

# 병렬형 랜덤 신호 기반 학습을 이용한 퍼지 제어기의 설계

## Design of a Fuzzy Controller Using the Parallel Architecture of Random Signal-based Learning

한창욱\*, 오세진\*\*

Chang-Wook Han\*, Se-Jin Oh\*\*

### 요약

본 논문에서는 퍼지 제어기를 최적화하기 위하여 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing)과 결합한 병렬형 랜덤 신호 기반 학습법을 제안하였다. 랜덤 신호 기반 학습은 직렬 탐색구조로 되어 있어서 지역 탐색 능력은 뛰어나지만 전역 탐색 능력은 부족하다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 다양한 탐색 영역을 가지는 병렬형 랜덤 신호 기반 학습법이 소개 되었으며, 시뮬레이티드 어닐링을 랜덤 신호 기반 학습과 결합하여 학습 능력을 향상시켰다. 제안된 최적화 알고리즘을 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화에 적용하여 그 유효성을 보였다.

### Abstract

This paper proposes a parallel architecture of random signal-based learning (PRSL), merged with simulated annealing (SA), to optimize the fuzzy logic controller (FLC). Random signal-based learning (RSL) finds the local optima very well, whereas it can not find the global optimum in a very complex search space because of its serial nature. To overcome these difficulties, PRSL, which consists of serial RSL as a population, is considered. Moreover, SA is added to RSL to help the exploration. The validity of the proposed algorithm is conformed by applying it to the optimization of a FLC for the inverted pendulum.

**Keywords** : Fuzzy Controller, Global Optimization, Inverted Pendulum

## I. 서론

최근에 전기, 전자, 컴퓨터공학 등 다양한 분야에 최적화의 역할이 점차 증대되고 있다. 실제 문제에 있어서 최적화 문제는 점점 더 복잡해지고 있으므로 많은 고차의 조합 최적화 문제들은 근사적인 해를 가지는 경우가 많다(non-deterministic polynomial-time hard). 많은 지역 최적점(local optimum)을 가지는 문제의 경우 전역 최적점(global optimum)을 찾기가 쉽지 않다. 이러한 경우 기존의 최적화 방법들은 지역 최적점에 수렴하거나 탐색 시간이 길어지게 된다. 최근에는 이러한 문제를 해결하기 위한 많은 연구가 수행되어 왔으며, 확률적인 접근법이 많은 인기를 끌고 있다[1]-[3].

랜덤 신호 기반 학습은 최적해를 찾기 위하여 현재의 상태를 학습율의 범위 내에서 랜덤하게 여기 시키므로 지역탐색에는 유

용하나 전역탐색 능력은 부족하다[3]. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 [3]에서는 랜덤 신호 기반 학습에 시뮬레이티드 어닐링을 접목하였으나, 이 또한 직렬형 알고리즘이므로 전역 탐색에 적합하지 않다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 시뮬레이티드 어닐링과 접목된 랜덤 신호 기반 학습을 병렬 구조로 배치한 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 랜덤한 초기 해를 가진 각각의 직렬 탐색(지역 탐색)들로 인하여 전역 탐색이 가능하게 된다. 제안된 알고리즘의 유용성을 보이기 위해 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화 문제를 고려하였다. 제안된 알고리즘의 결과는 [3]의 알고리즘 및 유전 알고리즘의 결과와 수렴속도, 정확도 측면에서 비교 되었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 학습방법인 랜덤 신호 기반 학습에 대해 살펴보고, 3장에서는 본 논문의 제안 방법인 병렬형 랜덤 신호 기반 학습 방법을 기술하였으며, 4장에서는 실험결과에 대해 고찰한 후 마지막으로 5장에서 본 논문의 결론을 기술하였다.

## II. 랜덤 신호 기반 학습

랜덤 신호 기반 학습은 최적해를 찾기 위하여 현재의 상태를 학습율의 범위 내에서 랜덤하게 여기 시키는 알고리즘이다[3]. 만

\* 동의대학교 \*\* 한국천문연구원

투고 일자 : 2010. 12. 14 수정완료일자 : 2011. 1. 31

계재확정일자 : 2011. 2. 2

\* 이 논문은 2009학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(2009AA162)

약 학습율이 아주 작다면 정밀한 탐색은 가능하나 광역 탐색은 힘들다. 반면에 학습율이 상대적으로 크다면 광역 탐색은 가능하나 정밀한 탐색은 힘들게 된다. 그러므로 랜덤 신호 기반 학습은 학습율을 작게 설정하여 지역 탐색에 효과적으로 사용한다.

시뮬레이티드 어닐링은 확률적으로 지역 극소점에서 빠져나와 전역해를 찾을 수 있는 능력을 가지고 있으며[4], 그에 대한 증명은 [5][6]에 잘 나타나 있다. 이러한 전역해의 수렴은 실제 금속의 담금질에서와 같이 온도의 아주 느린 냉각 스케줄에 기인한 것이며[4], 실제 문제에 있어서 느린 냉각 스케줄일수록 더 좋은 해를 얻을 수 있다. 시뮬레이티드 어닐링에서 내리막(downhill) 움직임은 항상 허용되나 오르막(uphill) 움직임은 온도의 함수인 확률(P)에 의해서 허용된다. 시뮬레이티드 어닐링이 적용된 랜덤 신호 기반 학습법이 다음에 간단히 설명되어 있다.

- Step 1. 초기 해를 랜덤하게 생성하고, 온도 T를 초기화 한다.
- Step 2. 랜덤 신호 기반 학습을 이용하여 새로운 해를 생성한다.
- Step 3.  $Q_{old}$ =현재의 해를 이용한 성능평가,  $Q_{new}$ =새로운 해를 이용한 성능평가
- Step 4. 만약  $Q_{new} \leq Q_{old}$  이면 새로운 해가 선택이 되고,  $Q_{new} > Q_{old}$  이면 확률 P를 계산하고 0과 1사이에서 랜덤하게 생성된 수와 비교하여 P가 크면 새로운 해를 선택하고, 아니면 이전의 해를 그대로 유지한다.
- Step 5. 온도를  $T=T*cooling\ rate$  로 냉각시킨다.
- Step 6. 만약 종료 조건을 만족하면 알고리즘을 종료하고, 아니면 Step 2로 이동한다.

랜덤 신호 기반 학습의 지역 탐색 능력과 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 경우의 전역 탐색 능력을 알아보기 위하여 다음의 예제를 살펴보자.

(예제 1)

그림 1과 같이  $-1 \leq x \leq 1$ 의 범위에서 두 개의 지역 극소점과 한 개의 전역 극소점을 가지는 다음의 함수에 대해서  $F(x)$ 를 최소로 하는  $x$ 를 찾는 것이 본 예제의 목적이다[7].

$$F(x) = \frac{(x+0.9)(x+0.7)(x+0.2)(x-0.4)}{(x-0.7)(x-0.9)+0.04} \quad (1)$$

그림 2는 랜덤 신호 기반 학습을 이용하여 다양한 초기 상태로 실험한 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 모두 초기 상태에 근접한 지역 극소점에 수렴한다. 반면에 그림 3은 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습을 이용하여 다양한 초기 상태로 실험한 결과로 모두 전역 극소점에 수렴하는 것을 볼 수 있다. 이 결과로부터 비록 둘 다 직렬 알고리즘이나 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 알고리즘이 전역 탐색 능력이 우수함을 알 수 있다.

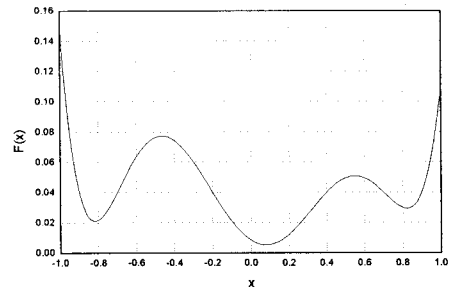


그림 1. 비선형 함수  $F(x)$ 의 모양.

Fig. 1. The shape of nonlinear function  $F(x)$ .

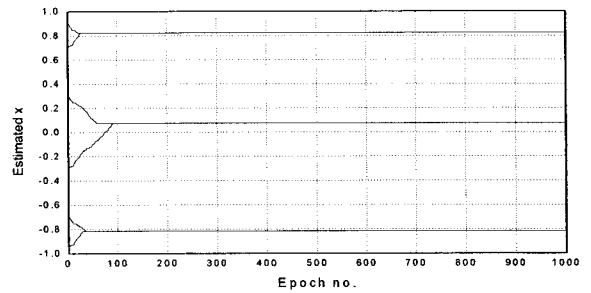


그림 2. 랜덤 신호 기반 학습의 결과.

Fig. 2. The result of random signal-based learning.

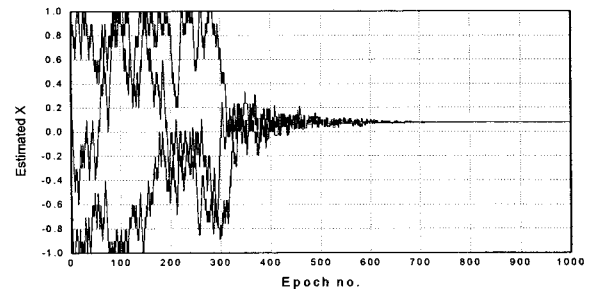


그림 3. 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습의 결과.

Fig. 3. The result of random signal-based learning merged with simulated annealing.

### III. 병렬형 랜덤 신호 기반 학습

예제 1에서 보인 바와 같이 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습이 간단한 최적화 문제에는 적합하나, 복잡한 최적화 문제에는 직렬형 알고리즘의 특성으로 인하여 적합하지 않을 수도 있다.

이러한 문제점을 극복하기 위하여 그림 4에 보인바와 같이 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습을 병렬로 확장한 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 각각 다른 초기 해를 가지고 병렬 학습을 수행하므로 해집합의 다양성을 가질 수 있으며, 이로 인해 각 지역 탐색 영역에서 최적해를 탐색함으로써 전역해를 찾을 확률을 높였다. 즉, 제안된 알고리즘은 최적화를 위한 전체 탐색 영역을 여러 개의 지역 탐색 영역으로 나누어 병

표 1. 테스트 함수.

Table 1. Test functions and their specifications.

Name	Function	Global optimum
f1	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ where $n=10, -4.12 < x_i < 5.12$	0
f4	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^4$ where $n=10, -1.0 < x_i < 1.28$	0
f5	$f_5(x) = 1 / (0.002 + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^2})$ where $-64.0 < x_1, x_2 < 65.356$	0.998004
f6	$f_6(x) = 0.5 \cdot \frac{\sin^2(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$ where $-1.0 < x_1, x_2 < 4.0$	1

릴 탐색을 수행하게 된다. 예제 1에서 보인바와 같이 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습이 지역 탐색 능력이 뛰어나서 각각의 지역 탐색 영역에서의 최적해를 찾을 수 있으므로 직렬형 알고리즘 보다 더 적은 컴퓨터 연산으로 정확한 해를 찾을 수 있다.

기존의 시뮬레이티드 어닐링은 초기 온도를 충분히 크게 설정하여 확률적인 전역 탐색이 가능하도록 하는 반면, 제안된 알고리즘의 시뮬레이티드 어닐링을 위한 초기 온도는 기존의 직렬형 알고리즘과 달리 충분히 작게 설정하여 각 지역 탐색 영역에서 전역 탐색이 아닌 지역 탐색이 가능하도록 하여 빠른 탐색 시간으로 보다 정확한 해를 찾을 수 있도록 한다. 비록 제안된 알고리즘이 직렬형의 알고리즘보다는 매우 우수하나, 기존의 병렬형 알고리즘과 같이 아주 복잡한 고차의 해를 찾기에 한계가 있을 것으로 사료된다.

그림 4는 랜덤하게 생성된 초기 해집합을 가진 m개의 직렬 알고리즘들이 각각의 지역 탐색 영역을 탐색하여 전역해 또는 근사 전역해를 찾는 과정을 보였다.

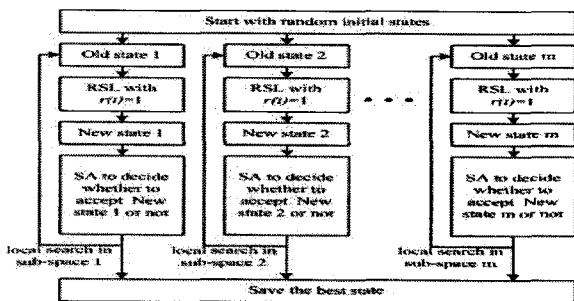


그림 4. 제안된 알고리즘의 개략도.

Fig. 4. Flowchart of the proposed algorithm.

#### IV. 실험결과

제안된 알고리즘의 우수성을 검증하기 위하여 몇 개의 테스트 함수들과 독립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화를 수행하였으며, 기존의 최적화 알고리즘[3] 및 일반적인 유전 알고리즘 (simple genetic algorithm)[2]의 결과와 비교하였다. 실험에 사용된 파라미터들은 실험적으로 설정되었으며[3][9], 그 값은 다음과 같다; 랜덤 신호 기반 학습의 학습률=0.01, 시뮬레이티드 어닐링의 냉각률=0.98, 초기 온도=0.1(직렬형 알고리즘=1.0), 제안된 알고리즘의 m 및 유전 알고리즘의 개체수=20, 제안된 알고리즘의 병렬 탐색 수 및 유전 알고리즘의 세대수=100, 유전 알고리즘의 교차확률=0.8, 돌연변이확률=0.03. 공정한 비교를 위하여 각 알고리즘을 이용하여 20번의 독립적인 모의실험을 수행하였다.

##### 4.1 테스트 함수

제안된 알고리즘의 최적화 성능을 보이기 위해 표 1에 나타난 4개의 테스트 함수[1] 최적화 문제를 고려하였다. 테스트 함수는 두 개의 고차 문제(f1, f4)와 두 개의 저차 문제(f5, f6)로 구성되어 있다. 각 알고리즘은 위의 개체수와 세대수 등을 따르지 않고 최적해를 찾을 때까지 최적화를 수행하였다.

표 2는 최적화 결과를 나타낸 것으로 전역해의 수렴율과  $10^{-5}$  오차에 수렴하기까지의 평균 평가함수 계산 횟수이다. 직렬형 알고리즘은 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습[3]을 의미한다. 표 2의 결과로부터 제안된 알고리즘은 유전 알고리즘보다 정확도 및 수렴속도 면에서 다소 우수함을 보이는데, 이것은 제안된 알고리즘에서 각 직렬 알고리즘의 지역 탐색 우수성에 기인한 것으로 사료된다. 표 2에서 직렬형 알고리즘은 지역해에 봉착한 경우가 있어서 성능이 상대적으로 좋지 않은 것으로 나타났다.

표 2. 테스트 함수의 최적화 결과.

Table 2. Optimization results of test functions.

Name	Algorithms	% of global optimum	Average number of function evaluation to reach global optimum
f1	제안된 알고리즘	94.7	5943.5
f1	직렬형 알고리즘	78.7	12836.1
f1	유전 알고리즘	93.3	6012.7
f4	제안된 알고리즘	91.3	6324.1
f4	직렬형 알고리즘	73.3	15520.3
f4	유전 알고리즘	90	6512.4
f5	제안된 알고리즘	100	3492.3
f5	직렬형 알고리즘	80	10893.6
f5	유전 알고리즘	100	3657.1
f6	제안된 알고리즘	100	3016.8
f6	직렬형 알고리즘	86.7	7921.3
f6	유전 알고리즘	100	3316.2

##### 4.2 퍼지 제어기 설계

제안된 알고리즘의 실제 응용 가능성을 보이기 위해 독립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화 문제를 고려하였다. 본 실험에서는 편의상 독립진자의 각도만을 제어 대상으로 삼았으며,

$x_1 = \theta, x_2 = \dot{\theta}$  일 때 수학적 모델은 다음과 같다[3].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{(M+m)gsinx_1 - (F+mlx_2^2sinx_1)cosx_1}{4/3(M+m) - m(cosx_1)^2l} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 대차의 무게  $M$ 은 1.0Kg, 풀의 무게  $m$ 은 0.1Kg, 풀의 길이  $l$ 은 0.5m, 중력가속도  $g$ 는  $9.8m/s^2$  이고 작용하는 힘  $F$ 의 단위는 뉴턴[N]이다. 본 실험을 위한 퍼지 제어기는 조건부에 5개의 고정된 삼각형의 소속함수가 각 변수당 할당되고, 25개의 삼각형 결론부 소속함수를 가진다[3][9]. 본 실험에서는 Mamdani-type의 퍼지 모델[8]이 사용되었다. 제안된 알고리즘은 결론부 소속함수의 25개 중심점과 25개 폭을 동시에 최적화 한다. 중심점과 폭의 변화 범위는  $[-1, 1]$  이며, 다음의 성능평가 함수를 사용하였다.

$$Q = \sum_{i=1}^q [e_i^2 + \dot{e}_i^2] \quad (3)$$

여기서  $e$  는 각도의 오차,  $\dot{e}$  는 오차의 변화분,  $q$ 는 입출력 쌍의 수를 나타낸다. 성능평가 함수는 초기 조건  $[\theta, \dot{\theta}] = [\pm 0.3, 0]$  로 5초 동안 도립진자를 제어 하여 얻었다. 0.5rad을 초과할 때 실패 신호를 생성하며 샘플링 주기는 0.01초이다.

그림 5는 20번의 독립적인 퍼지 제어기의 최적화를 통하여 얻어진 퍼지 제어기를 이용하여 도립진자를 제어한 평균 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘이 유전 알고리즘과 직렬형 알고리즘보다 우수함을 알 수 있다.

최적화 속도를 비교하기 위해 각 알고리즘을 20번 수행했을 때의 평균 성능 평가 지표를 그림 6에 나타내었다. 각 알고리즘들은 같은 성능 평가 시간을 가지나(2000 번의 직렬 탐색과 동일) 그 최적화 결과는 다르다. 제안된 알고리즘은 30번의 병렬 연산(600번의 직렬 탐색)으로  $Q = 12.09$ 의 전역 근사해에 도달하였고, 유전 알고리즘은 40번의 병렬 연산(800번의 직렬 탐색)으로 전역 근사해  $Q = 12.42$ 에 도달하였으며, 직렬 알고리즘은 1600번의 직렬 탐색으로  $Q = 15.65$ 에 도달하였다. 이 결과로부터 제안된 알고리즘의 정확도 및 수렴속도의 우수성을 확인할 수 있었다.

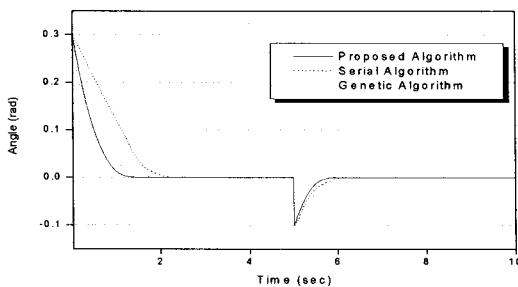
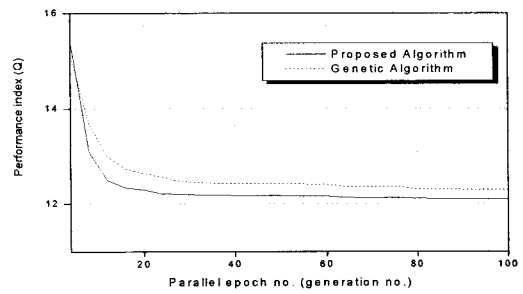


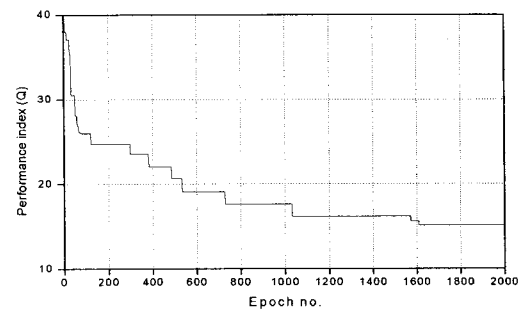
그림 5. 각 알고리즘의 제어 결과 평균.

Fig. 5. Averaged control result of each algorithm.



(a) 제안된 알고리즘과 유전 알고리즘의 평균 성능평가 지표.

(a) Averaged performance index of proposed algorithm and genetic algorithm.



(b) 직렬 알고리즘의 평균 성능평가 지표.

(b) Averaged performance index of serial algorithm.

그림 6. 각 알고리즘의 평균 성능평가 지표.

Fig. 6. Averaged performance index of each algorithm.

그림 7은 풀의 길이  $l$ 을 0.5m로 최적화한 퍼지 제어기를 이용하여 풀의 길이를 1.0m로 변경하였을 때의 제어 결과이다. 이 결과는 최적화된 퍼지 제어기의 환경 변화에 대한 강인성을 보였다. 표에서와 같이 제안된 알고리즘이 환경 변화에 대한 강인성이 우수한 것을 볼 수 있다.

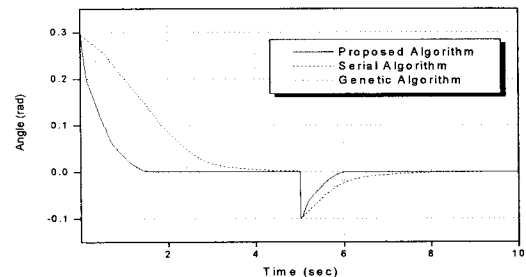


그림 7. 제어 환경 변화에 따른 각 알고리즘의 제어 결과 평균 ( $l=1.0m$ ).

Fig. 7. Averaged control result of each algorithm( $l=1.0m$ ).

## V. 결론

본 논문에서는 직렬형 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습법의 단점을 극복하기 위한 병렬형 알고리즘을 소개하였다. 제안된 알고리즘은 전체 탐색 영역을 각 지역 탐색 영역

의 기본 탐색점이 되는 랜덤한 초기 해를 가지는 지역 탐색 영역으로 분할하여 최적해를 구하는 최적화 알고리즘이다. 제안된 알고리즘의 유용성을 여러 개의 테스트 함수들과 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기의 최적화를 통하여 입증하였다. 실험 결과에서와 같이 제안된 알고리즘은 수렴속도와 정확도 면에서 유전 알고리즘과 직렬형 알고리즘 보다 우수한 것을 알 수 있었다. 향후 과제로는 제안된 알고리즘에 많은 영향을 끼치는 초기 해의 선택을 위한 새로운 시도가 필요할 것이다.

### 참고 문헌

- [1] De Jong, K, *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems*, Ph.D. dissertation, Dept. Computer Sci., Univ. Michigan, Ann Arbor, MI, 1975.
- [2] Goldberg, D. E, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [3] Han, C. W., Park, J. I., "Design of a Fuzzy Controller using Random Signal-based Learning Employing Simulated Annealing," Proc. of the IEEE Conference on Decision and Control, Sydney, Australia, pp. 396-397, 2000.
- [4] Kirkpatrick, S., Gelatt Jr., C.D., Vecchi, M.P., "Optimization by Simulated Annealing," Science, Vol. 220, No. 4598, pp. 671-680, 1983.
- [5] Romeo, F., Sangiovanni-Vincentelli, A., "A Theoretical Framework for Simulated Annealing," Algorithmica, Vol. 6, pp. 302-345, 1991.
- [6] Sullivan, K.A., Jacobson, S.H., "A Convergence Analysis of Generalized Hill Climbing Algorithms," IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 46, No. 8, pp. 1288-1293, 2001.
- [7] Jeong, I.K., Lee, J.J., "Adaptive Simulated Annealing Genetic Algorithm for Control Applications," International Journal of Systems Science, Vol. 27, No. 2, pp. 241-253, 1996.
- [8] Procyk, T.J., Mamdani, E.H., "A Linguistic Self-organizing Process Controller," Automatica, Vol. 15, No. 1, pp. 15-30, 1979.
- [9] Han, C.W., Oh, S.J., "Designing a Tree Architectures of Fuzzy Controller with the Aid of Genetic Optimization," Journal of Institute of Signal Processing and Systems, Vol. 11, No. 3, pp. 250-254, 2010



한 창욱(Chang-Wook Han)

1994년 2월 영남대 전자공학과(공학사)  
 1996년 2월 영남대 전자공학과(공학석사)  
 2002년 2월 영남대 전자공학과(공학박사)  
 2008년 3월 ~ 현재 동의대학교 전기공학과 조교수

※ 주관심분야 : 지능제어, 진화 연산, 퍼지 뉴럴 네트워크 및 그 응용



오 세진(Se-Jin Oh)

1996년 2월 영남대 전자공학과(공학사)  
 1998년 2월 영남대 전자공학과(공학석사)  
 2002년 2월 영남대 전자공학과(공학박사)  
 2001년 9월 ~ 2002년 12월 대구과학대학 교수

2002년 12월 ~ 현재 한국천문연구원 선임연구원

※ 주관심분야 : 디지털신호처리, 상관기 및 천문관측기기개발, 음성처리, DSP 응용