

논문 2012-49CI-4-8

등급기준 돌연변이 확률조절에 여왕벌진화의 융합을 통한 유전자알고리즘의 성능 향상

(Performance Improvement of Genetic Algorithms through Fusion of
Queen-bee Evolution into the Rank-based Control of Mutation
Probability)

정 성 훈*

(Sung Hoon Jung)

요 약

본 논문에서는 기 개발된 등급기준 돌연변이 확률조절방법에 여왕벌진화방법을 융합하여 유전자알고리즘의 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 등급기준 돌연변이 확률조절 방법은 유전자알고리즘의 개체가 지역 최적해에 빠지는 것을 방지하고 지역 최적해에 빠졌을 경우 쉽게 빠져나올 수 있게 하는 방법으로 기존 알고리즘에 비하여 일정부분 성능향상을 보였다. 그러나 이 방법은 지역최적해가 많긴 적긴 간에 전역 최적해가 한 곳에 작은 영역에 있는 문제에서는 그다지 성능이 좋지 않았다. 우리는 그 이유가 이 방법이 전역 최적해로의 수렴성이 부족한 것으로 판단하고 수렴성을 강화시키기 위하여 여왕벌 진화방법을 융합한 알고리즘을 본 논문에서 제안한다. 여왕벌진화방법은 여왕벌의 생식을 모사한 방법으로 수렴성을 강화시킬 수 있는 방법이다. 제안한 방법의 성능을 측정하기 위하여 4개의 함수최적화문제에 적용해본 결과 우리가 예상한대로 전역 최적해가 한 곳에 작은 영역에 몰려있는 문제에서는 상당한 성능향상이 일어나는 것을 관찰할 수 있었다. 그러나 전역 최적해가 넓은 영역에 걸쳐있는 문제에서는 성능향상이 거의 없었으며 전역 최적해가 여러 곳에 멀리 떨어져 있는 문제에서는 강한 수렴성으로 인하여 오히려 성능이 나빠지는 것을 볼 수 있었다. 이러한 실험결과로 보았을 때 본 논문에서 제안한 방법은 전역 최적해가 한 곳에 몰려있는 문제에서 매우 유용하게 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

Abstract

This paper proposes a fusion method of the queen-bee evolution into the rank-based control of mutation probability for improving the performances of genetic algorithms. The rank-based control of mutation probability which showed some performance improvements than the original method was a method that prevented individuals of genetic algorithms from falling into local optimum areas and also made it possible for the individuals to get out of the local optimum areas if they fell into there. This method, however, showed not good performances at the optimization problems that had a global optimum located in a small area regardless of the number of local optimum areas. We think that this is because the method is insufficient in the convergence into the global optimum, so propose a fusion method of the queen-bee evolution into this method in this paper. The queen-bee evolution inspired by reproduction process of queen-bee is a method that can strengthen the convergence of genetic algorithms. From the extensive experiments with four function optimization problems in order to measure the performances of proposed method we could find that the performances of proposed method was considerably good at the optimization problems whose global optimum is located in a small area as we expected. Our method, however, showed not good performances at the problems whose global optima were distributed in broad ranges and even showed bad performances at the problems whose global optima were located far away. These results indicate that our method can be effectively used at the problems whose global optimum is located in a small area.

Keywords : Genetic Algorithms, Rank-based Mutation Control, Queen-bee Evolution, Function Optimization

* 정회원, 한성대학교(Hansung University)

※본 연구는 한성대학교 연구장려금 지원과제임.

접수일자: 2012년2월29일, 수정완료일: 2012년6월21일

I. 서 론

유전자알고리즘은 다윈의 자연선택 (natural selection)을 모사하여 만든 최적화알고리즘으로 다양한 공학적 문제에 응용되어 왔다^[1-3, 6]. 유전자알고리즘은 수학적 최적화알고리즘에 비하여 적용에 제한사항이 적다는 장점을 갖는 반면에 전역 최적해를 보장할 수 없다는 단점을 갖는다^[1-2]. 특히 지역최적해가 많은 문제에서 대부분의 개체가 초기세대에서 지역최적해로 빠르게 수렴한 후 빠져나오지 못하는 조속수렴현상 (premature convergence phenomenon)이 발생하면 더 이상 진화가 일어나지 않아 낮은 성능을 보이는 문제가 있다^[1-2]. 이러한 조속수렴현상을 해결하기 위하여 여러 가지 방법이 제안되었다^[4-5, 7-10, 12-15].

우리는 이러한 조속수렴현상을 해결하여 유전자알고리즘의 성능을 향상시키고자 개체에 등급을 매기고 등급별로 돌연변이 확률을 조절하는 방법을 제안하였다^[13]. 이 방법에서는 유전자알고리즘의 개체를 해당 개체의 적합도를 이용하여 등급을 매긴다. 그 후 돌연변이 연산에서 등급이 좋은 개체는 낮은 돌연변이 확률을 주어 해당 개체가 갖고 있는 좋은 형질을 유지하면서 세부적인 탐색을 하게 한다. 반면 등급이 나쁜 개체는 높은 돌연변이 확률을 주어 형질이 많이 변형되게 만든다. 이렇게 하면 등급이 나쁜 개체는 부모 개체와 많은 차이가 발생하게 되어 지역 최적해를 벗어나는데 도움을 준다. 결국 이러한 등급별 돌연변이 확률조절 방법은 조속수렴현상에 빠지는 확률을 줄여주며 빠진 경우에도 빠르게 벗어날 수 있는 방법을 제공하여 유전자알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있다. 실제로 최적화 문제에 적용해본 결과 기존의 방법에 비하여 성능이 크게 향상되는 것을 볼 수 있었다^[13].

그러나 지역 최적해가 적고 단순한 문제이거나 지역 최적해가 많고 복잡한 문제이거나 할 것 없이 하나의 전역 최적해가 작은 영역에 있는 문제에서는 성능이 크게 향상되지 못하였다. 우리는 이 문제가 등급별 돌연변이 확률조절 방법이 수렴성이 약한 것에 기인한 것으로 분석하였다. 즉 등급별로 개체의 돌연변이를 조절하므로 지역 최적해에 빠지는 경우를 줄이고 빠진 경우에도 쉽게 빠져 나올 수 있게 하였으나 이러한 힘이 전역 최적해로의 수렴성도 약화시켜서 발생한 문제로 판단하였다. 이에 우리는 이러한 한계를 극복하고자 본 논문

에서 등급별 돌연변이 확률조절 방법에 여왕벌진화방법을 융합한 새로운 방법을 제안한다. 여왕벌진화방법은 수렴성을 높여 개체의 진화속도를 빠르게 하기위하여 우리가 제안한 방법으로서 여왕벌이 모든 수벌과 교미를 통해 자식을 생성하는 것을 모사한 방법이다^[8]. 기존의 유전자알고리즘에서는 적합도에 비례하여 선택된 부모개체가 교배하여 자식을 생성하나 여왕벌진화방법에서는 여왕벌 개체(이전 세대에서 가장 좋은 적합도를 갖는 개체)와 적합도에 비례하여 선택된 부모개체가 쌍을 이루어 자식을 생성한다^[8]. 이렇게 하면 여왕벌로의 수렴성이 급격히 높아지게 된다. 그러나 여왕벌이 지역 최적해에 있는 경우에는 지역 최적해로의 수렴 또한 빠르게 이루어진다. 그래서 여왕벌 진화 방법에서는 이를 극복하고자 일정 개체를 강한 돌연변이를 주어 해결하였다. 그러나 이 방법은 개체의 등급을 고려하지 않아서 좋은 개체의 좋은 유전형질이 많이 깨지거나 나쁜 개체의 나쁜 유전형질이 유지되는 문제점이 있었다. 우리는 본 논문에서 여왕벌 개체로 부모개체를 구성하는 것만을 적용하였으며 등급별 돌연변이 확률조절이 있으므로 여왕벌 진화에서 일정 개체를 강하게 돌연변이 하는 것은 적용하지 않았다.

본 논문에서 제안한 방법의 효용성을 살펴보기 위하여 4개의 함수최적화문제를 이용하여 실험하였다. 실험 결과 하나의 전역 최적해가 좁은 영역에 걸쳐 있는 문제에서는 수십 배에서 수백 배에 달하는 성능향상이 있었다. 그러나 전역 최적해가 넓은 영역에 분포되어 있는 문제에서는 성능차이가 크지 않았으며 여러 개의 전역 최적해가 멀리 떨어져 있는 문제에서는 오히려 성능이 감소하였다. 이런 결과로 보았을 때 본 논문에서 제안한 방법은 전역 최적해가 비교적 한 곳에 몰려있는 문제에 매우 유용할 것으로 판단된다.

II. 기존방법 소개

1. 조속수렴현상

유전자알고리즘의 성능을 저하시키는 요소 중에 가장 큰 것은 유전자 알고리즘의 조속수렴현상이다. 조속수렴현상은 유전자알고리즘의 개체가 충분히 전체 영역을 탐색해 본 뒤에 수렴하지 않고 초기세대에서 빠르게 지역 최적해로 수렴하는 현상을 말하는 것으로 일단 개체가 지역 최적해로 수렴하면 이 영역을 빠져 나오기

어렵기 때문에 유전자알고리즘은 좋지 않은 성능을 보인다^[5].

유전자알고리즘에 조속수렴현상이 나타나는 이유는 다음과 같다. 유전자알고리즘의 초기 개체는 보통 무작위적으로 생성되는데 이렇게 무작위 적으로 생성된 초기 개체 중에서 지역 최적해 영역에 위치한 비교적 좋은 적합도를 갖는 개체들이 존재한다. 이러한 개체들은 다른 개체들보다 비교적 적합도가 높기 때문에 다음 세대의 부모 개체를 선택하는 선택연산에서 많이 선택된다. 이 선택된 부모 개체들을 교배(crossover)와 돌연변이(mutation) 연산을 하여 자식 개체를 만들게 되는데 교배는 부모개체의 유전정보를 조합하는 것으로서 부모개체가 유사한 경우 조합된 정보도 유사하게 되어 자식은 부모개체와 매우 유사하게 된다. 부모개체와 많이 다른 자식개체를 생성하려면 돌연변이 연산에서 돌연변이 확률을 높여주어야 하는데, 그럴 경우 수렴성이 약해져 무작위 탐색 특성이 나타나게 되는 문제가 발생한다. 결국 일반적인 유전자 알고리즘에서는 돌연변이 확률을 0.05와 같은 작은 값을 사용하며 그렇기 때문에 자식개체는 부모 개체와 거의 유사한 유전정보를 갖게 된다. 결국 대부분의 개체가 몇 개의 비교적 좋은 적합도를 갖는 초기 개체가 있던 지역 최적해 영역에 수렴하게 된다. 일단 이와 같은 조속수렴현상이 발생하면 대부분의 개체가 거의 유사한 유전형질을 갖게 되어 더 이상 진화가 일어나지 않고 해당 영역에 머물러 있게 된다^[5]. 결국 유전자알고리즘은 낮은 성능을 보이는데 이러한 현상을 조속수렴현상이라고 한다.

2. 등급기준 돌연변이 확률 조절

조속수렴현상을 해결하고 성능을 높이기 위해서는 개체의 다양성이 유지되는 것이 중요하다. 그러나 다양성은 수렴성에 반대되는 것으로 다양성을 너무 높이면 수렴성이 약화되어 또 다른 문제가 발생한다. 그러므로 상황에 따라서 적절하게 다양성을 조절하는 것이 조속수렴현상을 해결하고 성능을 향상시키는 방법이다. 개체가 다양한 상태에서는 교배연산이 개체의 다양성을 높이는데 도움이 되지만 개체가 유사한 상황에서는 교배연산은 개체를 다양하게 만드는데 큰 힘을 쓰지 못한다. 그러므로 대부분의 방법에서 다양성을 높이는 방법을 돌연변이 확률을 높이는 방법을 사용해 왔다^[13].

단순한 것은 조속수렴현상을 줄이기 위해서 세대수

만을 파라미터로 하여 초기 세대에서 돌연변이 확률을 높게 주었다가 세대가 지나면서 점차적으로 확률을 낮추는 방법이다^[14]. 이 방법은 개체의 수렴정도를 따지지 않고 오로지 세대수만을 이용하여 돌연변이 확률을 조정하여 구현비용은 적게 들지만 성능향상에 한계가 있다. Srinivas^[15]는 개체의 적합도와 개체 전체의 평균적합도 그리고 해당 세대의 최대 적합도를 이용하여 개체별로 돌연변이 확률을 조절하는 방법을 제안하였다. 이전 방법은 모든 개체의 돌연변이 확률을 똑같이 주고 조절하는데 비하여 이 방법은 개체 별로 돌연변이 확률을 다르게 주는 방법으로서 돌연변이 확률을 높이는데서 발생하는 문제를 많이 완화하였다. 즉 적합도가 좋은 개체의 경우에는 낮은 돌연변이 확률이 주어지고 적합도가 낮은 개체만 높은 돌연변이 확률이 주어지기 때문에 적합도가 높은 좋은 개체가 높은 돌연변이 확률로 인하여 좋은 유전형질이 파괴되는 문제가 완화되었으며 적합도가 낮은 좋지 않은 개체는 높은 돌연변이 확률로 다양성을 유지하는데 이용될 수 있다^[15].

그러나 이 방법은 적합도를 중심으로 돌연변이 확률을 조절하기 때문에 적합도의 스케일에 따라서 돌연변이 확률조절의 강약이 결정되는 문제점이 있으며 아울러 이를 완화하기 위하여 도입한 비례상수를 경험적으로 설정해야하는 문제점이 있다^[13]. 우리는 이와 같은 문제점을 인식하고 개체의 적합도를 이용한 것이 아니라 개체의 적합도에 따라서 등급을 매기고 등급에 따라서 돌연변이 확률을 조절하는 등급기준 돌연변이 확률 조절 방법을 제안하였다^[13]. 이 방법에서는 높은 적합도를 갖는 좋은 등급의 개체는 낮은 돌연변이 확률을 주어 좋은 유전 형질을 유지하게 했으며 낮은 적합도를 갖는 나쁜 등급의 개체는 높은 돌연변이 확률을 주어 개체의 다양성을 유지할 수 있게 하였다.

3. 여왕벌 진화

유전자알고리즘의 성능이 향상되기 위해서는 조속수렴현상을 막아서 지역 최적해에 빠지지 않게 하는 것도 중요하지만 전역 최적해로 빠르게 수렴하게 하는 것도 중요하다. 즉 수렴성을 높이는 것도 중요하다. 다만 답을 찾기 전에는 개체가 수렴하는 영역이 지역 최적해인지 전역 최적해인지 알 수가 없기 때문에 수렴성을 높이는 것이 조속수렴현상이 높아지는 결과로 나타나기도 한다. 결국 수렴성도 높이면서 다양성도 유지해야하는

덜레마적인 요소가 있다. 여왕벌 진화방법에서는 먼저 수렴성을 높이기 위하여 여왕벌 생식방법을 모사한 방법을 적용한다. 즉 기존의 유전자 알고리즘에서는 룰렛 휠 선택 방법같이 적합도에 비례하여 선택된 부모개체를 이용하여 자식을 생성하는데 비하여 여왕벌 진화방법에서는 이전 세대에서 최고 적합도를 갖는 개체(여왕벌 개체)를 적합도에 비례하여 선택된 부모개체와 쌍을 이루게 하여 자식개체를 생성한다. 이렇게 되면 자식개체는 부모 개체 중 한 개체가 이전 세대에서 가장 좋은 개체의 유전형질을 가지므로 빠르게 여왕벌개체 쪽으로의 진화가 일어난다.

그러나 위에서도 언급한 것처럼 초기 세대에서의 여왕벌개체는 지역 최적해 영역에 있을 가능성이 높기 때문에 조속수렴현상을 유발한다. 그러므로 다양성을 높여야하는데 여왕벌진화 방법에서는 일정 퍼센트의 자식개체를 강력하게 돌연변이 시키는 방법으로 다양성을 높였다. 여왕벌 진화에 대한 보다 자세한 것은 논문^[8]을 참고하기 바란다.

III. 제안방법

등급기준 돌연변이 확률조절 방법은 낮은 적합도를 갖는 나쁜 등급의 개체의 돌연변이 확률을 높게 주어 개체의 다양성을 유지시킴으로서 조속수렴현상에 빠지지 않게 한다. 동시에 높은 적합도를 갖는 좋은 등급의 개체는 낮은 돌연변이 확률을 할당해 좋은 유전형질을 유지하게 함으로서 진화를 유지시키게 하였다. 본 논문에서는 유전자알고리즘의 성능을 더욱 향상시키고자 이러한 등급기준 돌연변이 확률조절 방법에 여왕벌진화를 융합하여 수렴성을 향상시킨다. 즉, 기존의 등급기준 돌연변이 확률조절에서는 선택 알고리즘에 의하여 선택된 부모들로서 자식을 생성한 반면 본 논문에서 제안한 방법에서는 이전 세대의 최고 적합도를 갖는 여왕벌 개체와 선택알고리즘에 의하여 선택된 부모들로서 부모개체를 이루게 하였다. 이렇게 함으로서 수렴성이 강화되어 보다 빠르게 전역 최적해를 찾을 것으로 기대하였다. 다만, 수렴성을 조절하기 위하여 파라미터를 두어 여왕벌 개체를 적용할 퍼센트를 조절하였다.

이전 절에서도 설명한 것처럼 여왕벌진화 방법은 수렴성은 높여주지만 동시에 조속수렴현상이 나타날 가능성도 높여준다. 그래서 기존의 여왕벌 진화방법에서는

개체의 일정 퍼센트에 높은 돌연변이 확률을 주어 강하게 돌연변이 시키는 방법을 사용하였다. 그러나 이 방법의 문제점은 강하게 돌연변이 되는 개체를 적합도를 고려하지 않고 선택했기 때문에 좋은 개체가 강하게 돌연변이 되어 대부분의 좋은 유전형질이 깨질 가능성이 있다는 것이다. 또한 본 논문의 제안방법에서는 등급기준 돌연변이 확률조절을 하기 때문에 굳이 기존의 여왕벌 진화방법에서 사용한 일정 퍼센트의 개체를 강하게 돌연변이 하는 것을 사용하지 않고 등급기준 돌연변이 확률조절을 이용해 이 문제를 해결한다.

Algorithm 1은 본 논문에서 제안한 등급기준 돌연변이 확률조절방법과 여왕벌진화방법을 융합하여 만든 유전자 알고리즘을 보여준다.

Algorithm 1. Proposed Genetic Algorithm

```

// t : time //
// n : population size //
// P : populations //
// ri : rank of ith individual //
// ζ : mutation scale factor //
// η : queen-bee evolution rate //
// Iq : a queen-bee individual //
// Is : selected individuals //
// pmo : constant original mutation probability //
// pmi : mutation probability of ith individual //
1 t ← 0
2 initialize P(t)
3 evaluate P(t)
4 while (not termination-condition)
5 do
6   t ← t + 1
7   select P(t) from P(t-1)
8   for i = 1 to n
9     if i ≤ (η*n) then
10      P(t) = {(Iq(t-1), Is(t-1))}
11    else
12      P(t) = {(Is(t-1), Is(t-1))}
13    end if
14  end for
15 recombine P(t)
    
```

```

16 do crossover
17 evaluate  $P(t)$ 
18 rank  $P(t)$ 
19 calculate mutation probability
20 for  $i = 1$  to  $n$ 
21    $p_m^i = (p_m^o + p_m^o) * \zeta * r_i / (n - 1)$ 
22 end for
23 do mutation with  $p_m^i$  instead of  $p_m^o$ 
24 evaluate  $P(t)$ 
25 end

```

Algorithm 1에서 8~14번 줄은 여왕벌 진화방법을 적용한 것이다. $t-1$ 세대에서의 최고의 적합도를 갖는 여왕벌 I_q 는 선택알고리즘으로 선택된 개체들인 I_s 와 쌍을 이루어 부모개체를 형성한다. 다만 이전에도 언급한 것처럼 여왕벌을 모두 적용하면 수렴성이 너무 강화되어 조속수렴현상이 발생하므로 파라미터 η 를 이용하여 여왕벌을 적용할 퍼센트를 조절한다. 즉, $\eta = 0.5$ 이면 개체의 반은 여왕벌 진화를 하고 나머지 반은 선택된 개체들로만 부모를 이루는 일반적인 진화를 수행한다. 알고리즘의 16번 줄은 정상적인 교배이며 17~23번 줄까지가 등급기준 돌연변이 확률조절방법이다. 간단히 설명하면 먼저 교배된 개체들은 17번 줄에서 보듯이 적합도가 평가되어 적합도에 따라서 등급이 매겨진다. 등급은 가장 좋은 개체가 0등급으로 적합도 순서에 따라서 하나씩 커지며 매겨진다. 그러므로 적합도가 가장 낮은 개체는 $n-1$ 등급이 된다. 21번 줄은 등급에 따라서 돌연변이 확률을 조절하는 부분이다. 0등급 개체는 r_i 가 0이기 때문에 돌연변이 확률 p_m^i 가 0이 되어 돌연변이가 일어나지 않는다. 그리고 중간등급 개체의 돌연변이 확률은 $p_m^o * \zeta$ 가 되며 가장 낮은 등급 개체의 돌연변이 확률은 $2p_m^o * \zeta$ 가 된다. ζ 는 등급에 따른 돌연변이

를 얼마나 강하게 조절해줄 것인지를 조정하는 파라미터로서 최적화 대상에 지역 최적해가 많은 경우 지역 최적해에 쉽게 빠지지 않고 지역 최적해를 쉽게 빠져나오게 하기 위해 큰 값으로 주는 것이 좋다. 그러나 너무 크면 무작위탐색 경향이 높아져서 수렴성이 나빠짐으로 적당한 값을 선택해야한다.

IV. 실험결과

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 4개의 함수최적화문제를 이용하여 실험하였다. 사용한 4개의 함수 최적화 문제는 수식 (1) 과 같으며 그 그래프로 표현하면 그림 1과 같다. 그림 1에서 보듯이 함수 f_1 은 단순한 함수로서 하나의 지역해가 바로 전역해이므로 쉬운 최적화 문제이다. 이에 비하여 함수 f_2 는 멕시코모자처럼 생긴 함수로 가운데 전역 최적해를 둘러싸고 전역 최적해와 거의 유사한 값의 여러 겹의 지역 최적해를 갖는 함수로서 최적화하기가 매우 어려운 함수이다. 함수 f_3 는 여러 겹의 최적해가 주기적으로 존재하는 함수로서 함수 f_2 보다는 쉬운 함수이다. 마지막으로 함수 f_4 는 네 모서리에 똑같은 크기의 전역최적해가 분포해 있으며 가운데에 아주 많은 지역 최적해가

표 1. 유전자알고리즘의 파라미터
Table 1. Parameters of genetic algorithms.

파라미터	값
교배확률 (p_c)	0.6
돌연변이 확률 (p_m^o)	0.05
개체 수	20
개체비트 길이	22 bits
돌연변이 스케일 (ζ)	4, 8, 16
여왕벌 진화비율 (η)	0.25, 0.5, 0.75

$$\begin{aligned}
f_1 &= 3000 - 3(x^2 + y^2) \\
f_2 &= 0.5 - \frac{\sin(\sqrt{x^2 + y^2})\sin(\sqrt{x^2 + y^2}) - 0.5}{(1.0 + 0.001(x^2 + y^2))(1.0 + 0.001(x^2 + y^2))} \\
f_3 &= 0.5 + \sin^2\left(\frac{(\sqrt{x^2 + y^2} - 0.5)}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2}\right) \\
f_4 &= (x^2 + y^2)^{0.25}\sin^2(50(x^2 + y^2)^{0.1} + 1)
\end{aligned} \tag{1}$$

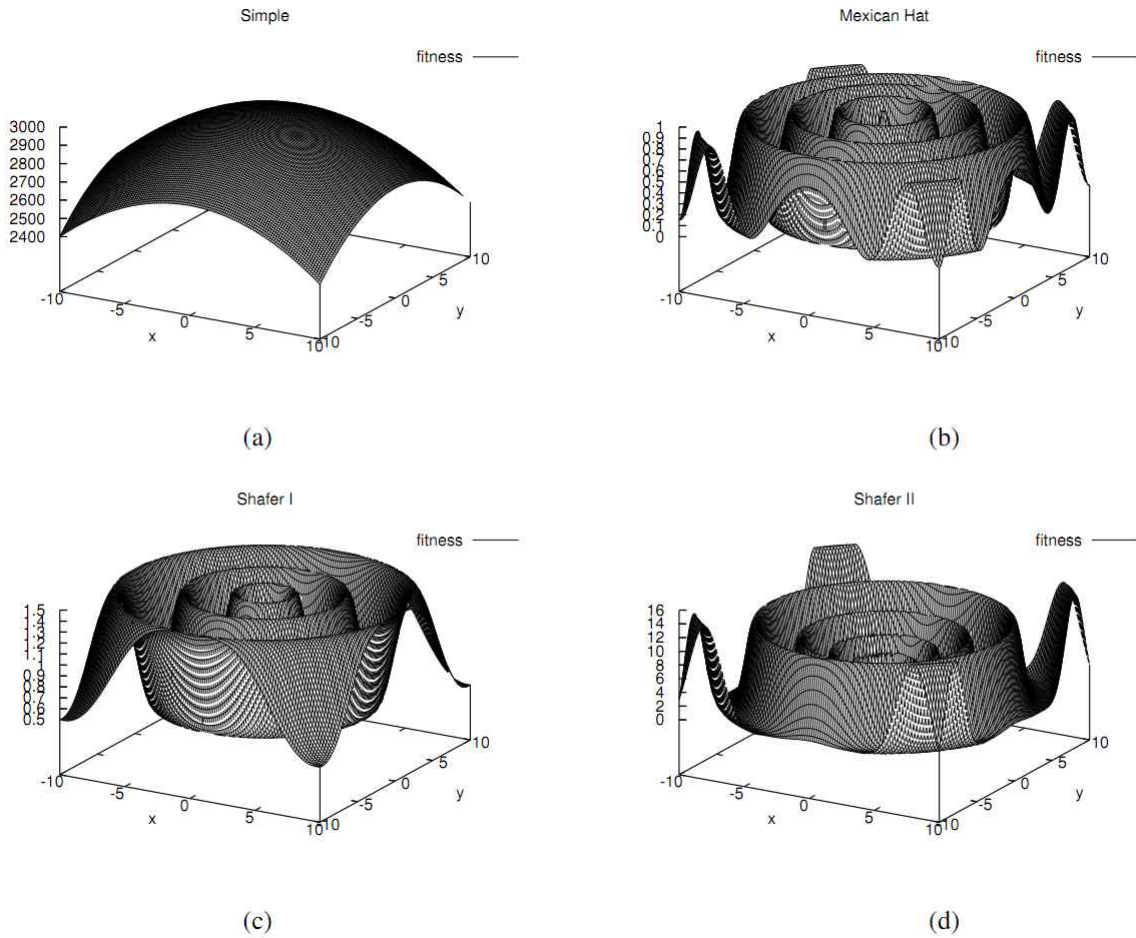


그림 1. 최적화함수 (a) f_1 (b) f_2 (c) f_3 (d) f_4
 Fig. 1. Optimization functions (a) f_1 (b) f_2 (c) f_3 (d) f_4 .

표 2. 실험결과
 Table 2. Experimental results.

fn.	OGA	여왕벌 진화비율 (η)	돌연변이 스케일 (ζ)						RGA/ RQGA
			4		8		16		
			RGA	RQGA	RGA	RQGA	RGA	RQGA	
f_1	32033.1	0.25		43.0		42.3		96.5	9810.7/28. = 350.3
		0.5	11141.5	28.0	9810.7	55.8	20141.9	127.0	
		0.75		30.4		51.5		107.9	
f_2	36609.9	0.25		435.7		564.4		594.4	9964.4/426.7 =23.3
		0.5	9964.4	1180.0	10086.2	779.8	15324.6	426.7	
		0.75		550.3		740.1		2024.6	
f_3	96.3	0.25		111.2		74.8		123.0	74.1/42.3 =1.75
		0.5	76.8	75.2	74.1	42.3	89.5	143.5	
		0.75		165.9		106.2		171.0	
f_4	1124.2	0.25		5924.5		4761.5		3848.3	328.8/2033.5 =0.16
		0.5	405.0	8387.5	328.8	2033.5	917.1	7845.8	
		0.75		5005.2		5218.3		5144.3	

존재하는 함수로서 전역 최적해가 여러 군데 배치하고 있어서 개체들이 진화방향을 설정하는데 어려움을 겪는 문제이다.

우리는 이 4개의 함수최적화 문제에 원래의 유전자 알고리즘 그리고 등급기준 돌연변이 확률조절 방법 그리고 본 논문에서 제안한 여왕벌진화와 융합한 방법을 모두 실험하였다. 실험에 사용한 유전자알고리즘의 파라미터는 표 1과 같으며 그 이외에 파라미터는 동일하게 주었다. 실험은 개체 중에 하나 이상이 전역 최적해를 찾은 경우 그 때의 세대 수를 기록하는 방식으로 진행하였다, 각 방법별로 다른 초기개체를 이용하여 10번씩 실험하였으며 10번의 실험결과를 평균하여 결과를 도출하였다. 표준편차도 구했으나 간단하게 나타내기 위하여 실험결과에는 포함하지 않았다. 실험결과는 표 2에 있다. 표 2에서 OGA는 원래의 유전자알고리즘을 표시하며 RGA는 등급기준 돌연변이 확률조절 알고리즘을 뜻하고 RQGA는 본 논문에서 제안한 등급기준 돌연변이 확률조절에 여왕벌 진화를 융합한 알고리즘을 뜻한다. 실험은 등급기준 돌연변이 확률조절 알고리즘의 파라미터인 돌연변이 스케일(ζ)와 여왕벌 진화비율(η)에 따라서 실험하였다. 실험결과에서 보듯이 RGA의 성능은 기존의 알고리즘 OGA에 비해서 모든 함수에서 성능이 좋았다. 다만 성능이 그렇게 크게 좋지는 못하였는데, 그 이유는 수렴성이 부족한 것 때문인 것으로 판단하였다. RGA와 RQGA를 비교해보면 함수 f_1 과 f_2 에서는 RQGA의 성능이 월등히 좋았다. 표 2에서 RGA/RQGA는 RGA에서 제일 좋은 성과 RQGA에서 제일 좋은 성능의 비를 구한 것으로서 f_1 은 무려 350배 정도 성능이 향상되었으며 f_2 의 경우도 대략 23배 정도 성능이 향상되었다. 함수 f_3 에서는 대략 1.7배 정도 RQGA가 좋았으나 제일 좋은 성능이 아닌 평균적인 성능을 보면 전반적으로 오히려 RQGA가 좋지 않은 것을 볼 수 있다. 이러한 경향성은 함수 f_4 에서 더욱 두드러지는데, 함수 f_4 에서는 RQGA가 오히려 대략 6배정도 성능이 나뉘었다. 이와 같이 성능차가 발생하는 것은 여왕벌 진화의 강한 수렴성에 기인한다고 볼 수 있다. 함수 f_1 이나 f_2 와 같이 작은 영역에 걸쳐서 전역 최적해가 있는 문제에서는 강한 수렴성이 유리하다. 그러므로 이러한 함수에서는 강한 수렴성을 준 RQGA가 성능을 크게 향상시켰다. 그러나 함수 f_3 에서처럼 전역 최적해

가 전체 영역에 퍼져있는 문제에서는 강한 수렴성이 크게 필요하지 않으며 더군다나 함수 f_4 에서와 같이 전역 최적해가 네 모서리에 걸쳐있는 문제에서는 오히려 수렴성이 방해가 된다는 것이다. 왜냐하면 개체를 전역 최적해로 움직이려는 힘이 일관되게 작용하지 못하기 때문이다. 즉 한 모서리의 전역 최적해로 가려던 개체가 다른 모서리의 전역 최적해로의 힘이 작용하면 갈팡질팡 할 수 있다는 것이다. 최종결론은 본 논문에서 제안한 방법은 범용 적으로 사용되기 보다는 전역 최적해가 작은 영역에 집중되어 있는 문제에 유용하다는 것이다. 이렇게 전역 최적해가 작은 영역에 집중되어 있는 문제에서는 함수 f_2 처럼 아주 어려운 문제에서도 20여 배의 성능향상을 볼 수 있다. 이러한 점이 본 논문에서 제안한 방법의 큰 장점으로 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 등급기준 돌연변이 확률조절 방법에 여왕벌진화 방법을 융합하여 유전자알고리즘의 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 등급기준 돌연변이 확률조절 방법이 등급을 기준으로 돌연변이를 수행함으로써 쉽게 지역 최적해에 빠지지 않고 지역 최적해에 빠져도 쉽게 벗어날 수 있는 장점은 있으나 전역 최적해로의 수렴성이 약한 문제가 있었다. 본 논문에서는 이러한 등급기준 돌연변이 확률조절 방법에 여왕벌 진화를 융합하여 강한 수렴성을 부가하였다. 4개의 함수 최적화 문제를 적용하여 실험한 결과 여왕벌 진화를 융합함으로써 인하여 강한 수렴성이 부가된 것을 확인할 수 있었다. 그 결과로 함수 f_1 과 f_2 와 같이 전역 최적해가 작은 영역에 몰려 있어서 강한 수렴성을 필요로 하는 문제에서는 성능이 월등히 향상됨을 보았다. 그러나 전역 최적해가 넓게 분포되어 있거나 분산되어 있는 경우에는 성능이 좋지 않거나 오히려 퇴보하였다. 이런 결과로 보았을 때 본 논문에서 제안한 방법은 전역 최적해가 한 곳에 집중되어 있는 문제에서는 매우 유용할 것을 판단된다. 추후 전역 최적해가 분산되어 있는 환경에서도 성능을 향상시킬 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] D. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley, 1989.
- [2] M. Srinivas and L. M. Patnaik, "Genetic Algorithms: A Survey," *IEEE Computer Magazine*, pp. 17-26, June 1994.
- [3] H. Szczerbicka and M. Becker, "Genetic Algorithms: A Tool for Modelling, Simulation, and Optimization of Complex Systems," *Cybernetics and Systems: An International Journal*, vol. 29, pp. 639-659, Aug. 1998.
- [4] R. Yang and I. Douglas, "Simple Genetic Algorithm with Local Tuning: Efficient Global Optimizing Technique," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 98, pp. 449-465, Aug. 1998.
- [5] J. Andre, P. Siarry, and T. Dognon, "An improvement of the standard genetic algorithm fighting premature convergence in continuous optimization," *Advances in engineering software*, vol. 32, no. 1, pp. 49-60, 2001.
- [6] C. Xudong, Q. Jingen, N. Guangzheng, Y. Shiyong, and Z. Mingliu, "An Improved Genetic Algorithm for Global Optimization of Electromagnetic Problems," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 37, pp. 3579-3583, Sept. 2001.
- [7] J. A. Vasconcelos, J. A. Ramirez, R. H. C. Takahashi, and R. R. Saldanha, "Improvements in Genetic Algorithms," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 37, pp. 3414-3417, Sept. 2001.
- [8] S. H. Jung, "Queen-bee evolution for genetic algorithms," *Electronics Letters*, vol. 39, no. 6, pp. 575-576, Mar. 2003.
- [9] E. Alba and B. Dorronsoro, "The exploration/exploitation tradeoff in dynamic cellular genetic algorithms," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 9, pp. 126-142, Apr. 2005.
- [10] V. K. Koumousis and C. Katsaras, "A saw-tooth genetic algorithm combining the effects of variable population size and reinitialization to enhance performance," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 10, pp. 19-28, Feb. 2006.
- [11] A. E. Eiben, Z. Michalewicz, m. Schoenauer, and J. E. Smith "Parameter Control in Evolutionary Algorithms," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 54, pp. 19-46, 2007.
- [12] Silja Meyer-Nieberg and Hans-Georg Beyer, "Self-Adaptation in Evolutionary Algorithms," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 54, pp. 47-75, 2007.
- [13] S. H. Jung, "Rank-based Control of Mutation Probability for Genetic Algorithms," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 146-151, May 2010.
- [14] C. W. Ho, K. H. Lee, and K. S. Leung, "A Genetic Algorithm Based on Mutation and Crossover with Adaptive Probabilities," in *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 768-775, 1999.
- [15] M. Srinivas and L. M. Patnaik, "Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 24, no. 4, pp. 656-667, Apr. 1994.

저 자 소 개



정 성 훈(정회원)

1988년 한양대학교 전자공학과
(공학사)

1991년 KAIST 전기및전자공학과
(공학석사)

1995년 KAIST 전기및전자공학과
(공학박사)

1996년~현재 한성대학교 정보통신학과 교수
<주관심분야 : 소프트웨어컴퓨팅, 시스템생물학, 뇌공학>