

# 적응 PSO 알고리즘을 이용한 개인생활자계노출량 계산식 개발

## Development of MF-Dos using Adaptive PSO Algorithm

황기현\* · 양광호\*\* · 주문노\*\* · 이민중\*\*\*

Gi-Hyun Hwang\*, Kang-Ho Yang\*\*, Mun-No Ju\*\* and Min-Jung Lee\*\*\*

\* 동서대학교 컴퓨터공학부

\*\* 한국전기연구원

\*\*\* 전남대학교 에너지파워센터

### 요 약

본 논문에서는 기존의 PSO(Conventional Particle Swarm Optimization : CPSO) 알고리즘에서 매 반복횟수마다 매개변수 값을 적응적으로 변화시키는 적응 PSO(APSO) 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 APSO의 성능을 평가하기 위해 De Jong 함수, Ackley 함수, Davis 함수 Griewank 함수 등의 최소화 문제에 적용하여 실수형 유전알고리즘과 그 결과를 비교하여, 제안한 알고리즘에 대한 우수성을 증명하였다. 그리고 자계측기와 설문지를 통해 얻은 전자계 노출량에 대한 실측데이터를 이용하여 개인생활자계노출식 개발에 제안한 APSO를 적용하여 그 우수성을 입증하였다.

키워드 : 개인생활자계노출, PSO, 적응 PSO, 진화연산, 최적화 방법

### Abstract

In this paper, we proposed an adaptive PSO(APSO) algorithm which changes parameter values with every recursion based on the conventional particle swam optimization(CPSO). In order to solve the optimization problem, the proposed APSO algorithm is applied to some functions, such as the De Jong function, Ackley function, Davis function and Griewank function. The superiority of the proposed APSO algorithm compared with the genetic algorithm(GA) is proved through the numerical experiment. Finally we applied the proposed algorithm to developing a function for personal magnetic field exposure based with real datas which are acquired based on the consumer research and field measuring instrument.

Key Words : Personal magnetic field exposure, PSO, APSO, Optimization, GA

## 1. 서 론

우리가 사용하는 거의 모든 가전제품과 주변의 송변전 설비 및 송전선 등 고압 전력설비에서 발생하는 ELF (Extremely Low Frequency) 전자계는 우리의 생활과 떼어 수 없는 밀접한 관계를 가지고 있기 때문에 인체의 영향 유 무에 관해서 일반국민 및 관련 직업종사자들의 지대한 관심 과 더불어 상당한 논란의 대상이 되어왔다.

또한 최근 사회·경제 활동 및 정보화의 눈부신 발달로 전 과 이용분야에서 수요는 높아지고 있고, 전파를 통신 매체 로 이용하는 무선통신은 시간과 거리를 극복하여 즉시 정보 를 전달할 수 있다는 전파의 특성을 최대한 살려 현대 사회 에서 중요한 생활·산업 기반의 하나로 자리 잡고 있다. 또 한 RF 에너지를 이용한 가정 내에서 사용되는 전자렌지를 비롯해서, 세라믹과 목재의 건조, 플라스틱과 비닐의 용착 가공 등 모든 전원을 에너지로 이용하는 형태도 국민, 생활,

산업·경제 활동에 불가결한 존재가 되어 있다.

생체가 강한 전자계에 노출됐을 경우에 전자계 에너지에 의한 심부 체온의 상승, 또는 전류 쇼크에 의한 신경·근육의 흥분 등 생체 작용이 발생하는 것이 국내외의 여러 조사 연구 를 통해 발표되었다[1,2]. 그러나 무선 통신시설을 포함하는 각종 전파 이용 시설(설비)에서 방사되고 있는 전파 에너지 는 우리 일상생활의 범위에 있어서는 매우 약하게 분포하고 있으며 걱정할 만한 생체 작용이 일어나는 일은 거의 없다고 생각되고 있다. 그렇지만 이후 지금까지 없던 여러 가지 전파 의 이용 형태가 나타날 가능성이 있으며, 또 전파 이용에 관 해 일정의 지식이 없는 사람들이 단순히 시설 규모와 외관의 특수성 때문에 전파에 대한 오해와 불안으로 불필요한 혼란 을 초래할 수도 있다. 이 때문에 전파의 에너지량과 생체작용 과의 관계를 정량적으로 명확히 하는 것이 중요하다.

자연생태계의 진화를 모의한 확률적인 최적화 탐색 알고 리즘인 진화연산(evolutionary computation : EC)은 유전 알고리즘, 진화전략, 진화 프로그래밍, PSO(Particle Swarm Optimization) 등의 기법으로 대별된다[3-7]. 이들 알고리즘들의 유사점은 주어진 최적화 문제에 대해 하나의 해가 아닌 해집단(population)으로 탐색하며, 해집단내에서 더 좋은 적합도(fitness)를 가지는 해들을 이용하여 새로운

접수일자 : 2008년 2월 18일

완료일자 : 2008년 7월 30일

본 연구는 지식경제부의 지역혁신 인력양성사업의 연구 결과로 수행되었습니다.

해집단을 생성한다는 점이다. 진화연산은 해집단을 이용하여 해를 탐색함으로써 전역최적해를 찾을 가능성이 높은 확률론적인 최적화 알고리즘으로 목적함수의 미분가능, 연속성에 영향을 받지 않는다.

PSO는 새로운 진화연산 기법의 일종으로 1995년에 J.Kennedy 와 R.Eberhart에 의해 제안되었다[6-8]. PSO는 물고기의 떼(schooling)와 조류의 무리(flocking)와 같은 조직체의 행위에 관한 연구에서 동기가 유발되었다. PSO는 군생 모델(social model)과 인식 모델(cognitive model)을 조합으로 이루어 졌다. 군생요소는 개인이 자신의 경험의 무시하고 주위 개인들의 신조에 따라 그들의 행동을 조절한다는 것을 암시하고, 인식요소는 개인들의 고립된 개체로서 취급 한다는 것이다. 즉, 이러한 무리가 먹이를 찾아가는 과정에서 무리 전체의 정보를 서로 공유한다는 가설과 무리 내부의 각 개체(agent)가 자기 자신의 경험과 무리 전체에 공유되어있는 정보를 사용하여 각 개체의 의견을 결정한다는 개념을 최적화 과정에 도입한 방법이라 할 수 있다. PSO의 특징은 알고리즘이 간단하고, 구현하기도 쉬우며, 계산시간이 짧으며 내용량의 메모리가 필요 없고, 다른 휴리스틱 알고리즘과는 달리, PSO 탐색공간에서 전역해와 국부해 사이를 균형 있게 탐색함으로써 조기 수렴하는 것을 극복 할 수 있다.

본 논문에서는 기존의 PSO 알고리즘을 개선한 적응 PSO 알고리즘을 개발하였다. 제안한 적응 PSO 알고리즘은 각 파라메타를 적응적으로 진화시켜 다음 위치를 결정하는데 우위를 점하도록 하였다. 높은 목적함수 값을 가진 개체는 높은 목적함수 값을 개체 근처로 이동하고, 낮은 목적함수 값을 가진 개체는 높은 목적함수 값을 가진 개체로 더 많이 이동 할 수 있도록 하였다. 이렇게 하기 위해서는 기존 PSO에 고정된 파라메타를 평가값에 따라서 파라메타를 적응적으로 변화 시켜 나가면서 탐색하는 적응 PSO를 제안하였다. 본 논문에서 제안한 적응 PSO 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 De Jong 함수, Ackley 함수, Davis 함수 Griewank 함수 등의 최소화 문제에 적용하여 실수형 유전 알고리즘과 그 결과를 비교하였다. 그리고 자계계측기와 실문지를 통해 얻은 전자계 노출량에 대한 실측데이터를 이용하여 개인생활자계노출식 개발에 제안한 APSO를 적용하여 그 우수성을 입증하였다.

## 2. 적응 PSO 알고리즘

### 2.1 PSO 알고리즘의 특징

PSO는 진화연산 기법의 일종으로 1995년에 J.Kennedy 와 R.Eberhart 에 의해 제안되었다. PSO는 물고기의 떼와 조류의 무리와 같은 조직체의 행위에 관한 연구에서 시작되었다. PSO는 군생 모델과 인식 모델로 이루어져 있고, 군생 모델은 개인이 자신의 경험의 무시하고 주위 개인들의 신조에 따라 그들의 행동을 조절한다는 것을 암시하고, 인식모델은 개인들의 고립된 개체로서 취급 한다는 것이다. 즉, 이러한 무리가 먹이를 찾아가는 과정에서 무리 전체의 정보를 서로 공유한다는 가설과 무리 내부의 각 개체가 자기 자신의 경험과 무리 전체에 공유되어있는 정보를 사용하여 각 개체의 의견을 결정한다는 개념을 최적화 과정에 도입한 방법이라 할 수 있다. 이러한 PSO 알고리즘은 다른 휴리스틱 알고리즘과는 달리, 탐색공간에서 전역해와 국부해 사이를 균형 있게 탐색함으로써 조기 수렴하는 것을 극복 할 수 있다.

일반적인 PSO는 각 개체의 현재 위치 벡터와 속도 벡터, 그리고  $Pbest$ ,  $Gbest$ 를 이용해서 식 (1)에 의해 이동을 하게 된다. 여기서 속도는 각 탐색점의 방향을 변화시킬 수 있고, 식 (1)의 전역 및 국부탐색의 결합을 볼 수 있다. 각 개체의 위치벡터 수정은 현재의 위치와 수정된 속도를 이용해서 식 (2)와 같이 만들 수 있다.

$$v_i^{k+1} = w_i^k + c_1 rand_1(Pbest_i - s_i^k) + c_2 rand_2(Gbest - s_i^k) \quad (1)$$

$$s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

여기서,  $v_i^k$  :  $i$ 번째 현재 개체의 속도 벡터

$s_i^k$  :  $i$ 번째 현재 개체의 위치 벡터

$v_i^{k+1}$  :  $i$ 번째 현재 개체의 속도 벡터

$s_i^{k+1}$  :  $i$ 번째 현재 개체의 위치 벡터

$w, c_1, c_2$  : 가중치 계수

$Pbest_i$  :  $i$ 번째 개체가 지금까지의 탐색 중 발견한 최적의 위치 벡터

$Gbest$  : 전체 개체가 지금까지의 탐색 중 발견한 최적의 위치 벡터

$k=1,2,\dots,N$

$N$  : 개체의 총 수

### 2.2 적응 PSO 알고리즘

본 논문에서는 제안한 적응 PSO 알고리즘은 각 파라메타를 적응적으로 진화시켜 다음 위치를 결정하는데 우위를 점하도록 하였다. 높은 적합한 값을 가진 점은 가장 적합한 값을 가진 점 근처로 이동하고, 높은 적합한 값을 가지지 않는 점은 가장 적합한 가진 점 근처로 더 많이 이동 할 수 있도록 하였다. 이렇게 하기 위해서는 기존 PSO에 고정된 파라메타를 평가값에 따라서 파라메타를 적응적으로 변화 시켜 나가면서 탐색하는 적응 PSO를 제안하였다.

본 논문에서 제안한 적응 PSO 알고리즘은 식 (2)에서  $c_1, c_2$ 를 매 반복횟수마다 적응적으로 변경하는 적응 PSO 알고리즘을 제안하였고, 전체 흐름도는 그림 1에 나타내었다.

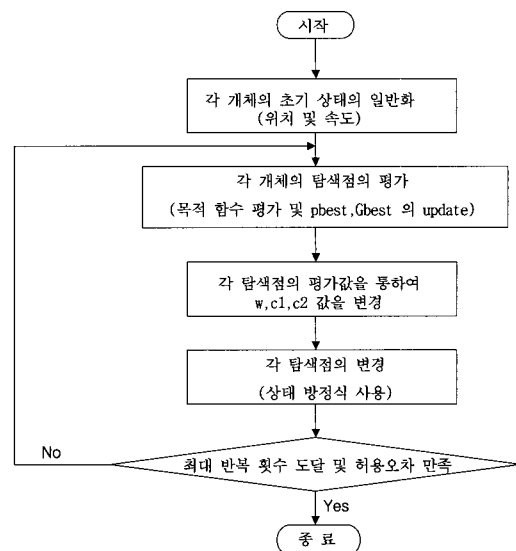


그림 1. 적응 PSO 알고리즘의 전체 구성도  
Fig. 1. Flow chart for Adaptive PSO

그림 2는 적응 PSO 알고리즘의 가중계수  $c_i$ 를 적응적으로 변경하는 흐름도를 나타내었다. 그림 2에서 초기 가중계수  $c_i$ 는 기존 PSO 알고리즘의 고정된 파라메타 2.0 초기화 시킨 후 시행 착오법에서 의해서 구해진 값으로 세대에 따라 증가 및 감소 시킨다.  $c_1$ 는  $Pbest$ 에 의해 영향을 받고,  $c_2$ 는  $Gbest$ 에 의해서 영향을 받는다. 그래서 평가값에 따라  $c_1$ 과  $c_2$ 를 적응적으로 변경할 수 있다. 만약, 최소값 문제에서  $Pbest$ 와  $Gbest$ 를 비교하여  $Gbest$ 가  $Pbest$ 보다 우수한다면  $Gbest$ 의 영향을 더 주기 위해서  $c_1$ 는 감소시키고,  $c_2$ 는 증가 시킨다. 반대로  $Pbest$ 와  $Gbest$ 를 비교하여  $Pbest$ 가  $Gbest$ 보다 우수한다면  $Pbest$ 의 영향을 더 주기 위해서  $c_1$ 는 증가시키고,  $c_2$ 는 감소시킨다. 본 논문에서는 일정 반복회수마다 적응적으로  $c_1, c_2$ 값을 변경시킨다. 일정한 반복회수마다 적응적으로 값을 변경시키기 때문에  $Pbest$ 가  $Gbest$ 보다 더 우수한 해를 가지는 확률은 낮다. 그래서  $Gbest$ 가  $Pbest$ 보다 우수할 때 0.05이고,  $Pbest$ 가  $Gbest$ 보다 우수할 때는 0.005 로 증가 및 감소시켰다.

식 (1)에서 관성 가중치  $w$ 은 식(3)에서와 같이 초기치와 최종치를 설정하여 반복 횟수가 진행됨에 따라 감소하도록 설정하였고, 이때  $w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.1$  이다. 또한, 가중치 계수  $c_1, c_2$ 의 초기치는 2.0 으로 설정하였다.

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times iter \quad (3)$$

여기서,  $w_{max}$  : 가중치 계수  $w$ 의 최소값  
 $w_{min}$  : 가중치 계수  $w$ 의 최종값  
 $iter$  : 현재의 반복 횟수

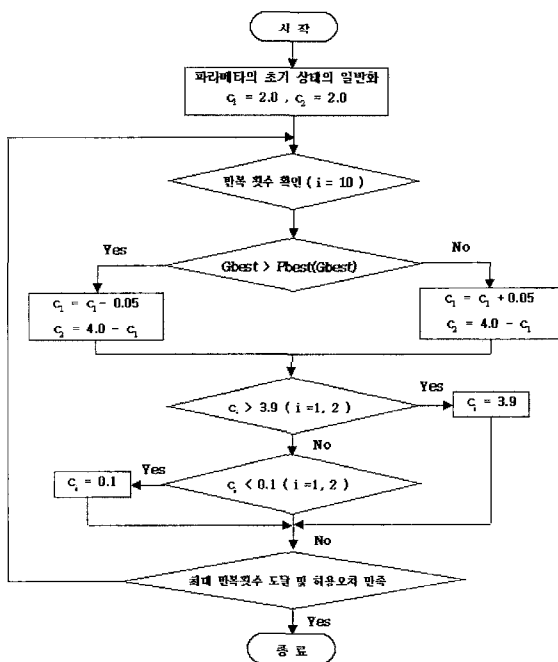


그림 2. 적응 PSO 알고리즘의 가중계수  $c_i$ 를 적응적으로 변경하는 흐름도

Fig. 2. Flow chart to adaptive change the value of weight  $c_i$  of adaptive PSO

### 3. 성능평가

본 논문에서 제안한 적응 PSO(Adaptive PSO :APOS) 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 De Jong 함수, Rastrigin 함수, Colville 함수, Ackley 함수, Griewank 함수[3]등의 최소화 문제에 적응 PSO 알고리즘을 적용하여 실수형 유전 알고리즘 및 기존 PSO 알고리즘과 비교하였다. 성능평가에 사용된 적응 PSO 알고리즘, 기존 PSO 알고리즘 및 유전 알고리즘의 파라메타는 표 1과 같다. 모든 방법의 초기해집단은 동일하게 두었고, 목적함수의 값이 각각  $10^{-3}, 10^{-5}$ 에 도달하는 시간을 비교하였다. 각 알고리즘은 같은 초기해에서 시작해도 실행할 때마다 결과가 달라지므로 동일한 초기해집단에 대해 100번씩 실행한 후 평균시간과 세대수로서 성능을 평가하였다. 표 2~표 3의 결과는 평균하여 얻어진 세대수와 실행시간을 나타내었고, 성능평가에 사용된 컴퓨터는 PC 2GHz 이다.

① De Jong 함수( $-2,048 \leq x_i \leq 2.048$ )

$$f_1(x_1, x_2) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 \quad (4)$$

② Ackley 함수( $-30.0 \leq x_i \leq 30.0$ )

$$f_2(x_1, \dots, x_{30}) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right) - \exp\left(\sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \cos(2\pi x_i)}\right) + 20 + e \quad (5)$$

표 1. GA, CPSO 및 APSO 알고리즘에 사용된 파라메타  
 Table 1. Parameters used in GA, CPSO, and APSO

적용방법	GA	CPSO	APSO
해집단 수	100	100	100
교배확률	0.95	-	-
돌연변이 확률	0.01	-	-
$\alpha$	1	-	-
$\beta$	1	-	-
$c_1$	-	2.0(고정)	0.1~3.9
$c_2$	-	2.0(고정)	0.1~3.9
$w$	-	0.9~0.1	0.9~0.1

표 2. 수렴조건이  $10^{-3}$ 일 때 GA, CPSO, APSO의 성능비교  
 Table 2. Performance comparisons of GA, CPSO and APSO when convergence criterion is  $10^{-3}$

	GA			CPSO			APSO		
	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수
$f_1$	4079	1.25	100	34	0.005	100	26	0.003	100
$f_2$	4677	7.39	100	950	1.859	100	706	0.843	100
$f_3$	8591	18.109	28	810	2.734	100	564	1.14	100
$f_4$	730	0.375	100	146	0.093	100	80	0.031	100

표 3. 수렴조건이  $10^{-5}$ 일 때 GA, CPSO, APSO의 성능비교  
Table 3 Performance comparisons of GA, CPSO and APSO when convergence criterion is  $10^{-5}$

	GA			CPSO			APSO		
	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수	세대 수	시간 [sec]	해를 찾은 횟수
$f_1$	13531	4.265	100	48	0.02	100	36	0.015	100
$f_2$	42345	63	100	1104	2.187	100	849	1.015	100
$f_3$	19507	41.19	28	1810	6.093	100	1072	2.156	100
$f_4$	1027	6.515	100	160	0.109	100	93	0.046	100

③ Griewank 함수( $-512.0 \leq x_i \leq 512.0$ )

$$f_3(x_1, \dots, x_{30}) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^{30} \left( \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) \right) \quad (6)$$

④ Floudas 함수( $-10.0 \leq x_i \leq 10.0$ )

$$f_4(x_1, \dots, x_4) = -5 \sin(x_1) \sin(x_2) \sin(x_3) \sin(x_4) \sin(x_5) - \sin(5x_1) \sin(5x_2) \sin(5x_3) \sin(5x_4) \sin(5x_5) + 6 \quad (7)$$

표 2-3는 목적함수의 값이 각각  $10^{-3}$ ,  $10^{-5}$ 일 때 실행시간과 세대수에 대해 적응 PSO 알고리즘과 기존 PSO 알고리즘 및 유전 알고리즘을 비교하였다. 표 2~표 3에서 목적함수의 값이  $10^{-3}$ 에서  $10^{-5}$ 으로 감소함에 따라 유전 알고리즘은 De Jong 함수( $f_1$ ), Ackley 함수( $f_2$ ), Floudas 함수( $f_4$ )에 대해서 목적함수의 값이  $10^{-3}$ 일 때 4079세대, 851세대, 730세대에 수렴하였고,  $10^{-5}$ 일 때 13531세대, 19507세대, 1027세대에 수렴하였다. 이렇게 수렴조건이  $10^{-3}$ 에서  $10^{-5}$ 으로 감소함에 따라 많은 세대수가 필요한 이유는 유전 알고리즘은 최적해 근처로 빨리 수렴하나 확실한 특성상 최적해를 찾는 데 더 많은 실행시간을 요구하기 때문이다. 따라서 유전 알고리즘은 전역 최적해를 찾기 위해서는 더 많은 세대수와 실행시간이 필요하다.

따라서 적응 PSO 알고리즘은 실행시간과 세대수면에서 유전 알고리즘과 기존 PSO 알고리즘보다 더 우수한 성능을 나타낼 수 있다. 기존 PSO 알고리즘은 De Jong 함수( $f_1$ ), Ackley 함수( $f_2$ ), Griewank 함수( $f_3$ ), Floudas 함수( $f_4$ )와 같은 함수에 대해서는 유전 알고리즘보다 해를 빨리 찾지만 제안한 적응 PSO 알고리즘보다는 전역 최적해를 찾는 데 더 많은 세대수와 계산시간이 필요하다. 그리고 유전 알고리즘은 Griewank 함수( $f_4$ )에 대해서 100번 실행했을 때 수렴조건을 만족하는 해를 찾지 못하는 경우가 발생하였다. 결론적으로 제안한 적응 PSO 알고리즘을 평가함수에 적용하여 성능을 평가해 본 결과적으로 제안한 적응 PSO 알고리즘이 기존 PSO 알고리즘과 유전 알고리즘보다 실행시간과 세대수면에서 더 우수한 성능을 보여주고 있다.

그림 3은 De Jong 함수에 대해 적응 PSO 알고리즘, 기존 PSO 알고리즘, 유전 알고리즘을 매 세대별 목적함수값을 비교하였고, 제안한 적응 PSO 알고리즘에서 파라미터  $c_1$ ,  $c_2$  값이 적응적으로 변경하는 것을 나타내었다. 그림 3에서 보는 바와 같이 초기 세대에서는  $c_1$ ,  $c_2$  초기값이 고정된 2.0에서 시작하여 Pbest, Gbest 영향에 의해서 적응적으로  $c_1$ ,

$c_2$  값이 0.1~3.9로 변경되고 있음을 보여주고 있다. 초기 세대에서는  $c_1$ 에 의해 Pbest 영향을 받고, 세대수가 증가함에 따라  $c_2$ 에 의해 Gbest 영향을 받음으로써 적응적으로 수행함을 보여주고 있다. 결론적으로 제안한 적응 PSO 알고리즘을 평가함수에 적용하여 성능을 평가해 본 결과적으로 제안한 적응 PSO 알고리즘이 기존 PSO 알고리즘과 유전 알고리즘보다 실행시간과 세대수면에서 더 우수한 성능을 보여주고 있다.

#### 4. APSO를 이용한 개인생활자계 노출식 개발

본 논문에서 제안한 적응 PSO 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 자계측기와 실문지를 통해 얻은 전자계 노출량에 대한 실측데이터를 이용하여 개인생활자계 노출식을 개발하였다. 노출식 개발에 사용된 적응 PSO 알고리즘의 파라미터는 표 4와 같다.

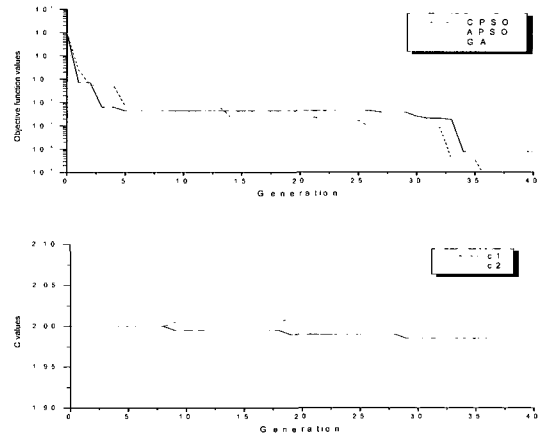


그림 3. 함수  $f_1$ 에 대한 목적함수의 값 및  $c_1$ ,  $c_2$  값의 변화

Fig. 3 Objective function values and change of value  $c_1$ ,  $c_2$  for function  $f_1$

표 4. APSO 알고리즘에 사용된 파라미터

Table 4. Parameters used in APSO

세대수	해집단수	Velocity 최대값	초기 Weight 값	$c_1$	$c_2$
2000	100	1.0	0.9	0.1~3.9	0.1~3.9

##### 4.1 업종별 24시간 개인생활자계 노출식

식 (8)~식 (16)은 APSO 알고리즘에 의해서 개발한 겸업주부, 공장근로자, 대형마트, 병원근무자, 요식업 종사자, 전업주부, 철도업, 학생 및 회사원에 대한 개인생활자계 노출식을 나타내었다. 여기서, S는 성별, A는 나이, H는 집의 종류, O는 직업종류, Hs는 집의 평수, T/L는 송전선의 거리를 표시한다. 식 (8)~식 (16)에서 보는 것처럼 집의 평수가 크고, 송전선 선로의 거리가 멀어질수록 개인생활자계 노출량이 적어짐을 알 수 있다. 그림 4~그림 12는 APSO

알고리즘으로 개인생활자계 노출식을 개발할 때 사용한 튜닝 데이터에 대한 노출량과 목적함수의 변화 추이를 나타내었다. 그림 4(b)~그림 12(b)에서 보는 바와 같이 반복횟수가 증가함에 따라 목적함수 값이 감소함을 알 수 있고 이것은 APSO 알고리즘에 의해서 개인생활자계 노출식이 최적화되고 있음을 의미한다.

$$MFExp_{MH} = 0.66\log(S) + 0.5\log(A) + 0.008\log(H) + 0.59\log(O) - 0.80\log(H_s) - 0.50\log(T/L) + R_n \quad (8)$$

$$MFExp_{FW} = 0.11\log(S) + 1.15\log(A) + 0.11\log(H) + 0.05\log(O) - 0.40\log(H_s) - 0.50\log(T/L) + R_n \quad (9)$$

$$MFExp_{MW} = 0.09\log(S) + 0.27\log(A) + 0.27\log(H) + 0.42\log(O) - 0.10\log(H_s) - 0.45\log(T/L) + R_n \quad (10)$$

$$MFExp_{HW} = 0.01\log(S) + 0.32\log(A) + 0.56\log(H) + 0.20\log(O) - 0.057\log(H_s) - 0.45\log(T/L) + R_n \quad (11)$$

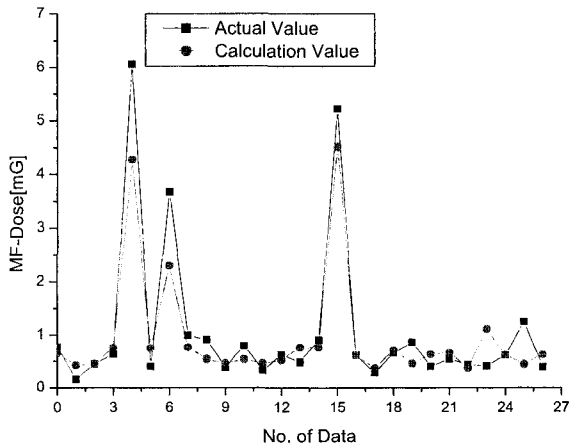
$$MFExp_{RW} = 0.41\log(S) + 0.01\log(A) + 0.20\log(H) + 0.56\log(O) - 0.76\log(H_s) - 0.69\log(T/L) + R_n \quad (12)$$

$$MFExp_{HK} = 0.143\log(S) + 1.83\log(A) + 0.30\log(H) + 0.17\log(O) - 1.55\log(H_s) - 0.45\log(T/L) + R_n \quad (13)$$

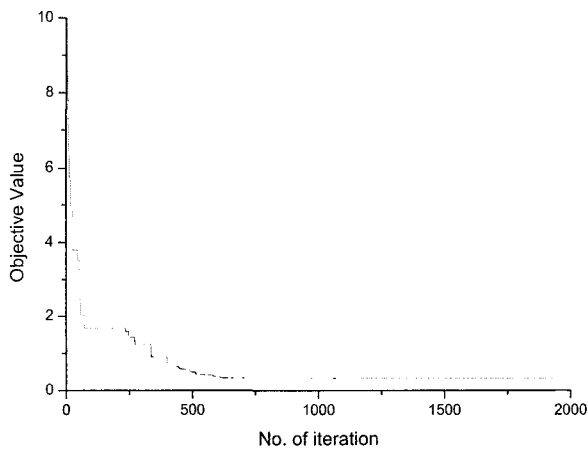
$$MFExp_{TW} = 1.65\log(S) + 0.02\log(A) + 1.16\log(H) + 0.19\log(O) - 1.03\log(H_s) - 0.45\log(T/L) + R_n \quad (14)$$

$$MFExp_{ST} = 0.01\log(S) + 2.51\log(A) + 0.14\log(H) + 0.03\log(O) - 0.84\log(H_s) - 0.84\log(T/L) + R_n \quad (15)$$

$$MFExp_{OW} = 0.05\log(S) + 0.15\log(A) + 0.36\log(H) + 0.59\log(O) - 0.05\log(H_s) - 0.45\log(T/L) + R_n \quad (16)$$



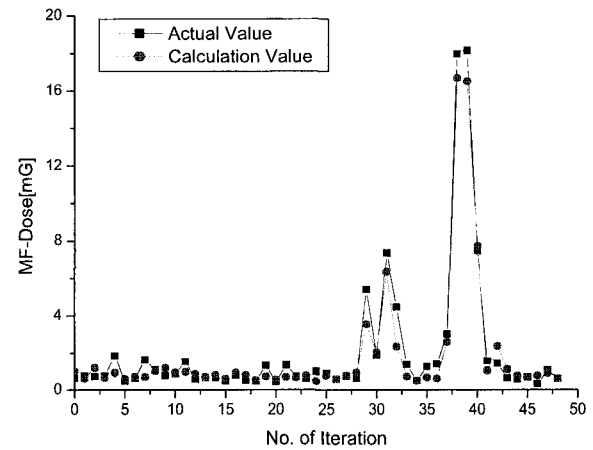
(a) 개인생활자계 노출량



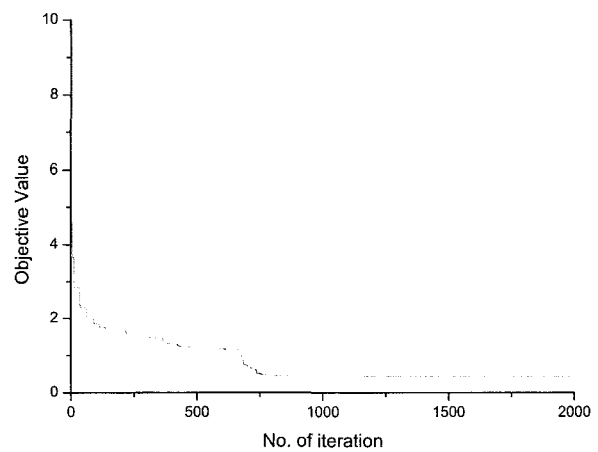
(b) 목적함수 값

그림 4. 겸업주부에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 4. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for job housewife.



(a) 개인생활자계 노출량

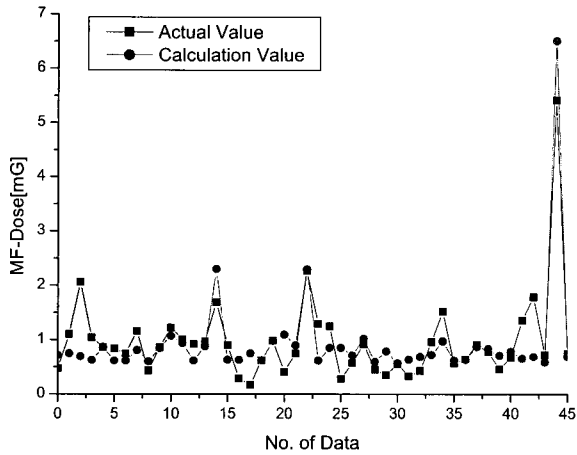


(b) 목적함수 값

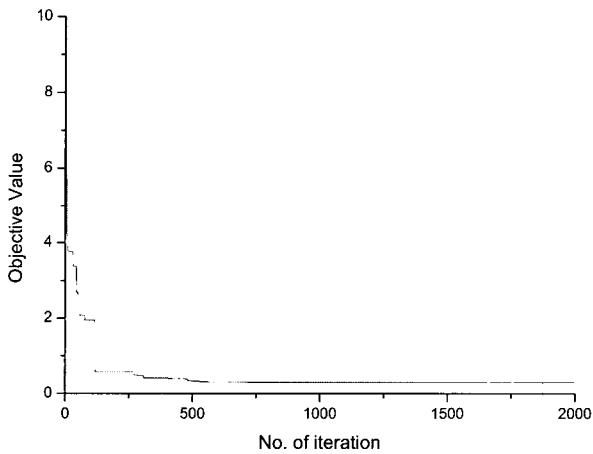
그림 5. 공장근로자에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 5. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for factory worker.

여기서,  $MFE_{p_{JH}}$ : 점업주부에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{FW}}$ : 공장근로자에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{MW}}$ : 마트 근로자에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{HW}}$ : 병원근로자에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{RW}}$ : 요식업 근로자에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{HK}}$ : 전업주부에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{TW}}$ : 철도업 근로자에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{ST}}$ : 학생에 개인생활자계 노출식  
 $MFE_{p_{OW}}$ : 회사원에 개인생활자계 노출식



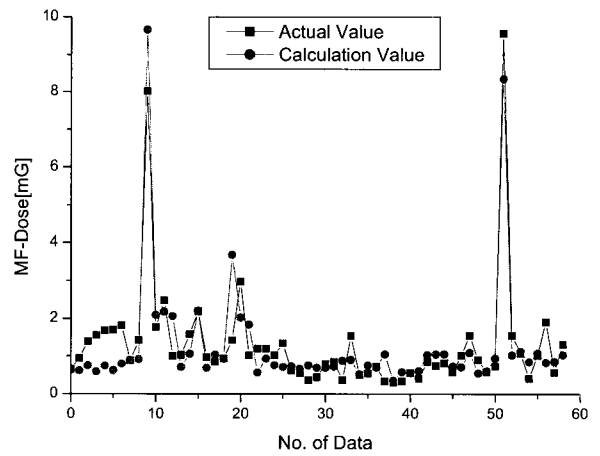
(a) 개인생활자계 노출량



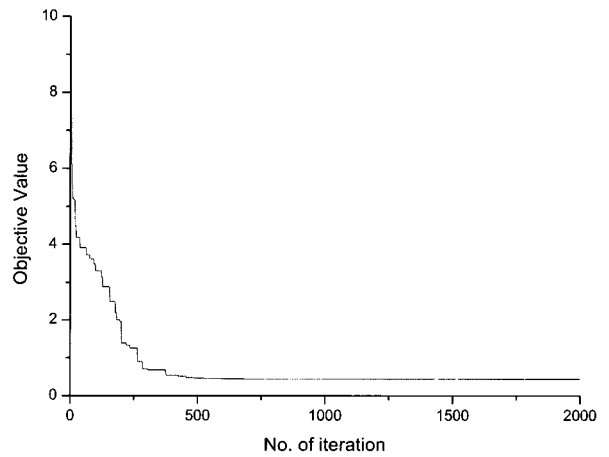
(b) 목적함수 값

그림 6. 대형마트에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 6. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for mart worker.



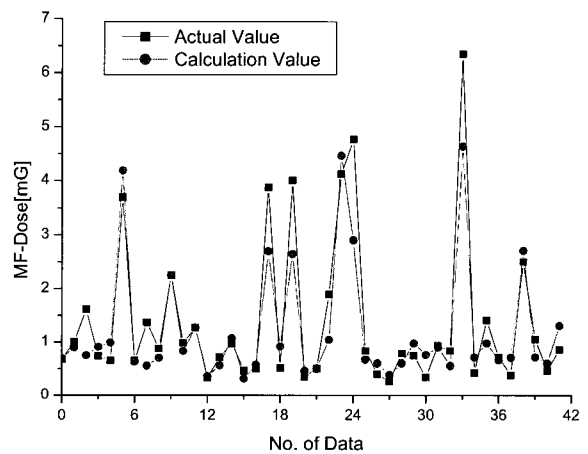
(a) 개인생활자계 노출량



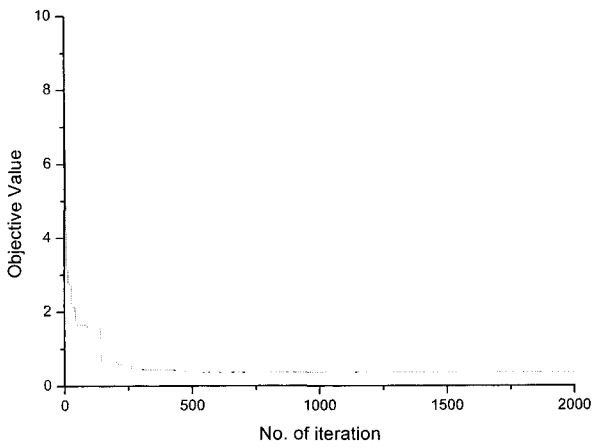
(b) 목적함수 값

그림 7. 병원근무자에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 7. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for hospital worker.



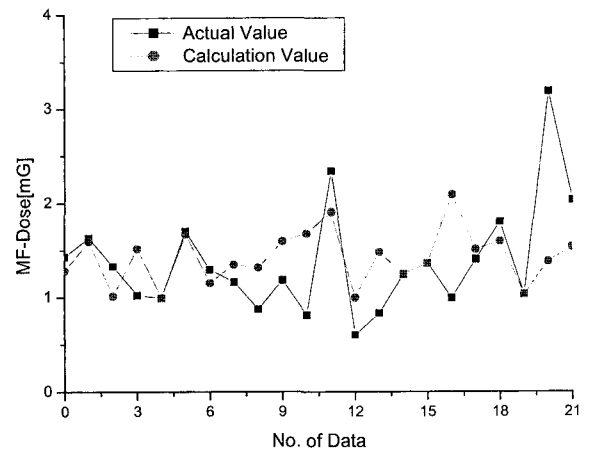
(a) 개인생활자계 노출량



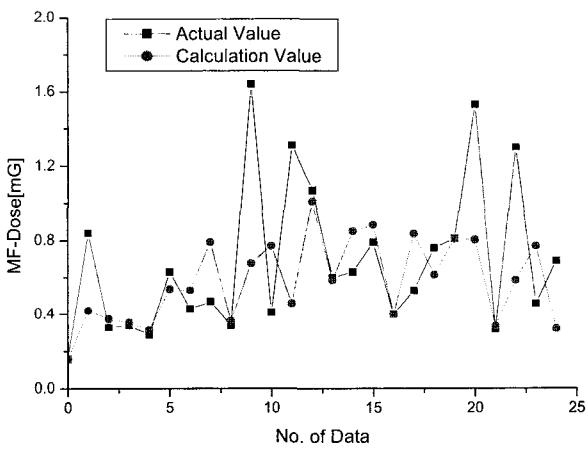
(b) 목적함수 값

그림 8. 요식업에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

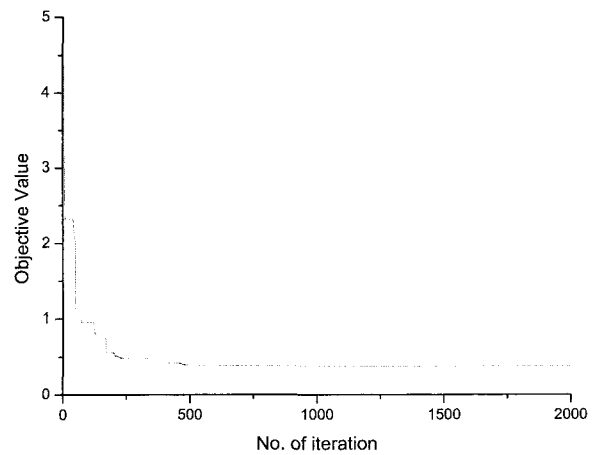
Fig. 8. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for restrant worker.



(a) 개인생활자계 노출량



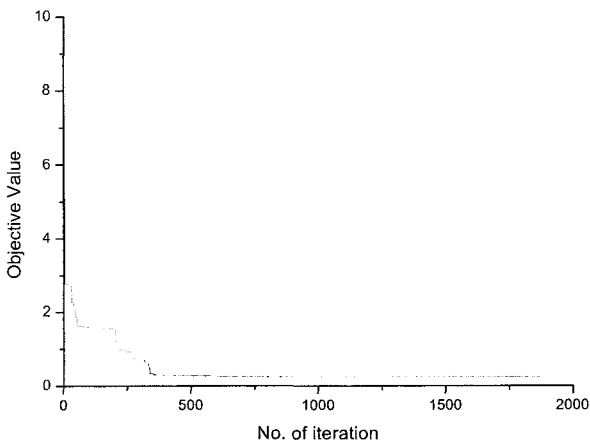
(a) 개인생활자계 노출량



(b) 목적함수 값

그림 10. 철도업에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

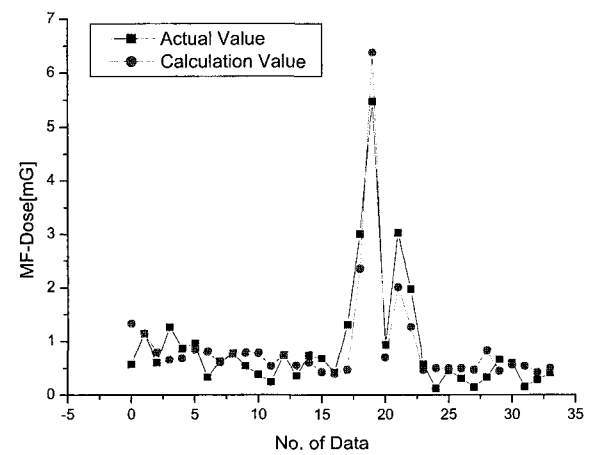
Fig. 10. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for railroad worker.



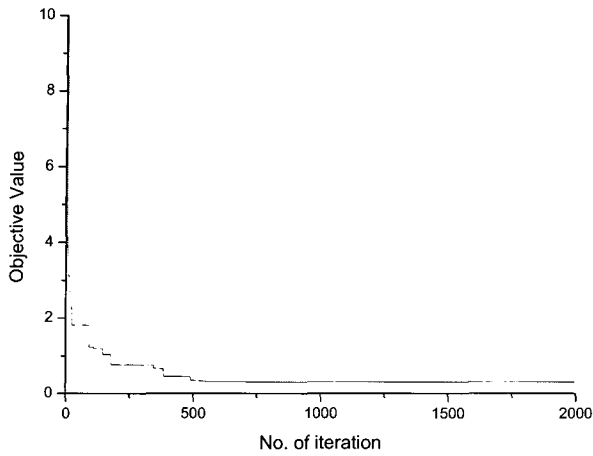
(b) 목적함수 값

그림 9. 전업주부에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 9. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for house keeper.



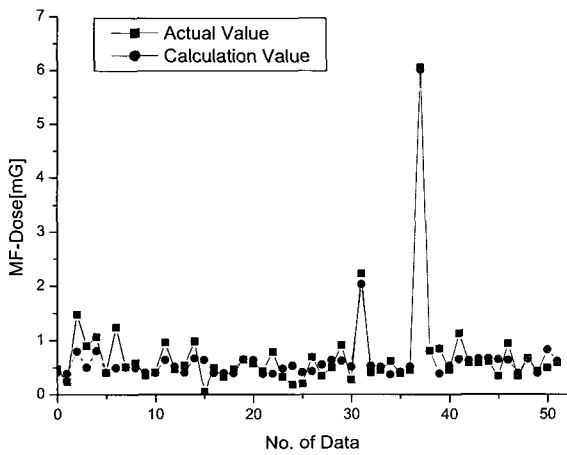
(a) 개인생활자계 노출량



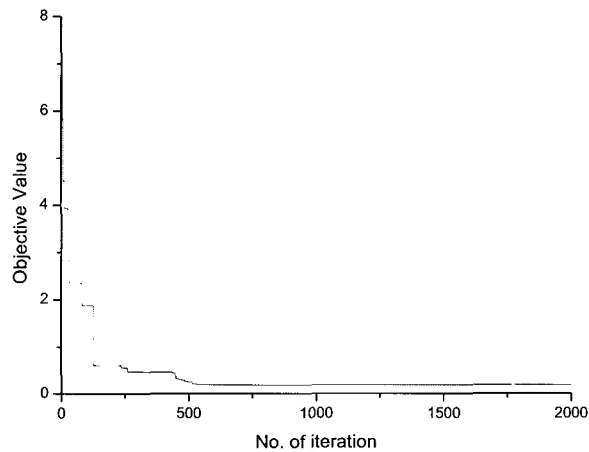
(b) 목적함수 값

그림 11. 학생에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 11. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for student.



(a) 개인생활자계 노출량



(b) 목적함수 값

그림 12. 회사원에 대한 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 12. The change of the object function and the quantity of personal magnetic field exposure for office worker.

이상의 결과를 요약하면 표 5와 같다. 표 5는 업종별 24시간 개인생활자계 노출식에 대한 튜닝시 절대평균오차와 검증 데이터에 대한 절대 평균오차를 나타내었다. 표 6은 APSO 알고리즘에 의해서 개발한 검업주부, 공장근로자, 대형마트, 병원근무자, 요식업 종사자, 전업주부, 철도업, 학생 및 회사원에 대한 개인생활자계 노출식에 유용성 평가에 사용된 데이터에 대한 검증결과를 나타내었다.

표 5. 업종별 24시간 개인생활자계 노출에 대한 절대 평균 오차

Table 5. Average error of personal magnetic field exposure during 24 hours.

종류	검업 주부	공장 근로자	대형 마트	병원 근무자	요식업	전업 주부	철도업	학생	회사원
평균 오차 (튜닝)	0.33	0.43	0.30	0.44	0.36	0.25	0.37	0.31	0.18
평균 오차 (검증)	0.46	0.26	0.21	0.24	0.41	0.14	0.24	0.27	0.25

표 6. 업종별 24시간 개인생활자계 노출에 대한 검증 결과  
Table 6. Verification results of personal magnetic field exposure during 24 hours.

종류		데이터수				
검업 주부	실측치	0.92	0.75	4.87	1.48	0.99
	계산치	0.55	1.13	4.25	2.13	0.69
	절대오차	0.37	0.38	0.62	0.65	0.30
공장 근로자	실측치	1.28	0.74	0.58	7.42	0.96
	계산치	0.66	0.60	0.53	7.75	0.79
	절대오차	0.62	0.14	0.05	0.33	0.17
대형 마트	실측치	0.87	0.79	2.29	1.95	1.08
	계산치	0.84	1.05	2.34	2.24	0.66
	절대오차	0.03	0.26	0.05	0.29	0.42
병원 근무자	실측치	0.82	1.94	10.76	2.24	3.96
	계산치	0.60	2.23	10.72	2.42	4.36
	절대오차	0.22	0.38	0.04	0.18	0.40
요식업	실측치	0.88	4.72	1.86	2.33	0.56
	계산치	1.32	4.22	2.47	2.00	0.39
	절대오차	0.44	0.50	0.60	0.33	0.17
전업 주부	실측치	0.50	0.94	0.77	1.12	0.51
	계산치	0.61	0.71	0.77	1.01	0.79
	절대오차	0.11	0.23	0.00	0.11	0.28
철도업	실측치	1.46	0.98	1.55	0.77	1.77
	계산치	2.01	1.07	1.87	1.01	1.77
	절대오차	0.55	0.09	0.32	0.24	0.00
학생	실측치	0.87	0.73	1.65	1.34	1.07
	계산치	0.86	0.67	1.90	0.80	0.59
	절대오차	0.01	0.06	0.25	0.53	0.48
회사원	실측치	2.28	0.86	5.69	0.63	1.05
	계산치	2.05	0.81	6.04	0.42	0.62
	절대오차	0.23	0.05	0.35	0.20	0.43

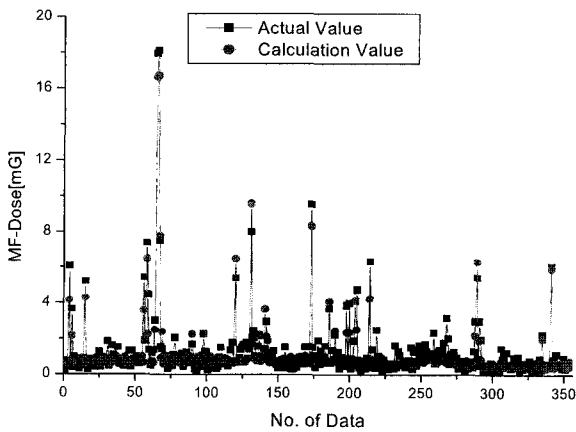


4.2 24시간 통합 개인생활자계 노출식

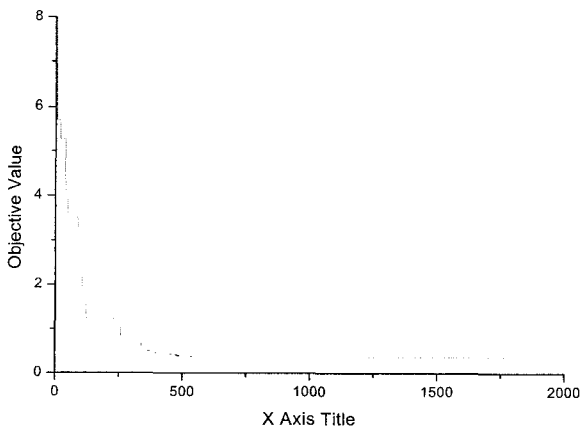
식 (17)은 APSO 알고리즘에 의해서 개발한 24시간 통합 개인생활자계 노출식을 나타내었다. 여기서, S는 성별, A는 나이, H는 집의 종류, O는 직업종류, Hs는 집의 평수, T/L는 송전선의 거리를 표시한다. 식 (17)에서 보는 것처럼 집의 평수가 크고, 송전선 선로의 거리가 멀어질 수록 개인생활자계 노출량이 적어짐을 알 수 있다. 그림 13은 APSO 알고리즘으로 개인생활자계 노출식을 개발할 때 사용한 튜닝 데이터에 대한 노출량과 목적함수의 변화 추이를 나타내었다. 그림 13(a)에서 보는 것처럼 24시간 통합 개인생활자계 노출식 개발에 사용한 튜닝 데이터에 대한 절대 평균오차는 0.36이다. 그림 13(b)에서 보는 바와 같이 반복횟수가 증가함에 따라 목적함수 값이 감소함을 알 수 있고 이것은 APSO 알고리즘에 의해서 개인생활자계 노출식이 최적화되고 있음을 의미한다. 그림 14는 APSO 알고리즘으로 개발한 24시간 통합 개인생활자계 노출식에 대한 유용성을 평가한 결과를 나타내었고, 검증 데이터에 대한 절대 평균오차는 0.30이다.

$$MFExp_{total} = 0.01\log(S) + 0.22\log(A) + 0.45\log(H) + 0.28\log(O) - 0.09\log(H_s) - 0.32\log(T/L) + R_n \quad (17)$$

여기서,  $MFExp_{total}$  : 24시간 통합 개인생활자계 노출식



(a) 개인생활자계 노출량



(b) 목적함수 값

그림 13. 24시간 통합 개인생활자계 노출량 및 목적함수 값의 변화

Fig. 13. The change of object function and quantity of personal of personal magnetic field exposure during 24 hours.

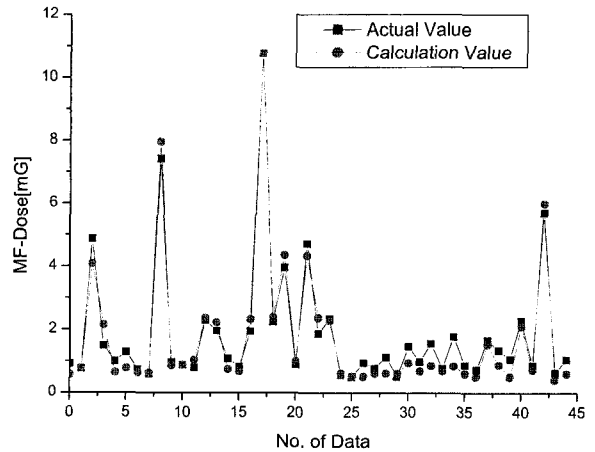


그림 14. 24시간 통합 개인생활자계 노출량

Fig. 14. The quantity of personal of personal magnetic field exposure during 24 hours.

5. 결 론

본 논문에서는 매 반복횟수 마다 국부탐색과 전역탐색을 적응적으로 변경하는 기존의 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 개선한 적응 PSO 알고리즘을 개발하였다. 적응 PSO 알고리즘은 기존의 PSO 알고리즘의 성능을 개선하였기 때문에 기존의 PSO으로 전역최적해를 탐색하는데 필요한 많은 실행시간의 단축할 수 있으면, PSO 알고리즘이 국부최소값에 수렴하는 것을 방지할 수 있다.

제한한 적응 PSO 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 De Jong 함수, Ackley 함수, Davis 함수 Griewank 함수 등의 최소화 문제에 적용하여 실수형 유전알고리즘과 그 결과를 비교해본 결과, 적응 PSO 알고리즘이 실수형 유전알고리즘 보다 실행시간과 반복횟수면에서 더 우수한 성능을 나타내었다. 그리고 자계계측기와 실문지를 통해 얻은 전자계 노출량에 대한 실측데이터를 이용하여 개인생활자계노출식 개발에 제한한 APSO를 적용하여 그 우수성을 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] Zaffanella L.E., Kalton, G.W., Survey of Personal Magnetic Field Exposure, Phase II:1000-Person Survey, *EMF RAPID* Engineering Project #6, May, 1998.
- [2] Christopher J. Portier, Mary S. Wolfe, Assessment of Health Effects from Exposure to Power-Line Frequency Electric and Magnetic Fields, *Working Group Report*, Jun, 1998.
- [3] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, *Addison-Wesley publishing Company, INC.*, 1989
- [4] Th. Back, Evolutionary Algorithms in Theory and Practice, *Oxford University Press*, New York, 1996
- [5] Th. Back and H. P. Schwefel, "Evolutionary

Computation: An overview", *Proceeding of the Third IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pp. 20-29, 1996

- [6] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", *Proceedings of IEEE international Conference on Neural Networks (ICNN'95)*, Vol. IV, pp.1942-1948, perth, Australia,1995.
- [7] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimization", *In proc. of IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, Anchorage, USA, May 1998
- [8] M. Clerc and J. Kennedy, "The Particle Swarm - Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No13, February 2002

저 자 소 개



**황기현 (Gi-Hyun, Hwang)**  
 1996년: 부산대학교 전기공학과 석사 졸업  
 2000년: 부산대학교 전기공학과 박사 졸업  
 2003년: 동서대학교 컴퓨터정보 공학부 교수

관심분야 : RFID, 임베디드, 영상처리, 진화연산  
 Phone : +82-51-320-1938  
 Email : hwanggh@gdsu.dongseo.ac.kr



**양광호 (梁光鎬)**  
 1999년: 부산대 대학원 전기공학과 졸업 (공학박)  
 1986년~현재: 한국 전기연구원 전력연구단 전기환경연구그룹 책임연구원, 전력설비 환경설계 기술팀장  
 1999년: 대한전기학회 우수논문상 수상  
 2000년: 한국과학기술단체총연합회 우수논문상 수상  
 2001년: KERI 대상 수상  
 2003~2006년: Marquis Who's Who 등재. KIEE, IEEE 정회원

Phone : 055-280-1322  
 E-mail : khyang@keri.re.kr



**주문노 (朱琬魯)**  
 1994년: 인하대 환경공학과 졸업  
 1996년: 동 대학원 전기공학과 졸업(석사)  
 2007년: 한국해양대 전기공학과 졸업(박사)  
 1996년~현재: 한국전기연구원 전력연구단 전기환경연구그룹 선임연구원

2001년: KERI 대상 수상

Phone : 055-280-1324  
 E-mail : mnju@keri.re.kr



**이민중 (李敏中)**  
 1996년: 부경대학교 전기공학과 졸업  
 1998년: 부산대 대학원 전기공학과 졸업 (석사)  
 2001년: 부산대 대학원 전기공학과 졸업 (박사)  
 2001년~2002년: 부산대 Post doctoral  
 2005년 4월~2006년 6월: 경남테크노파크 경남로봇센터 책임연구원  
 2006년 7월~2008년 6월: 동서대학교 지역혁신센터 연구교수  
 2008년 6월~현재: 전남대학교 에너지과위센터 학술연구교수

관심분야 : 지능제어, 이동로봇, 머신비전, 신재생에너지  
 Phone : 062-530-1741  
 E-mail : mnjleee@nate.com