

휴리스틱에 의하여 개선된 반딧불이 알고리즘의 설계와 분석

이 현 숙[†] · 이 정 우^{††} · 오 경 환^{†††}

요 약

본 논문에서는 최근 Xin-She Yang에 의해 소개된 반딧불이 알고리즘(FA)에 휴리스틱을 적용하여 개선하는 방안을 제안한다. 또한 이를 위하여 기존의 FA를 이와 유사한 문제영역의 알고리즘인 Particle Swarm Optimization(PSO)와 정확도 측면, 수렴 시간 측면, 각 입자의 움직임 측면에서 비교 분석한다. 비교 실험 결과, FA의 정확도는 PSO보다 나쁘지 않았지만, 수렴 속도는 느린 것으로 나타났다. 본 논문은 이에 대한 직관적인 원인을 고찰하고, 이를 극복하기 위해, 기존의 FA에 부분 돌연변이 휴리스틱을 적용하여 개선된 FA(Improved FA)를 제안한다. 벤치마크 함수들을 최적화 하는 비교 실험 결과, 개선된 FA가 PSO와 기존의 FA보다 정확도와 수렴속도 측면에서 우수함을 보이고자 한다.

키워드 : 반딧불이 알고리즘, 입자군집 최적화, 부분 돌연변이, 자연계기반의 확률적 최적화

A Design and Analysis of Improved Firefly Algorithm Based on the Heuristic

Hyunsook Rhee[†] · Jungwoo Lee^{††} · Kyungwhan Oh^{†††}

ABSTRACT

In this paper, we propose a method to improve the Firefly Algorithm(FA) introduced by Xin-She Yang, recently. We design and analyze the improved firefly algorithm based on the heuristic. We compare the FA with the Particle Swarm Optimization (PSO) which the problem domain is similar with the FA in terms of accuracy, algorithm convergence time, the motion of each particle. The compare experiments show that the accuracy of FA is not worse than PSO's, but the convergence time of FA is slower than PSO's. In this paper, we consider intuitive reasons of slow convergence time problem of FA, and propose the improved version of FA using a partial mutation heuristic based on the consideration. The experiments using benchmark functions show the accuracy and convergence time of the improved FA are better than them of PSO and original FA.

Keywords : Firefly Algorithm, Particle Swarm Optimization, Partial Mutation, Nature-inspired Stochastic Optimization

1. 서 론

최적화 문제는 문제영역을 목적함수로 모델링 하여 구조 탐색이나 이동로봇의 경로 계획 문제에 널리 응용되어 왔다 [1]. 이러한 문제 영역에서 해결해야 할 문제는 어떤 최적화 기준을 만족하면서 주어진 환경에서 충돌 없는 경로를 생성 하는 것이 목표이다. 이를 위한 접근 방법으로 미리 알려진 환경 모델에 기반한 오프라인 전역 경로 계획과 알려지지

않은 환경에서의 온라인 지역 경로 계획 방법으로 나누어 연구되어 왔다. 전자의 방법은 사전에 정의된 정확한 환경 모델 정보를 요구한다. 따라서 이러한 방법은 환경 정보가 변화했을 때, 다시 계획 해야 하는 상황에서 막대한 비용 필요로 하기 때문에 동적 환경에서의 적응력이 약하다. 이런 관점에서, 제한된 센서에 기반한 온라인 지역 경로 계획에 대한 연구의 필요성이 대두된다. 이 방법은 최종 해결방법이 전역적으로 최적임을 보장하지는 않지만, 정확한 사전 환경 정보를 요구하지 않으며, 동적인 환경에 대한 적응력이 뛰어난 것으로 알려져 있다[2,3].

그 응용분야가 확대됨에 따라 이러한 경로계획 과정을 최적화 문제로 재정의하여 해결하고자 하는 연구가 활발히 진행 중이며, 최적화 될 목적함수는 대부분 미분불가능하며,

† 정 회 원 : 동양미래대학 전산정보학부 교수
†† 준 회 원 : 서강대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
††† 정 회 원 : 서강대학교 컴퓨터공학과 교수
논문접수 : 2011년 1월 10일
수정일 : 1차 2011년 1월 13일
심사완료 : 2011년 1월 17일

불연속하므로, 이를 해결하기 위한 자연계 기반의 확률적 최적화(Nature-inspired Stochastic optimization) 방법을 응용하고자 하는 노력이 계속 되어왔다[4,5,6].

자연계 기반의 확률적 최적화 알고리즘은 곤충의 먹이 찾는 모습이나, 우수한 개체의 생존율이 더 높은 자연계의 생존 법칙, 동물의 주화성 등 자연계의 여러 모습들을 수학적 으로 모델링하여 알고리즘에 응용한 것이다. 이들은 대체적 으로 비교적 긴 수렴시간을 요구하지만, 계산복잡도 자체는 낮으며, 다양한 휴리스틱으로 알고리즘의 수렴속도를 줄일 수 있음이 증명되고 있다. 대표적으로 Genetic Algorithm (GA), Simulated Annealing (SA), Ant Colony Optimization (ACO), Neural Network (NN), 입자 Swarm Optimization (PSO) 등이 이에 포함된다[4,5,6,7,8]. 또한 최근에는 Xin-She Yang에 의해 Firefly Algorithm(FA)[9]라는 새로운 자연계 기반의 최적화 방법이 소개되었다. FA는 반딧불이의 발광에 의한 집단적인 이동 방법을 모델링하여 주어진 함수를 최적화한다.

본 논문에서는, 자연계 기반의 확률적 최적화 방법들의 태생적 한계인 알고리즘의 느린 수렴속도의 극복 방법을 소개 하고 이를 기존의 FA에 적용하여 개선된 FA (Improved FA)를 제안한다. 이를 제안하는 과정에서 실험 대조군으로서 다양한 도메인에서 그 성능이 입증된 PSO와 기존의 FA를 함수 최적화에 사용하였다. 결론적으로 개선된 FA를 사용하였을 때가 PSO나 FA를 사용하였을 때보다 우수한 결과를 내놓음을 보임으로 본 연구의 타당성을 입증 하고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 Particle Swarm Optimization (PSO)

1995년 James Kennedy와 그의 동료들에 의해 제안된 PSO는[10] 인구의 집단지능을 기반으로 한 최적화 방법이다. PSO의 각 입자 들은 주어진 문제의 해의 한 후보를 표현하며 기본적으로 2차원 공간에서 새의 무리(bird flocking)의 이동 모습을 형상화한 것이다.

n차원 공간에서 다모드 함수 $f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 의 전역 최소값(global minima)을 구하고자 한다고 하자. PSO에서, 전체 인구 P 의 각 입자 $i(i=1, \dots, N)$ 는 3차원 벡터 (x_i, v_i, p_i) 로 표현된다. 여기서 x_i 는 입자 i 의 위치로 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, v_i 는 i 의 이동 속도로 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$, p_i 는 i 의 최적위치로서 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 와 같이 표현된다. 각 입자의 환경 적합도 함수(fitness function) $f(x_i)$ 로 주어진다.

각 입자들은 pbest라 부르는 자신의 최적 위치 P_i 를 가지며 그 이웃의 최적위치도 알 수 있게 된다. 또한 그 이웃의 pbest는 전체 입자의 pbest 중에서 최적위치이며, P_g 라 표현한다. P_g 는 gbest라 부르며 전역적 최적위치를 말한다.

이제 각 입자 i 는 탐색공간을 이동하고 자신의 과거 경험(pbest)과 전체 집단의 경험(gbest) 정보를 이용하여 n차원 공간의 한 성분 j 에서의 자신의 속도를 다음과 같이 갱신한다.

$$v_{i,j} = v_{i,j} + c_1 r_1 (p_{i,j} - x_{i,j}) + c_2 r_2 (p_{g,j} - x_{i,j}) \quad (\text{식 2-1})$$

매개변수 c_1, c_2 는 가속도 상수이고, r_1, r_2 는 구간 [0,1]에서의 균일한 랜덤함수이다. 만일 $v_{i,j}$ 가 미리 정해진 입자들의 최대속도 v_{max} 보다 크다면, 그것은 v_{max} 로 정해지고, 마찬가지로, $-v_{max}$ 보다 작다면 $-v_{max}$ 로 정해진다. 위와 같은 방법으로 속도가 정해지면 다음의 이동방정식에 의해 그 입자 i 의 다음 위치가 정해진다.

$$x_{i,j} = x_{i,j} + v_{i,j} \quad (\text{식 2-2})$$

알고리즘의 성능개선을 위해, 관성가중치(inertia-weight) 개념을 추가한 버전의 속도 갱신 알고리즘이 소개되었다[11].

$$v_{i,j} = \omega v_{i,j} + c_1 r_1 (p_{i,j} - x_{i,j}) + c_2 r_2 (p_{g,j} - x_{i,j}) \quad (\text{식 2-3})$$

파라미터 ω 는 관성가중치라 불리고 알고리즘의 전역 탐색과 지역 탐색 능력 사이의 상충관계를 제어하는 역할을 한다. 따라서 관성가중치의 사용은 각 입자의 이동 거리에 영향을 주어 알고리즘의 탐색 성능 전체에 영향을 주기 위한 것이다.

2.2 Firefly Algorithm (FA)

2009년 Xin-She Yang에 의해서 소개된 Firefly Algorithm(FA)은 반딧불이의 발광을 모델링하여 최적화하기 '어려운' 문제들을 확률적으로 해결하기 위한 자연계 기반의 확률적 최적화 방법의 일종이다[9]. 알고리즘의 명료성을 위해 다음 3가지 물이 가정된다.

1. 모든 반딧불이들은 암수를 구별하지 않는다(unisex).
2. 각 반딧불이의 매력도는 그것의 빛의 세기에 비례하고, 밝기가 약한 반딧불이가 밝기가 강한 반딧불이 쪽으로 이동한다. 특히, 주변에 자신보다 밝은 빛을 내는 반딧불이가 없으면 그 반딧불이는 랜덤하게 움직인다.
3. 반딧불이의 밝기는 목적함수의 값에 의해 결정된다.

빛의 강도 I 는 발광 주체인 반딧불이와 그 빛을 인지하게 되는 다른 반딧불이 사이의 거리 r 의 제곱의 역수와 비례한다. 즉,

$$I \propto 1/r^2 \quad (\text{식 2-4})$$

게다가, 공기는 빛을 흡수(absorption)한다. 따라서, 두 반딧불이가 서로의 빛의 세기를 인지하는 데는 서로의 거리 r 과 공기가 빛을 흡수하는 정도인 흡수계수(absorption coefficient) γ 에 대한 고려가 함께 이루어져야 한다.

Firefly 알고리즘에서는 각 반딧불이가 서로에게 느끼는 매력도는 거리 r 과 공기의 흡수계수 γ 에 의해 상대적인 값으로 여겨져야 하므로, 이에 대한 모델링이 필요하다. FA는 다음과 같이 가우시안 형식을 사용하여 구현한다.

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (\text{식 2-5})$$

즉, β_0 가 어떤 한 반딧불이의 $r=0$ 일 때의 매력도(절대적인 빛의 세기)라고 정의하였을 때, $\beta(r)$ 는 그 반딧불이로부터 거리가 r 인 위치에서 그 반딧불이에게 느끼는 매력도로 정의할 수 있다. $\beta(r)$ 는 가우시안 형식에 의해 단조 감소(monotonically decrease)하므로 이러한 방식의 반딧불이 생태의 구현은 타당하다. 실제 구현에서 β_0 의 값은 보통 1을 취한다.

하나의 반딧불이는 자신보다 밝은 빛을 내는 다른 반딧불이 쪽으로 이동한다. 이는 다른 모든 반딧불이도 마찬가지이다. 다음의 식은 매력도에 비례하여 이동의 정도를 결정하는 모습을 모델링한다.

$$I_i < I_j \text{ 일 때, } x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha(\text{rand} - \frac{1}{2}). \quad (\text{식 2-6})$$

$$\text{이때, } \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} = \beta \text{ 라 하면, } x_i = x_i(1 - \beta) + \beta x_j + \alpha(\text{rand} - \frac{1}{2}). \quad (\text{식 2-7})$$

위 식에서 이동의 정도는 앞서 정의한 매력도 $\beta(r)$ 에 의해 정의됨을 알 수 있다. 즉, $I_i < I_j$ 일때, i 반딧불이는 j 반딧불이로부터 느끼는 매력도 만큼만 이동한다. 두 번째 항은 이동의 무작위성을 부여한다. 이는 가장 밝은 빛을 내는 반딧불이로 하여금 랜덤한 움직임을 가능하게 하고, 알고리즘 전체의 랜덤 탐색의 가능성을 부여하여 각 반딧불이 단위의 지역적 탐색 능력, 더 나아가 알고리즘 전체의 전역적 탐색에서의 무작위성을 부여한다.

가우시안 형식의 사용은 반딧불이의 가시거리(visibility range) Γ 를 정의한다. 대기흡수계수 γ 의 정도에 따라 한 반딧불이가 다른 반딧불이의 발광을 인지할 수 있는 범위가 정해질 것이다. 즉,

$$\Gamma = 1/\sqrt{\gamma}. \quad (\text{식 2-8})$$

3. FA와 PSO

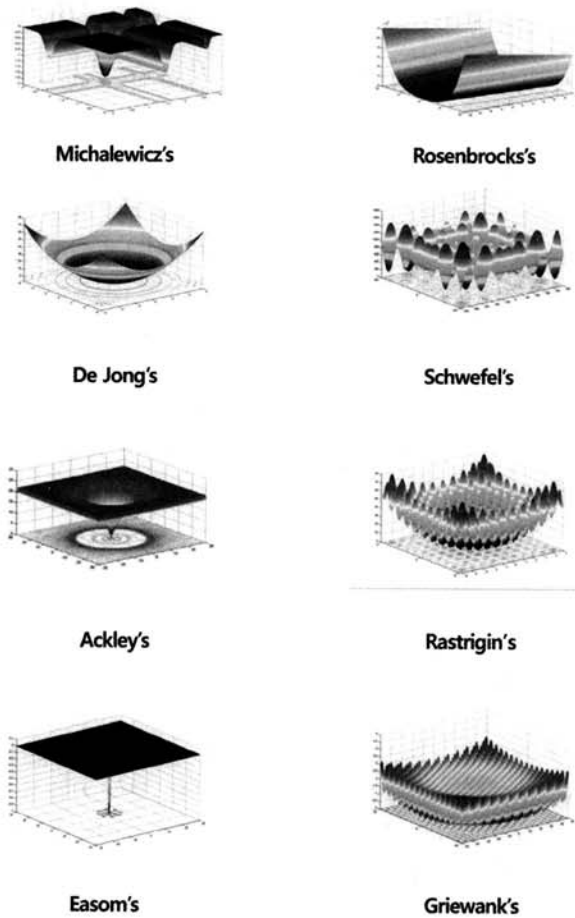
본 장에서는 기존의 FA와 유사한 알고리즘인 Particle Swarm Optimization(PSO)를 정확도 측면, 수렴 시간 측면, 각 입자의 움직임 측면에서 비교 분석한다. PSO는 FA처럼 집단의 정보를 공유하여 최적화/탐색을 수행하는 방법을 취하고 있으며 여러 도메인에서의 그 성능이 경험적으로 입증되었으므로 FA의 개선을 위하여 이를 비교 분석하는 것은 의미 있는 접근방법이 될 것이다.

<표 1>은 (그림 1)의 여러 벤치마킹 함수들 상에서, 정확도와 수렴속도 측면에서 알고리즘들의 성능 차이를 보여주고 있다.

<표 1> 벤치마킹 함수들 상에서의 PSO와 FA 성능 비교

	PSO		FA	
	Accuracy(%)	Converge time	Accuracy(%)	Converge time
Michalewicz's (d=16)	98	1016	99	1756
Rosenbrock's (d=16)	98	998	99	1371
De Jong's (d=256)	100	1456	100	2411
Schwefel's (d=128)	97	814	99	1576
Ackley's (d=128)	92	924	99	1755
Rastrigin's (d=2)	90	179	98	268
Easom's (d=2)	90	157	98	213
Griewank's (d=2)	92	143	100	198

<표 1>의 결과로부터 FA는 해(solution)를 찾는 데 있어서의 정확도(accuracy)가 뛰어난 반면, 알고리즘의 수렴속도는 PSO가 빠르다는 것을 확인할 수 있다.



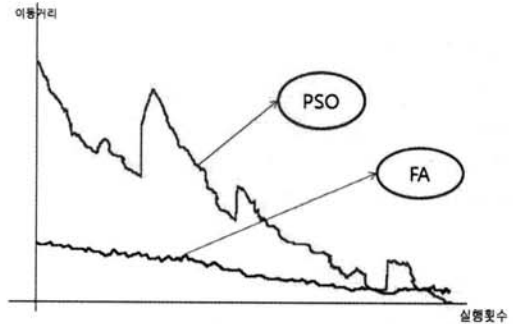
(그림 1) 실험에 사용한 벤치마킹 함수들의 2차원 도메인 표현

3.1 정확도 비교

기존의 FA와 PSO의 가장 큰 차이점은 PSO는 각 입자의 집단인 gbest를 참조하여 이동하는 반면, FA는 이동 시 집단의 전역적 최적화를 이용하지 않고 대신, 제한된 주변의 최적화를 참조한다는 것이다.

(그림 2)는 벤치마킹 함수들을 최적화하는 정확도 측면에서 두 알고리즘이 가지는 차이에 대한 직관적인 근거를 마련해 준다. FA는 PSO에 비해 알고리즘의 각 반복에서 입자들의 이동거리가 PSO의 그것보다 작으며, 알고리즘의 종반까지 그러한 양상을 유지한다. 즉, 이는 같은 목적함수에서 두 알고리즘의 입자들이 초기에 균일하게 분포한다고 했을 때, FA의 입자들이 PSO의 그것들 보다 넓은 지역에 걸쳐 균일하게 분포, 점유하고 있는 시간을 비교적 길게 갖는 것으로 분석할 수 있다. 이는 알고리즘 전체의 전역적 탐색 능력의 향상으로 나타날 수 있다.

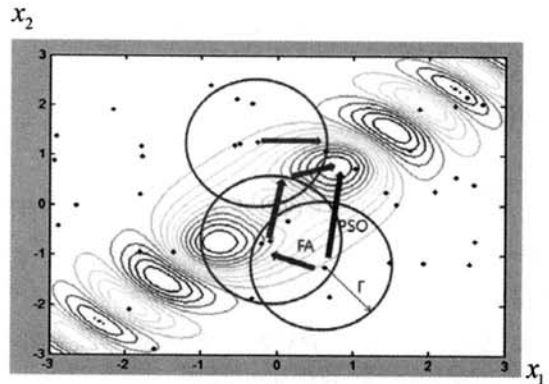
(그림 2)에서 PSO의 그래프가 급격히 올라가는 구간이 나타나는 이유는 gbest가 새로이 갱신되었을 때, 그 지점으로 모든 입자들의 급격한 방향 전환이 있기 때문으로 분석할 수 있다. 하지만 FA에서는 반딧불이들이 gbest를 참조하지 않기 때문에 이러한 급격한 변화가 나타나지 않는다.



(그림 2) PSO와 FA의 각 입자들의 시간에 따른 평균 이동거리

3.2 수렴속도 비교

(그림 3)은 FA와 PSO 두 알고리즘에서 어떤 입자의 이동방법의 차이를 보여 주고 있다. PSO의 한 입자는 이동하는 데 있어서 전체 입자의 gbest를 참조하기 때문에 어느 정도 gbest 쪽으로의 급격한 직접적인 이동성분을 갖게 된다. 반면, FA의 한 반딧불이는 매 순간 주어진 시야 Γ 내의 최적값만을 참조하게 되므로 전역적 최적해에 도달하기 위하여 PSO의 방식을 이용했을 때보다 여러 단계를 거치게 된다. 이는 결국 알고리즘 전체의 수렴속도의 차이로 나타난다.



(그림 3) FA와 PSO의 각 입자의 이동방법 비교

지금까지 살펴본 바와 같이, 이와 같은 확률적 알고리즘의 정확도와 수렴속도 사이에는 상충관계가 존재하며 활용 문제 영역에 따라서 이를 조절할 수 있을 것이다. 이러한 고찰을 바탕으로 다음 장에서는 FA의 정확도의 성능을 해치지 않는 상황에서 상대적으로 느린 수렴속도를 개선하기 위한 방법을 설명하고 벤치마킹 함수들을 대상으로 한 실험을 통해 이를 입증한다.

4. 개선된 FA

본 장에서는 앞서 살펴본 반딧불이들의 분포 정도와 정확성, 수렴속도와 관계 고려하여 기존의 FA를 기반으로 휴리스틱을 적용한 개선된 FA를 제안한다.

4.1 개선 방법

개선된 FA는 반딧불이들로 하여금 목적함수 전체 영역에 상대적으로 균일하게 분포하는 시간을 길게 갖게 하므로 다양한 탐색방법을 채택할 수 있도록 함으로서, 기존의 FA보다 주어진 환경(objective function)에 대한 전역탐색 능력을 향상시키고자 한다. 제안된 방법에서는 이를 위해 반딧불이 중 일부를 돌연변이로 간주하여 그들로 하여금 또 다른 이동 규칙으로 이동하게 한다.

- 1. 개선된 FA는 t 번째 회에 랜덤한 비율로 돌연변이를 생성한다.

$$\delta(t) = \begin{cases} rand(1) & t < 0.85 \cdot t_{max} \\ 0 & O.W. \end{cases} \quad (\text{식 4-1})$$

(t_{max} : 알고리즘의 최대 epoch 수)

- 2. 생성된 돌연변이들의 이동방식은 다음의 식으로 모델링된다.

$$x_i = x_i(1 - \beta) - R(t)\beta x_i + \alpha(rand - \frac{1}{2}) \quad (\text{식 4-2})$$

(돌연변이가 아닌 반딧불이들의 이동 규칙 : (식 2-15) 참조)

이 때, $R(t)$ 는 역방향계수이고, $R(t) = 1 - t / t_{max}$ 로 정의된다. 즉, 원래의 이동 물이 더 밝은 반딧불이 쪽으로 매력도 β 에 비례한 만큼 이동하는 하는 것이라면, 돌연변이를 위한 규칙은 더 밝은 반딧불이 쪽과는 오히려 반대 방향으로 β 와 역방향계수 $R(t)$ 의 곱만큼 이동하는 것이다.

위 방법의 효과는, 만약 시스템 설계자가 t_{max} 를 미리 설정했다면, 반딧불이들 전체가 완전히 수렴하는 것을 어느 정도 차단하여 목적함수의 보다 넓은 지역을 장시간 점유하게 한다는 것이다. 알고리즘이 85%완료된 시점부터는 돌연변이를 생성하지 않는다. 그 이유는 알고리즘이 끝날 때 쯤에는 전역적 최적해에 도달했음에 대한 확률적 보장이 있기 때문에, 반딧불이들의 수렴을 장려하기 위함이다. 이는 역방향계수 $R(t)$ 가 단조감소함수로 정의되는 이유이기도 하다.

$R(t)$ 가 단조감소 함으로써 역방향으로의 이동거리를 줄여 시간이 지날수록(t 가 증가할수록) 반딧불이들이 수렴할 수 있도록 도와준다.

4.2 기존의 FA와 개선된 FA의 비교

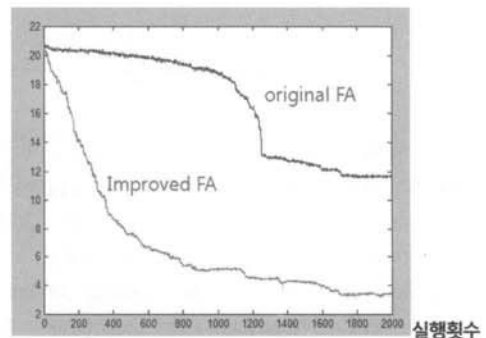
<표 2>는 4.1절에서 언급한 방법으로 제안된 개선된 FA와 기존의 FA를 (그림 1)의 벤치마킹 함수들을 대상으로 비교 실험한 것이다.

<표 2> 벤치마크 함수 상에서의 기존의 FA와 개선된 FA의 성능비교

	FA		Improved FA	
	Accuracy(%)	Converge time	Accuracy(%)	Converge time
Michalewicz's (d=16)	99	1756	100	866
Rosenbrock's (d=16)	99	1371	99	649
De Jong's (d=256)	100	2411	100	1693
Schwefel's (d=128)	99	1576	98	592
Ackley's (d=128)	99	1755	97	511
Rastrigin's (d=2)	98	268	100	198
Easom's (d=2)	98	213	99	182
Griewank's (d=2)	100	198	99	75

<표 2>에 따르면, 개선된 FA와 기존의 FA를 비교했을 때, 대부분의 벤치마킹 함수들에 대해 전반적으로 정확도의 차이는 크지 않다. 그러나 수렴 속도 측면에서는 큰 개선을 보았다. 개선된 FA의 방법은 오히려 더욱 느린 수렴속도를 야기하는 것처럼 보이지만 결과적으로 더욱 빠른 수렴 속도를 보이게 되는 것은 이러한 확률적 반복 알고리즘의 수렴속도를 결정하는 것이 비단 입자들의 움직임 자체에만 좌우되는 것은 아니기 때문이다. 수렴속도를 결정하는 더욱 큰 요소는 전역적 최적 해를 발견하는 시기이다. 비록 입자들의 수렴을 방해하는 방법을 사용하였다 하더라도, 이 방법이 전역적 최적 해를 더욱 빨리 찾게 하는 탐색 능력을 향상시켰다면, 이는 수렴속도의 향상이라는 결과도 불려오게 된다.

알고리즘의 출력값



(그림 4) Ackley의 함수에 대한 FA와 Improved FA의 비교

위의 (그림 4)는 이러한 설명의 근거를 제시해 준다. (그림 4)는 Ackley 함수에 대한 최소화 문제를 해결하기 위해 두 알고리즘이 수렴해 가는 모습을 반복횟수(epoch)에 따라 보여 준다. 그래프에서 기존의 FA는 2000 회 반복까지 모든 반딧불이들이 수렴하지 못한 모습이다. 모든 반딧불이들이 가진 값들의 평균치인 세로축의 값이 이를 말해준다. 그래프를 보면 개선된 FA가 기존의 FA보다 초기에 더 급한 경사를 보

인다. 이는 개선된 FA가 기존의 FA보다 더 빨리 더 작은 값을 찾아내었다는 의미이다. 그리고 이것이 전체 알고리즘의 수렴 속도를 빠르게 하는 가장 큰 원동력임을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 Xin-She Yang에 의해 소개된 반딧불이 알고리즘(FA)을 휴리스틱에 의하여 개선하고 분석하였다. 이를 위하여 여러 도메인에서 성공적으로 응용되었으며, 그 작동 방식이 FA와 비슷한 Particle Swarm Optimization (PSO)를 정확도 측면, 수렴 시간 측면, 각 입자의 움직임 측면에서 비교 분석하였다. 비교 실험 결과, FA의 정확도는 PSO보다 나쁘지 않았지만, 수렴 속도는 느린 것으로 나타났다. 본 논문은 이에 대한 직관적인 원인을 고찰하고, 이를 극복하기 위해, 기존의 FA에 부분 돌연변이(partial mutation) 휴리스틱을 적용하여 설계된 개선된 FA(Improved FA)를 제안하였다. 이를 분석하기 위한 벤치마크 함수들을 최적화하는 비교 실험 결과, 개선된 FA가 PSO와 기존의 FA보다 정확도와 수렴속도 측면에서 우수한 것을 확인하였고 본 연구의 타당성을 보였다.

이 과정에서 사용된 목적함수를 구성하는 각 항의 가중치 변화에 따른 에이전트 이동의 성향 변화는 계속 연구 보완되어야 한다. 이동의 안정성과 속도 관계에 있어서 두 속성은 직관적으로 상충관계임을 알 수 있으며 이를 분석하여 체계화하는 것이 연구의 핵심이 될 것이다. 이는 자연계 기반의 확률적 알고리즘을 대표하고 있는 유사연구분야인 PSO와의 보다 더 체계적인 비교분석을 통하여 동적 환경에서의 에이전트 경로 계획 등에 널리 활용될 것으로 기대된다.

참고 문헌

[1] G. Bekey and J. Yuh, "The status of robotics," IEEE Robotics and Automation Magazine, Vol.15, No.1, pp.80-86, 2008
 [2] A. Howard, M. Mataric, and G. Sukhatme., "Mobile sensor network deployment using potential fields: A distributed, scalable solution to the area coverage problem," the 6th International Symposium on Distributed Autonomous Robotics Systems (DARS02), 2002
 [3] M. Gerke, "Genetic path planning for mobile robots", American Control Conference, 1999.
 [4] Q. Zhang, G. Gu, "Path planning based on Improved binary 입자 swarm optimization Algorithm", Robotics, Automation and Mechatronics, 2008 IEEE Conference on, pp.462-466
 [5] T. Arai, J. Ota, "Motion Planning of Multiple Mobile Robots", Proc. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Automation, pp.1761-1768, 1992.

[6] A. L. Christensen, "From fireflies to fault-tolerant swarms of robots", Evolutionary Computation, IEEE Transactions on Vol.13, pp.754-766, 2009
 [7] A. Schworer, P. Hovey, "Newton-Raphson Versus Fisher Scoring Algorithm in Calculating Maximum Likelihood Estimates", Electronic Proceedings of Undergraduate Mathematics Day, No.1, 2004.
 [8] A. E. Eiben, J. E. Smith, "Introduction to Evolutionary Computing", Springer-Verlog, New York, 2003.
 [9] X.-S. Yang, "Firefly algorithms for multimodal optimization", Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, Lecture Notes in Computer Sciences, Vol. 5792, pp. 169-178, 2009.
 [10] J. Kennedy, R. C. Eberhart, "입자 Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Network, Vol.4, pp.1942-1948, 1995
 [11] Y. Shi, R. C. Eberhart, "A modified 입자 swarm optimizer", Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pp.69-73, 1998



이 현 숙

e-mail : hsrhee@dongyang.ac.kr

1989년 서강대학교 컴퓨터공학과(학사)

1991년 포항공대 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)

1997년 서강대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

1991년~1997년 한국전자통신연구원(ETRI) 연구원

1997년~현 재 동양미래대학 전산정보학부 교수

관심분야: 소프트웨어, 데이터마이닝, 알고리즘



이 정 우

e-mail : jwseqong@gmail.com

2008년 서강대학교 컴퓨터공학과(학사)

2011년 서강대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

관심분야: Stochastic Optimization, Machine Learning



오 경 환

e-mail : kwoh@sogang.ac.kr

1978년 서강대학교 이공대학(이학사)

1985년 Florida State University, M.S. in Computer Science

1988년 Florida State University, Ph.D. in Computer Science

1989년~현 재 서강대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 인공지능, 퍼지시스템, 집단지능, 지능형 로봇 등