이티드 어닐링 기법의 탐색방법을 알고리즘으로 표현한 것이다.

#### 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘

- [단계1] 탐색공간에서 임의의 한 점을 선택하여 초기해로 설정하고, 제어인자로서 초기온도를 설정한다.
- [단계2] 새로운 해를 생성한다.
- [단계3] 새로운 해에 대해 에너지를 계산한다.
- [단계4] 새로운 해의 에너지가 기존 해의 에너지보다 감소되었으면 채택하고, 증가되었으면 주어진 확률에 따라서 채택 여부를 결정한다.
- [단계5] 사전에 설정된 계산식에 따라 온도를 감소시킨다.
- [단계6] 일정횟수 이상 반복하였거나 에너지가 일정한 값 이하로 감소되었으면 수행을 중단하고, 아니면 [단계2]로 간다.

위의 알고리즘에서 [단계1]의 초기해는 난수를 발생하여 구하거나 기타의 휴리스틱을 이용하여 구할 수 있으나, 초기온도는 탐색초기에 생성되는 해들의 채택가능성이 높도록 충분히 높은 온도로 설정되어야 한다. 이는 초기의 온도가 현저히 낮

으면 앞에서도 언급한 바와 같이 초기에 선택된 해로부터 일반적인 휴리스틱과 같은 방식의 탐색을 하는 결과를 초래할 수도 있기 때문이다. [단계4]에서 나쁜해를 채택할 확률을 지정하는 방법에는 여러 가지가 있을 수 있는데 가장 일반적으로 사용되는 방법은 다음과 같다.

$$P = e^{-\Delta E/T}$$

$$\Delta E = E(V_{new}) - E(V_{old})$$

여기서  $\Delta E$  는 새로 제시된 해와 기존해의 에너지 차이를 의미한다. 따라서  $\Delta E$  가 클수록, 즉 새로 제시된 해의 에너지가 기존 해의 에너지보다 현저히 클수록 새로 제시된 해를 채택할 확률은 감소되는 것이다. 또한 새로 제시된 해의 에너지가 더 작아서  $\Delta E$  가 음수를 갖게 되면 새로 제시된 해는 무조건 채택된다.

위의 확률 계산식에서 온도 ( $T$ )는 시간이 경과함에 따라 감소되므로 동일한  $\Delta E$  를 갖는 경우에도 새로 제시된 해를 채택할 확률은 점차 감소된다. 여기서 온도를 급격히 감소시키면 해를 빨리 찾는다는 장점은 있으나 극부해에 빠질 가능성이 높다는 단점이 있으며, 온도를 너무 느리게 감소시키면 이의 반대 현상이 나타난다. 따라서 온도를 어떻게 감소시킬 것인가가 중요한 문제로 대두되는데 일반적으로 사용되는 몇 가지 함수를 예로 들면 다음과 같다.

$$T = \frac{T_0}{(1 + \log(t))} + T_\theta$$

$$T = c^t T_0 + T_\theta$$

$$T = \frac{T_0}{(1+t)} + T_\theta$$

여기서  $t$ 는 새로운 해를 발생시킨 회수,  $T_\theta$ 는 더 이상 낮아질 수 없는 최저온도, 그리고  $c$ 는 0과 1 사이의 임의의 상수이다. 위에서 첫 번

제 함수는 너무 느리게 온도를 저하시키기 때문에 현실적으로 적용하기에는 부적절한 방법으로 알려져 있으며, 두 번째 함수는 Kirkpatrick *et al.*(1983)에 의해 제안된 것으로  $c$ 에 따라서 감온 속도를 조절할 수 있기 때문에 가장 일반적으로 사용되는 방법이다. 그러나  $c$ 의 값에 따라 온도가 저하되는 속도가 다르기 때문에 이 값을 얼마로 해야 할 것인지를 결정해야 한다는 단점을 갖고 있다. 세 번째 함수는 Szu(1986)에 의해 제안된 것으로 매우 빠른 속도로 온도를 저하시키기 때문에 고속 시물레이티드 어닐링(fast simulated annealing)이라고도 한다.

시물레이티드 어닐링은 폭넓은 응용 가능성과 최상에 가까운 해를 제시한다는 장점을 갖으나, 상당히 좋은 해를 찾기까지 소요되는 시간이 너무 길다는 단점도 갖고 있다. 이를 해결하기 위한 방법으로써 볼츠만 머신(Boltzmann machine)등과 같이 대규모의 병렬처리를 기반으로 한 계산 모델이 제안되고 있다. 그러나 본 연구에서는 시물레이티드 어닐링의 장점을 그대로 살리면서, 새로운 상태를 만들 때 보다 효과적이면서도 효율적인 방법을 채택함으로써 해를 찾기까지 소요되는 시간을 현저히 줄여보고자 하는 데 목적으로 두고 있다. 즉 새로운 해의 탐색은 유전해법을 이용하고 이들 해의 채택여부는 시물레이티드 어닐링을 이용함으로써 계산시간을 감소시킨다는 것이다. 다음절에서는 이러한 방법이 얼마나 효율적인가를 시물레이션을 통해 보여주고 있다.

#### 4. 유전해법과 시물레이티드 어닐링의 결합

유전해법을 연구하는 연구자들의 주된 관심사는 문제를 어떻게 표현하며 어떤 연산자를 적용함으로써 국부해에 빠지지 않고 최적해에 보다

빠르게 접근해 갈 수 있을 것인가 하는 문제였다. 또한 시물레이티드 어닐링에서의 주된 관심사는 어떤 방식으로든 새로운 해를 만들었을 때, 이의 채택여부를 어떻게 하면 보다 효과적/효율적으로 결정할 수 있을 것인가 하는 문제에 초점을 맞추어 왔다.

이들 두 가지 방법은 동일한 문제를 풀 경우에 있어서 서로 다른 시각에서 접근하였던 것으로, 본 연구는 이 두 가지 방법의 결합이 보다 나은 해를 제공해 줄 수 있을 것이라는 가정 하에서 출발하고 있다. 즉 유전해법을 이용하여 국부해에 빠지지 않는 많은 근접해들의 집합을 찾은 후, 시물레이티드 어닐링을 이용하여 이들 해의 채택여부를 결정함으로써 최적해에 보다 더 빠르게 접근할 수 있을 것이라는 것이 본 연구의 핵심이 된다. 앞에서 설명한 시물레이티드 어닐링 알고리즘을 수정하여 유전해법과 시물레이티드 어닐링을 결합한 알고리즘을 표현하면 다음과 같다.

#### 유전해법과 시물레이티드 어닐링의 결합 알고리즘

- [단계1] 탐색공간에서 임의로  $N$ 개의 해를 선택하여 초기집단으로 설정하고, 제어인자로서 초기온도를 설정한다.
- [단계2] 현재의 집단으로부터 유전연산자를 적용하여 새로운 집단을 생성한 후 집단내의 각 개체에 대해 다음을 수행한다.
- [단계3] 새로운 집단내의 각 개체에 대해 에너지를 계산한다.
- [단계4] 새로운 개체의 에너지가 이전 개체의 에너지보다 감소되었으면 채택하고, 증가되었으면 주어진 확률에 의거하여 채택 혹은 거절을 결정한다. 만일 거절된 경우에는 이전 집단으로부터 유전연산자를 적용하여 개체를 다시 하

나 생성하여 [단계4]를 다시 수행한다.

[단계5] 사전에 설정된 계산식에 따라 온도를 감소시킨다.

[단계6] 일정횟수 이상 반복하였거나 에너지가 일정한 값 이하로 감소되었으면 수행을 중단하고, 아니면 [단계2]로 간다.

### 시뮬레이션 문제의 구성과 수행결과

유전해법에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용하여 개체의 채택을 결정하는 방안의 효율성과 효과성을 파악하기 위해 임의로 문제를 구성하였다. 문제는 임의의 순서로 나열되어 있는 1에서  $N$ 까지의 숫자를 차례대로 정렬하는 문제로서, 주어진 문제에 대한 최적해는 1부터  $N$ 까지 차례대로 정렬된 배열이다. 따라서 이 문제는 최적해를 찾는 데 있어서 얼마나 효율적 혹은 효과적인가를 판단할 수 있는 좋은 문제가 될 수 있을 것이다.

유전해법의 성과는 문제의 크기, 집단내 개체의 수, 교배율, 돌연변이율 등에 따라 달라지기 때문에 본 연구에서도 이들의 값을 다양하게 변화시키면서 시뮬레이션을 실시하였다. 그러나 어떤 실험설계하에서 시뮬레이션을 실시하더라도 일반적인 유전해법만을 적용한 경우에 비하여 시뮬레이티드 어닐링을 함께 이용한 경우가 보다 빨리 그리고 보다 나은 해를 제시함을 발견하였다. 따라서 본 논문에서는 각 집단내 속하는 해의 수를 10으로 하고, 교배는 항상 이루어지며, 돌연변이는 5%만 이루어지도록 설정한 경우의 시뮬레이션 결과에 대해 설명하고자 한다. 또한 적합도는 각 자리에 위치한 값에 대해 자신보다 작은 값이 뒤에 위치하고 있으면 벌점(penalty)을 부과하도록 설계하였다. 참고로, 이러한 실험설계는 유전해법만을 적용하거나 또는 시뮬레이티드 어닐링을 추가적으로 적용하는 것과 관계없이 모두 동

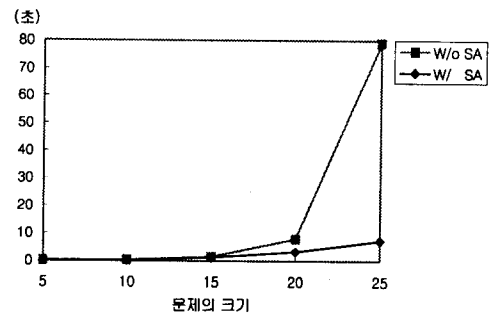
일하게 영향을 미치기 때문에 실험조건이 성과에 미치는 영향은 무시할 만하다는 것이 시뮬레이션으로부터 밝혀졌다.

시뮬레이티드 어닐링에서는 채택확률은 어떤 함수를 이용할 것이며 온도를 어떤 방법에 따라서 낮출 것인가에 따라 성과가 달라지게 되는데, 본 연구에서는 연구의 결과를 일반화하기 쉽도록 가장 일반적으로 이용되고 있는 방법을 사용하였다. 채택확률은  $P = e^{-\Delta E/T}$ 를 적용하였으며, 온도는  $T = c^i T_0 + T_\theta$ 에 따라 감소되도록 하였다. 여기서  $c$ ,  $T_0$  그리고  $T_\theta$ 는 채택확률  $P$ 가 약 0.9에서 0.1로 서서히 감소되도록 설정하였다. 다음은 시뮬레이티드 어닐링을 적용할 때의 성과를 파악하기 위해 실시한 두 가지 실험에 대해 기술하고 있다.

### 실험 1. 최적해를 구하기까지의 소요시간

다음은 문제의 크기에 따라 최적해를 구하기까지 소요되는 시간이 어떻게 변화되는지는 파악하기 위해 각각의 문제에서 50회씩의 시뮬레이션을 실시한 후 이를 평균하여 성과를 비교하였다. 이를 그림으로 나타내면 <그림 1>과 같다.

<그림 1>은 일반적인 유전해법을 적용했을 때와 시뮬레이티드 어닐링을 함께 이용했을 때, 최



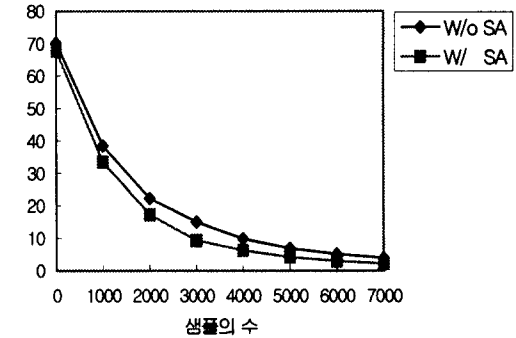
<그림 1> 최적해를 구하기까지의 소요시간

적해를 찾기까지 소요되는 시간을 보여주고 있다. 이 그림에서도 볼 수 있는 바와 같이, 기존의 유전해법은 문제의 크기에 따라 문제풀이에 소요되는 시간이 지수적 증가하는 특성을 갖고 있음을 볼 수 있다. 따라서 현실적으로도 대규모의 문제에 있어서는 최적해보다는 만족해를 찾는 데 그치고 있는 것이 사실이다. 그러나 그림에서 보는 바와 같이 유전해법에 시뮬레이티드 어닐링을 적용하여 잘 조화를 이루게 되면 최적해를 찾기까지 소요되는 시간이 문제의 크기에 거의 비례하여 증가하기 때문에 대규모의 문제에 있어서는 어느 정도의 시간이 주어진다면 그리 어렵지 않게 최적해를 찾을 수 있을 것임을 예측할 수 있다. <그림 1>은 유전해법만을 적용하는 경우와 시뮬레이티드 어닐링을 함께 적용하는 경우를 비교하여 그림으로 나타내고 있기 때문에 본 연구에서 제시한 해법이 문제의 크기에 비례하는 탐색시간을 갖는 것으로 보여질 수도 있다. 그러나 대부분의 최적화문제를 위한 해법들과 마찬가지로 본 연구에서 제시한 해법이 문제의 크기에 정확하게 비례하는 최적해 탐색시간을 보장하지 않는다. 결국 <그림 1>은 문제의 크기가 증가함에 따라서 최적해를 찾기까지 소요되는 시간이 상대적으로 어느 정도 증가되는지를 보여주고 있는 것이다.

**실험 2. 최적해에 수렴하는 속도**

다음은 문제의 크기가 너무 커서 현실적으로 최적해를 찾을 수 없으며, 특정 시간 혹은 세대까지의 결과를 만족해로 찾고자 할 경우에 시뮬레이티드 어닐링을 적용함으로써 최적해에 수렴해 가는 속도를 향상시킬 수 있는지를 확인하기 위해 실시한 시뮬레이션 결과이다. 임의의 순서로 나열된 100개의 숫자를 차례대로 정렬하는 실험을 50회 실시하였으며, 각 시점에서의 성과를 측정하여 평균함으로써 해에 수렴해 가는 속도를

(적합도)



<그림 2> 샘플수에 따른 적합도

파악하였다. 이 문제는 100!이라는 매우 큰 탐색 공간을 갖게 되는데, 이는 현실적으로 최적해를 찾는 것이 거의 불가능한 큰 문제이다.

문제의 규모가 커서 최적해를 찾을 수 없을 경우에는 주어진 시간내에 최적해에 보다 가까운 만족해를 찾아야 한다. <그림 2>는 각 시점에서 유전해법만을 이용한 경우와 시뮬레이티드 어닐링을 함께 이용하는 경우에 있어서, 최적해에 얼마나 빨리 접근해 가는지를 잘 보여주고 있다. 그림에서도 볼 수 있는 바와 같이, 평균적으로 모든 시점에 있어서 시뮬레이티드 어닐링을 함께 사용하는 것이 보다 더 나은 해를 제시하고 있다. 결론적으로 유전해법에 시뮬레이티드 어닐링을 함께 적용할 경우 더 빨리 최적해를 찾을 수 있을 뿐만 아니라 최적해에 접근하는 속도를 크게 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

**5. 결론 및 향후 연구계획**

본 논문에서는 유전해법을 이용하여 문제를 풀고자 할 때 최적해를 보다 신속하게 찾기 위해 시뮬레이티드 어닐링을 적용하는 방안을 제안하였다. 각 세대에서 다음 세대로 전해질 개체를 생성함에 있어서 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용

하여 확률적으로 보다 부적합한 개체를 사전에 제거하고 다른 개체를 다시 생성함으로써 해에 근접하는 속도를 현저히 향상시킬 수 있음을 시뮬레이션을 통하여 보여주었다.

두 가지의 시뮬레이션 결과로부터, 시뮬레이티드 어닐링을 이용하는 경우 국부해에 빠지지 않으면서도 보다 빨리 최적해를 찾을 수 있음을 확인하였다. 뿐만 아니라 최적해에 근접하는 속도를 현저히 향상시킬 수 있음도 보았다. 결국 유전해법에서 생성된 각 개체에 대해 시뮬레이티드 어닐링을 적용하여 사전에 평가함으로써 유전해법의 성과를 높일 수 있음이 확인된 것이다.

그러나 유전해법과 시뮬레이티드 어닐링은 모두 난수에 기초한 탐색기법이기 때문에 성과가 매번 달라지며, 이 방법을 사용하기 위해서는 결정해야 할 인자들이 너무 많다는 것이 현실문제에 적용함에 있어서 큰 장애요인이 되고 있다. 따라서 향후 연구에서는 임의성을 가능한 한 배제하고 예측 가능한 성과를 가져올 수 있도록 하는 방법에 대해 지속적으로 연구할 필요가 있겠다.

## 참 고 문 헌

- [1] 고시근, "유전 알고리즘을 이용한 블록조립 공장의 생산일정계획," 「경영과학」, 제13권, 제1호 (1996), pp. 1-12.
- [2] 김여근, 현철주, "혼합모델 조립라인의 생산순서 결정을 위한 유전알고리즘," 「대한산업공학회지」, 제20권, 제3호 (1994), pp. 15-34.
- [3] 우병훈, 하정진, "비선형 최적화문제의 해결을 위한 개선된 유전알고리즘의 연구," 「경영과학」, 제13권, 제1호 (1996), pp. 97-109.
- [4] 한용호, 류광렬, "기계-부품군 형성문제의 사례를 통한 유전 알고리즘의 최적화 문제의 응용," 「경영과학」, 제12권, 제2호 (1995), pp. 105-127.
- [5] Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [6] Goldberg, D.E. and Jr. R. Lingle, "Alleles, loci and the Travelling Salesman Problem," in J.J. Grefenstette(ed.), *Proceedings of an International Conference on Genetic algorithms and Their Applications*, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, PA (1985), pp. 154-159.
- [7] Holland, J.H. and J.S. Reitman, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [8] Homaifar, A., S. Gusan and G. Liepins, "A New Approach on the Travelling Salesman Problem by Genetic Algorithms," *Proceedings of the fifth International Conference on Genetic Algorithms* (1993), pp. 460-466.
- [9] Kampke, T., "Simulated Annealing: Use of a New Tool in Bin Packing," *Annals of Operations Research*, Vol. 16 (1988), pp. 327-332.
- [10] Kirkpatrick, S., C.D. Jr. Gelatt and M.P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, Vol. 220 (1983), pp. 671-680.
- [11] Lundy, M and A. Mees, "Convergence of an Annealing Algorithm," *Mathematical Programming*, Vol. 34 (1986), pp. 111-124.
- [12] Metropolis, W., A. Rosenbluth, M.



- Rosenbluth, A. Teller and E. Teller,  
"Equation of State Calculations by Fast  
Computing Machines," *Journal of  
Chemistry Physics*, Vol. 21 (1953), pp.  
1087-1092.
- [13] Michalewicz, B., *Genetic Algorithms +  
Data Structures = Evolution Programs*,  
2nd ed., Springer-Verlag, 1994.
- [14] Oliver, I.M., D.J. Smith and J.R.C. Holland,  
"A Study of Permutation Crossover  
Operation on the Traveling Salesman  
Problem," *Proceedings of the Second  
International Conference on Genetic  
Algorithms and their Applications* (1987),  
pp. 224-230.
- [15] Szu, H., "Fast Simulated Annealing," In J.  
Denker(Ed.), *Neural Network for  
Computing: American Institute of Physics*,  
New York (1986), pp. 420-425.
- [16] Whitley, D., T. Starkwether and D.  
Shaner, "The Travelling Salesman and  
Sequence Scheduling Problems: Quality  
solutions using genetic edge recombin-  
ation," in L. Davis (ed.), *Handbook of  
Genetic Algorithms, van Nostrand  
Reinhold*, New York (1991), pp. 350-372.
- [17] Zhen-Ping Lo and B. Bavarian, "Op-  
timization of Job Scheduling on Parallel  
Machine by Simulated Annealing  
Algorithms," *Expert Systems With  
Applications*, Vol. 4 (1992), pp. 323-328.

