

論文99-36S-1-4

## 경쟁적 공진화법에 의한 신경망의 구조와 학습패턴의 진화

## (Evolution of Neural Network's Structure and Learn Patterns Based on Competitive Co-Evolutionary Method)

鄭致善\*, 李東昱\*, 全孝炳\*, 沈貴寶\*\*

(Chi-Sun Joung, Dong-Wook Lee, Hyo-Byung Jun, and Kwee-Bo Sim)

## 요 약

일반적으로 신경망의 정보처리 능력은 신경망의 구조와 효율적인 학습패턴에 의해 결정된다. 그러나 아직까지 체계적으로 신경망의 구조를 설계하거나 효율적인 학습패턴을 선택하는 방법은 없다. 한편 진화 알고리즘은 개체군을 이용한 탐색법으로 전역적 최적해를 구하는 데 많이 사용되고 있으며, 특히 최적의 시스템을 설계하고자 할 때 매우 유용한 방법이다. 본 논문에서는 유전자 알고리즘으로 구성된 두 개의 개체군이 서로 경쟁적으로 진화하는 공진화 방법에 의해 최적의 신경망구조를 찾는 방법을 제안한다. 이 방법은 신경망구조를 나타내는 주개체군과 학습패턴을 나타내는 부개체군으로 되어 있으며, 이 두 개체군(신경망과 학습패턴)은 서로 경쟁적으로 진화한다. 즉, 학습패턴은 신경망이 학습하기 힘든 패턴으로 진화하고 신경망은 그 패턴들을 학습할 수 있도록 진화한다. 이 방법은 부적절한 학습패턴의 선택과 임의적인 신경망의 설계로 인한 시스템의 성능이 저하되는 것을 해결한다. 또한 공진화 방법에서 각 개체군의 적합도는 동적으로 변화하기 때문에 그 진행과정을 쉽게 알 수 없다. 따라서 본 논문에서는 그 진행과정을 관찰할 수 있는 방법도 소개한다. 마지막으로 제안한 방법을 로봇 매니퓰레이터의 비주얼 서보잉 문제에 적용하여 그 유효성을 검증한다.

## Abstract

In general, the information processing capability of a neural network is determined by its architecture and efficient training patterns. However, there is no systematic method for designing neural networks and selecting effective training patterns. Evolutionary Algorithms(EAs) are referred to as the methods of population-based optimization. Therefore, EAs are considered as very efficient methods of optimal system design because they can provide much opportunity for obtaining the global optimal solution. In this paper, we propose a new method for finding the optimal structure of neural networks based on competitive co-evolution, which has two different populations. Each population is called the primary population and the secondary population respectively. The former is composed of the architecture of neural networks and the latter is composed of training patterns. These two populations co-evolve competitively each other, that is, the training patterns will evolve to become more difficult for learning of neural networks and the architecture of neural networks will evolve to learn this patterns. This method prevents the system from the limitation of the performance by random design of neural networks and inadequate selection of training patterns. In co-evolutionary method, it is difficult to monitor the progress of co-evolution because the fitness of individuals varies dynamically. So, we also introduce the measurement method. The validity and effectiveness of the proposed method are inspected by applying it to the visual servoing of robot manipulators.

\* 正會員, 中央大學校 制御計測學科  
(Dept. of Control and Instrumentation Eng. Chung-Ang Univ.)

\*\* 正會員, 中央大學校 電子電氣工學部  
(School of Electronic and Electrical Eng. Chung-Ang,

Univ.)

\* 본 논문은 정보통신부 대학기초연구(과제번호: CI-98-5050-00)의 지원에 의한 결과임

接受日字: 1998年8月24日, 수정완료일: 1998年12月4日

## I. 서론

신경망의 정보처리 능력은 신경망의 구조에 의하여 큰 영향을 받는다. 신경망을 이용하여 어떤 문제를 해결하고자 할 때, 신경망의 은닉층 뉴런의 개수와 연결강도의 개수를 적절히 결정하는 것은 매우 중요한 문제이다. 예를 들어, 은닉층과 연결강도의 수가 너무 많으면 자유 파라미터의 수가 많아져서 응답시간 및 학습시간이 많이 걸리며, 학습 시 초기값에 따라 가중치가 전역 최소값에 도달하지 않고 계산량이 증가하는 등의 문제가 발생한다. 반대로 은닉층과 연결강도의 수가 너무 적으면 입력력 패턴을 기억하지 못하고 학습이 최적해에 수렴하지 않는다<sup>[1]</sup>. 아직까지 신경망 구조의 설계는 전문가의 경험적 지식에 의존하고 있고, 어떤 주어진 문제 해결을 위한 최적구조의 신경망을 설계하는 체계적인 방법은 없다. 최적 신경망을 구하기 위한 연구로서 최소 크기에서부터 은닉층노드, 연결강도를 하나씩 추가해가면서 신경망을 구성하는 방법과 최대크기의 신경망으로부터 불필요한 구성요소들을 하나 하나 제거하면서 신경망을 구성하는 방법이 보고되었다<sup>[2] [3]</sup>.

최적 신경망의 설계는 신경망 구조평면에서의 탐색 문제로 생각할 수 있다. 신경망의 구조평면은 그 범위가 무한히 크고, 불연속적이며, 아주 복잡하고 잡음에 민감하다. 또한 비슷한 구조가 전혀 다른 성능을 보이기도 하며, 반대로 구조가 전혀 다르더라도 성능에는 차이가 없는 특징을 가지고 있다<sup>[4]</sup>. 이런 구조 평면의 특징 때문에 최적구조를 찾기 위해서 신경망의 구성요소를 순차적으로 추가하거나 삭제하는 방법은 적절하지 못한 방법이다. 최근 최적 신경망을 얻기 위하여 진화 알고리즘을 이용한 진화하는 신경망에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 유전자 알고리즘을 이용하여 전방향 신경망의 구조와 가중치를 동시에 진화시키는 방법<sup>[5]</sup>, 유전자 알고리즘을 이용하여 전방향 신경망의 구조를 진화시키고 온라인 학습방법에 따라 가중치를 학습시키는 방법<sup>[6]</sup>, 동적 귀환 신경망의 구조를 진화 프로그래밍을 이용하여 진화시키고 진화 전략을 이용하여 가중치를 학습시키는 방법<sup>[7]</sup> 등이 보고되어졌다. 하지만 진화하는 신경망은 학습에 필요한 학습패턴에도 많은 영향을 받는다. 일반적으로 범화능력을 키우기 위해서 많은 학습패턴을 사용하게 되고, 이 학습패턴도 전문가에 의해 제공된다. 부적절한 학

습패턴은 신경망의 범화능력을 감소시키고, 많은 개수의 학습패턴은 신경망의 구조를 복잡하게 하며 많은 계산량이 필요로 한다<sup>[8]</sup>. 그래서, 입력패턴을 진화하여 중요한 특징 패턴을 찾는 방법<sup>[9]</sup>, 학습 알고리즘이 스스로 학습예제를 선택하는 방법<sup>[10]</sup>이 보고되어졌다.

본 논문에서는 임의적인 신경망 구조의 설계 및 부적절한 학습패턴의 선택에 의해서 시스템의 성능이 제한되는 것을 막기 위해서 신경망과 학습패턴간의 공진화 개념을 도입하였다. 자연계의 진화는 서로 다른 개체군에 의해서 개별적으로 일어나는 것이 아니라 다른 개체군 또는 변화하는 환경과의 상호작용에 의해서 일어난다. 즉, 자연계의 모든 생물들은 다른 요소들과 서로 영향을 주고받으면서 공진화 한다는 뜻이다. 한 개체군의 적합도는 함께 공진화하는 다른 개체군의 진화에 의하여 영향을 받는다. 이와 같은 공진화의 방법은 다른 진화 알고리즘에 비해 자연계의 진화현상과 더욱 유사한 모델이다. 공진화의 모델은 서로 다른 개체군이 서로 경쟁을 통하여 진화하는 경쟁적 공진화 방법<sup>[11]</sup>과 상호 협조에 의해 진화하는 협조적 공진화의 방법<sup>[14]</sup>이 있다. 본 논문에서는 신경망의 구조를 탐색하기 위한 경쟁적 공진화 방법을 제안한다. 신경망의 구조를 포함하는 주개체군과 시스템의 환경으로 볼 수 있는 학습패턴을 포함하는 부개체군이 동시에 진화함으로써 앞서 지적한 문제를 해결하였다. 본 논문에서는 유전자 알고리즘의 공진화 메커니즘에 의해 동적 뉴런을 가지는 전방향 신경망의 구조를 탐색한다.

염색체 코딩에 있어서 비중복성과 형질 유전성은 매우 중요하다. 노드단위의 교차를 수행해 형질유전성을 개선했으며 노드를 재배열하여 비중복성을 만족하도록 하였다. 공진화 방법에서 개체의 적합도는 상대 개체의 적합도에 영향을 받기 때문에 그 적합도가 세대를 거치면서 동적으로 변화한다<sup>[12]</sup>. 이런 이유로 해서 경쟁적 공진화에서 진화의 진행과정을 알아보기가 힘들다. 다만, 진화가 끝난 후 얻어진 최상의 개체를 평가해 봄으로써 진화가 되었는가를 알 수 있다. 본 논문에서는 신경망 구조 및 학습패턴의 공진화가 유효하게 진행되었는가를 알아보기 위하여 '상대 개체 조상들과의 경쟁'을 통해서 얻어지는 적합도 값을 이용하여 공진화 진행과정을 판단해본다.

제안된 방법은 RV-M2 매니플레이터 비주얼 서보잉에 적용하여 제안한 수법의 유효성을 검증하였다.

## II. 공진화의 개념 및 방법

### 1. 공진화의 개념

자연계의 진화과정은 종종 하나의 개체군에서 개체가 고정된 환경에 적응하는 것으로 묘사된다. 그러나 이러한 묘사는 실제 상황에 대한 일차의 근사화에 불과하다<sup>[13]</sup>. 실제로 진화는 많은 다른 개체군 또는 변화하는 환경과의 상호작용에 의한 결과이다. 즉 모든 자연계의 생물들은 다른 요소들과 서로 영향을 주고받으며 공진화 하는 것이다.

유전자 알고리즘은 자연계의 진화 현상을 모델링한 계산 알고리즘이다. 이것은 알고리즘의 단순성과 우수한 효과로 주어진 환경에서의 최적화의 문제에 많이 이용되고 있다. 그러나 이를 위하여 유전자 알고리즘은 어떠한 주어진 문제를 정확히 반영하며, 하나의 수치로서 개체의 상대적인 가치를 평가할 수 있는 적합도 함수가 필요하다. 이 적합도 함수의 결정에 따라 유전자 알고리즘의 성능이 좌우된다. 이러한 관점에서 공진화의 방법은 적합도 함수의 명시에 의한 성능의 제한을 막을 수 있는 해결책으로 기대된다. 공진화 방법에서 한 개체군의 적합도는 다른 개체군의 진화에 의하여 영향을 받는다. 즉, 두 개 또는 그 이상의 개체군이 그들의 적합도를 통하여 서로 영향을 받으며 상호작용 한다. 이로 인하여 유전자 알고리즘은 비효율적인 적합도 함수 설정에 의한 문제점을 극복하고 전역적인 최적의 해를 찾을 수 있도록 하는 작용을 한다.

공진화의 방법은 피식자(pre)와 포식자(predator)의 관계와 같이 서로 다른 개체군간의 경쟁에 의하여 진화하는 경쟁적 공진화 방법과 두 개체군이 서로를 보완하며 함께 진화해 나가는 협조적 공진화가 있다. 또 숙주(host)와 기생체(parasite)의 관계와 같이 많은 수의 기생개체가 하나의 숙주를 통해서 공진화 하는 방법도 있다<sup>[14]</sup>.

### 2. 공진화의 방법

공진화는 두 개 이상의 개체군이 함께 진화하는 것이지만 여기서는 두 개의 개체군이 진화하는 경우에 대하여 고려한다. 그 이상의 개체군에 대하여도 약간의 변형으로 다음의 알고리즘이 적용될 수 있을 것이다. 본 논문에서 사용한 공진화 알고리즘은 다음과 같다.

**단계 1 :** 진화하려는 두 개의 개체군을 편의상 주개체군(primary population)과 부개체군(secondary population)이라고 하자. 이때, 주목적이 되는 대상을 주개체군으로 구성하고 환경과 같은 외부 요인을 부개체군으로 구성한다.

### 단계 2 : 적합도 평가

주개체군의 개체와 부개체군의 적합도는 다음의 식 (1)과 (2)에 의해 구한다.

$$f(P_i) = \frac{\sum_{j \in A} f(P_i, S_j)}{L} \tag{1}$$

$$f(S_j) = \frac{\sum_{i \in B} f(S_j, P_i)}{K_j} \tag{2}$$

이때, 사용되는 변수는 다음과 같다.

$N$  : 주개체군의 개체수

$P_i$  : 주개체군의  $i$ 번째 개체(individual), 단,  $i=0 \dots N$

$M$  : 부개체군의 개체수

$S_j$  : 부개체군의  $j$ 번째 개체, 단,  $j=0 \dots M$

$f(P_i)$  :  $P_i$ 의 적합도

$f(S_j)$  :  $S_j$ 의 적합도

$f(P_i, S_j)$  : 주개체  $i$ 와 부개체  $j$ 의 상호관계에 의한 적합도( =  $1 - f(S_j, P_i)$  )

$A$  : 주개체  $i$ 가 선택한 부개체들의 인덱스 집합

$L$  : 주개체의 평가회수

$B$  : 부개체  $j$ 를 선택한 주개체들의 인덱스 집합

$K_j$  : 부개체  $j$ 가 선택된 회수

즉, 주개체는 부개체에서 선택한  $L$ 개의 개체에 대하여 상호 적합도를 구한 후 평균값을 취하여 자신의 적합도로 가지며 부개체도 선택되었던  $K_j$ 번의 상호적합도를 평균하여 자신의 적합도로 갖는다.

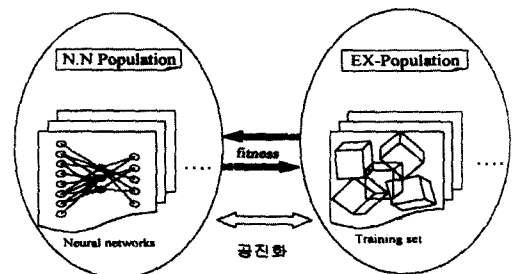


그림 1. 공진화 개념  
Fig. 1. Co-evolution scheme.

단계 3 : 각각의 개체군에 대하여 일반적인 유전자 알고리즘과 같은 선택, 교차, 돌연변이의 과정을 거쳐 다음 세대의 개체군을 구성한다.

단계 4 : 일정한 세대가 지나거나 만족한 결과가 나올 때까지 단계 2와 3을 반복한다.

3. 공진화의 측정

공진화 방법에 의하면 한 개체군의 fitness landscape는 다른 개체군의 특성에 의해서 영향을 받는다. 다음 세대의 새로운 개체를 재생산하는 기준인 적합도 함수가 고정되더라도 fitness landscape의 모양은 진화세대를 거치면서 다른 개체군과의 상호작용에 의해 그 모양이 변화하게된다. 이것의 의미는 현세대에서는 좋은 성능을 보이는 개체 즉, 적합도가 높은 개체가 계속해서 좋은 성능을 보이지는 않음을 의미한다. 경쟁적 공진화에서 진화적 적응과 개선이 일어나는 주요한 원인은 종간의 군비경쟁(arms race)때문이다<sup>[12]</sup>. 즉 한 개체군은 다른 개체군의 적합도를 감소시키는 방향으로 진화를 하고 적합도의 영향을 받은 개체군은 떨어진 적합도를 유지하고자 진화를 하는 것이다. 이와 같이 적합도가 상대적으로 정의가 되어있기 때문에 공진화하는 개체의 fitness landscape는 동적일 수밖에 없다. 그러므로 일반적인 적합도 변화량만 가지고는 진화의 진행과정을 알아보기 힘들다. 각 세대의 최고 적합도만을 알아보는 방법은 경쟁적 공진화 방법에서는 적합하지 못한 방법일 것이다. 본 논문에서는 공진화가 유효하게 진행되고 있는가를 알아보기 위하여 '상대 개체 조상들과의 경쟁'<sup>[12]</sup>이라는 방법을 사용하였다.

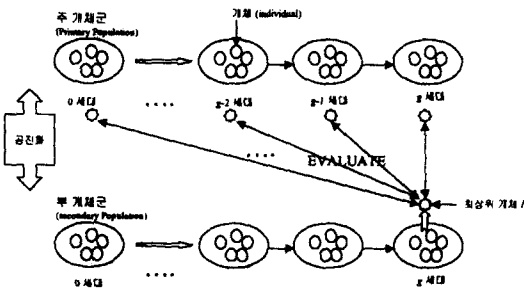


그림 2. 상대 개체 조상들과의 경쟁 개념  
Fig. 2. Ancestral opponent contest method.

현재 g 세대의 진화의 진행과정을 알아보기 위하여 부개체군의 g세대 이전의 각 세대들의 최고 개체들과 주개체군의 g세대 최고 개체와 순차적으로 경쟁을 시

켜서 얻어진 적합도의 변화 모양을 살펴봄으로서 진화의 진행 과정을 알아본다. 아래의 그림 2는 '상대 개체 조상들과의 경쟁'을 통한 공진화의 진행과정을 알아보는 방법을 나타낸 것이다.

III. 신경망의 진화

1. 신경망의 코딩방법

본 논문에서는 신경회로망을 구성하는 뉴런으로 동적 뉴런 모델을 사용하였다. 그 이유는 이 모형이 생물학적 뉴런에 더 유사하기 때문이다.<sup>[15]</sup> 이 뉴런의 동적 방정식은 (3)식 및 (4)식과 같다.

$$\tau \frac{dx_i}{dt} = -x_i + g\left(\sum_{j=0}^{N-1} w_{ij}y_j\right) + r_i \quad (3)$$

$$y_i = f(x_i) \quad (4)$$

단,  $g(\cdot)$ ,  $f(\cdot)$ 는 시그모이드 함수이다.

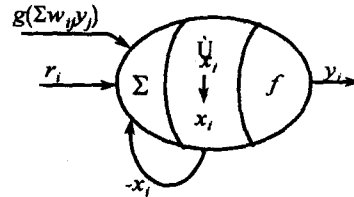


그림 3. 동적뉴런  
Fig. 3. Dynamic neuron.

다층 신경망에서 특수한 경우를 제외하고는 은닉층의 수는 하나 또는 두 개 정도로 하는 것이 일반적이다. 그 이상의 층을 사용하면 오히려 학습이 잘 되지 않는 경우도 있으며 학습이 되어도 학습시간이나 신경망의 반응시간이 오래 걸리는 단점이 있기 때문이다. 또한 목적하는 시스템에 비하여 많은 수의 뉴런은 네트워크의 자유도의 증가로 인한 학습 잡음을 유발한다. 따라서 최적의 구조를 갖는 신경망의 설계도 중요하게 인식되고 있다.

본 논문에서는 최적의 신경망의 구조를 얻기 위하여 유전자 알고리즘을 도입하였다. 이를 위하여 신경망의 구조는 비트 스트링으로 코드화 하였다. 이때, 형질유전성을 실현하기 위한 방법으로 하나의 뉴런과 그에 딸린 연결강도를 하나의 유전자로 코드화 하여 신경망 구조 염색체를 구성하고 교차 연산에 있어서 뉴런 단위로 교차가 이루어지도록 하였다. 또한 비중복성을

해결하기 위하여 신경망에 연결된 연결강도의 수에 따라 뉴런을 재배열하였다.

입력 뉴런이  $N_i$ 개 출력 뉴런이  $N_o$ 개로 정해질 경우 은닉층의 하나의 뉴런은  $N_i+N_o$ 의 비트로서 구조를 표현할 수 있다. 따라서 은닉층의 뉴런이  $N_h$ 개 일 경우 염색체의 길이는  $(N_i+N_o) \times N_h$ 개가된다.

그림 4는 8개의 입력과 5개의 출력을 가지는 신경망의 구조 코드를 보여준다. 은닉층의 첫 번째 뉴런이 4개의 입력과 4개의 출력으로 연결이 되어있음을 보여준다.

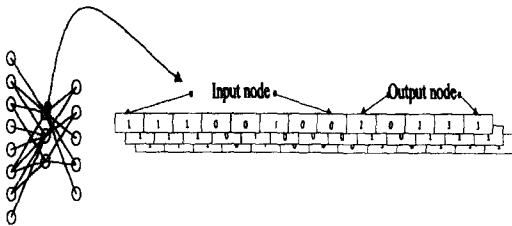


그림 4. 신경망 구조의 코드화  
Fig. 4. Structure encoding scheme.

2. 신경망의 학습방법

구조가 주어진 신경망은 학습을 통해서 그 신경망 구조의 성능을 평가받아야 한다. 공진화에 의해 탐색되어진 신경망의 구조를 평가하기 위한 학습방법으로서 본 논문에서는 진화전략(Evolution Strategies)을 사용하였다. 진화전략은 실수치 탐색을 위한 진화 알고리즘의 하나로써 신경망의 학습에 사용되면 출력 값에 대한 정확한 교사신호를 주기가 어려운 경우에 적합도에 기반한 진화로 비교사 학습을 수행할 수 있는 장점이 있다<sup>[16]</sup>.

진화전략에서의 개체는  $(\vec{x}, \vec{\sigma})$ 와 같이 실수벡터로 나타낸다. 여기서  $\vec{x}$ 는 상태공간상의 위치벡터이며  $\vec{\sigma}$ 는 표준편차 벡터가 된다. 다음 세대의 개체는 다음 (5)식과 같이 표현되며 이전 세대의 개체에 평균이 0 이고 표준편차가  $\sigma$ 인 임의의 수를 더해줌으로서 이루어진다<sup>[17]</sup>.

$$\vec{x}^{i+1} = \vec{x}^i + N(0, \vec{\sigma}) \tag{5}$$

진화전략은 부모개체의 선택방법에 따라  $(\mu, \lambda)$ -ES,  $(\mu + \lambda)$ -ES로 나누어진다. 본 논문에서는 엘리트 개체를 보존시키는  $(\mu + \lambda)$ -ES를 사용하였다.  $(\mu + \lambda)$ -ES는 부모개체( $\mu$ 개)와 자식개체( $\lambda$ 개)중에서 적합도가 높은  $\mu$ 개를 다음세대의 부모개체로 선택하는

방법이다. 또한 진화전략에서는 최적해를 찾기 위해서 수렴율을 최적화 하는 1/5규칙을 적용한다. 1/5규칙이란 성공하는 돌연변이의 비율을 1/5로 하라는 것이다. 만약 성공하는 돌연변이의 비율이 1/5보다 커지면  $\sigma$ 를 크게 하고, 1/5보다 작아지면  $\sigma$ 의 값을 작게 한다.<sup>[17]</sup>

3. 학습패턴의 코딩

부개체군에 해당하는 학습패턴을 진화시키기 위해서 비트열이나 실수값의 배열 등 진화 알고리즘의 염색체로 표현한다.

IV. 모의실험

1. 문제설정

제안한 방법에 대하여 RV-M2 로봇 매니플레이터의 끝에 카메라를 장착하여 영상에 의하여 물체를 따라가는 비주얼 서보잉에 적용하여 그 유효성을 검토하였다.

비주얼 서보잉을 위한 대상 물체는 50×50×30mm의 직육면체로 하였고 카메라 화면상의 목표영상은 미리 알고 있으며, 시스템의 목적은 평면상에 주어진 물체를 화면상에서 목표영상과 일치하도록 로봇 매니플레이터를 움직이는 것이다. 대상물의 영상과 목표영상이 일치하면 그리퍼(gripper)를 통하여 물체를 잡을 수 있다.

표 1은 RV-M2의 관절각 동작범위 및 최대속력을 나타낸 표이다.

표 1. RV-M2 로봇 매니플레이터의 관절각 동작범위(°) 및 최대 각속도(/sec)

Table 1. Joint angle range and maximum velocity of RV-M2 robot manipulator.

관절	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_4$	$\theta_5$
동작범위	-150~150	-30~100	-120~0	-200~20	-180~180
최대속도	140	79	140	163	223

그림 5는 카메라 화면의 목표영상과 실제영상을 나타낸다. 목표영상과 실제영상의 4개의 특징점 각각의 x, y 좌표편차를 신경망의 8개 입력으로 하였고 RV-M2의 5개 관절각의 변화량을 출력으로 하였다. 학습패턴은 로봇의 최대 작업영역을 갖는 높이 110mm에서 물체의 높이(30mm)를 뺀 높이 80mm에서 300×

400mm((165,-200,80)~(465,200,80)) 사이의 평면상에 대상 물체를 놓는 것으로 하였다. 로봇 매니퓰레이터는 한정된 수의 학습패턴을 학습하게 되는데 이 한정된 수의 학습을 통하여 평면상 모든 물체를 따라가는 것이 목표이다. 따라서, 학습패턴은 특징적인 패턴을 향하여 진화하고 로봇은 이러한 학습패턴을 해결할 수 있는 방향으로 진화하여 전체적으로 적은 수의 학습패턴을 가지고 모든 평면상의 데이터를 학습할 수 있다.

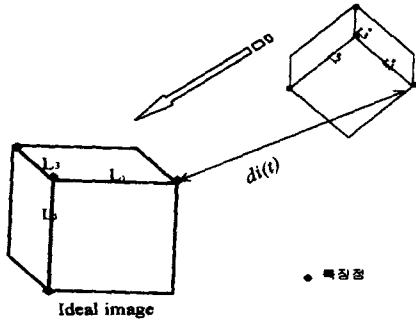


그림 5. 목표영상과 실제영상  
Fig. 5. Ideal image and object image.

2. 공진화에 의한 신경망의 구조탐색 및 학습

1) 신경망 구조의 진화

신경회로망은 입력노드 8개, 출력 노드 5개와 하나의 은닉층에 최소 1개, 최대 10개의 뉴런을 가질 수 있도록 하여 구조를 탐색하였다. 신경망의 구조로 구성되는 주개체군의 크기는 20으로 하였고, 주개체군의 적합도를 계산하기 위해서 부개체군의 학습패턴중 임의의 5개의 개체에 대하여 학습을 하였다. 교차 연산 확률은 0.8로 하였으며, 구조 진화 시 교차후 생긴 자손의 유전성을 보장하기 위하여 신경망의 은닉층 뉴런 단위로 교차 연산을 수행하였다. 돌연변이 확률은 0.02로 설정하고 적합도 비례선택을 사용하였다.

2) 학습패턴의 진화

학습패턴은 평면의 x(300mm), y(400mm)좌표 및 회전각도(-45°~45°)로 표현하여 각각 5,5,6bit로 코드화 하였다. 이때 각각의 정밀도는 9.375mm, 12.5mm, 1.4°가 된다.

학습패턴을 진화하기 위한 부개체군의 크기는 20으로 하였고 적합도 비례선택을 수행하고 이때 돌연변이 확률은 0.02로 하였고 1점 교차를 수행하였다.

3) 적합도 평가

주개체군 및 부개체군의 개체에 대한 적합도는 (1)식과 (2)식에 의하여 구했으며, 주개체는 부개체군의 5

개의 학습패턴(L=5)에 대한 적합도의 평균값으로 하였다.

하나의 학습패턴에 대한 적합도는 (6)식과 같이 모든 학습패턴에 대하여 동일한 비교가 될 수 있도록 하였다.

$$f(P_i, S_j) = \begin{cases} 0 & \text{if } f(P_i, S_j) \leq 0 \\ N - \frac{e_{end}}{e_{init}} - \sum_{i=1}^N \frac{|L_i - L_i^*|}{L_i} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

단,  $e_{init} = \sum_{i=0}^N d_i(0)$ ,  $e_{end} = \sum_{i=0}^N d_i(T)$ 이고,  $d_i(t)$ 는 그림 5에서 시간  $t$ 에서의 목표영상과 실제영상의  $i$ 번째 특징점 사이의 거리오차를 나타낸다.  $T$ 는 총 동작시간,  $L_i$ 는 목표영상에서  $i$ 번째 특징변의 길이,  $L_i^*$ 는 시간  $T$ 에서의 실제영상의  $i$ 번째 특징변의 길이,  $N$ 은 특징점의 개수이다.

3. 모의실험 결과

신경망의 구조와 학습패턴의 47세대에 걸친 공진화를 통하여 준최적화된 신경망 구조를 얻을 수 있었다. 신경망의 구조는 7개의 은닉층 뉴런과 46개의 연결강도로 구성되어 있었으며 학습패턴은 진화에 따라 그림 9와 같이 변화되는 추이를 보였다.

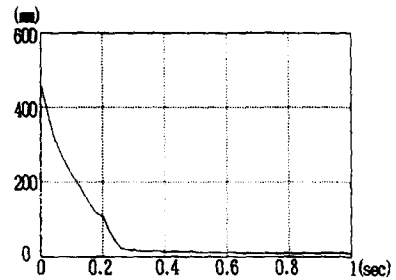
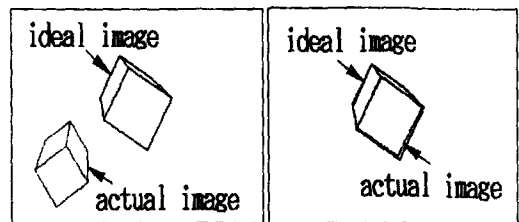


그림 6. 학습패턴에 대한 오차곡선( $\sum_{i=0}^3 d_i$ )  
Fig. 6. Error curve of a training pattern.



(a) 초기조건(0 sec) (b) 최종 결과(1 sec)

그림 7. 학습패턴에 대한 매니퓰레이터의 추종결과  
Fig. 7. The tracking result of a training pattern.

그림 6은 최종 얻어진 구조에 대한 학습패턴의 오

차 곡선을 나타내며 그림 7은 학습패턴에 대한 실제 카메라 영상을 재구성한 그림이고 그림 8은 비학습 패턴에 대한 결과이다.

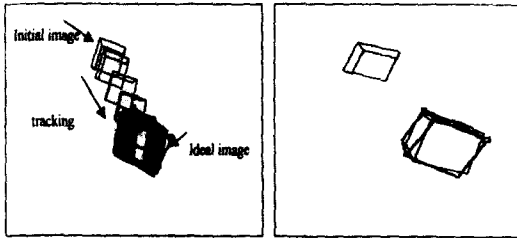


그림 8. 비학습 패턴에 대한 매니플레이터의 추종결과  
Fig. 8. The tracking result of a untrained pattern.

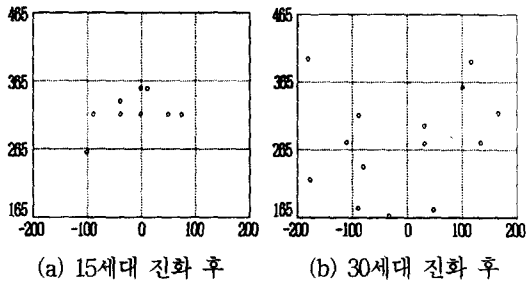


그림 9. 진화한 학습패턴의 분포  
Fig. 9. The distribution of evolved training patterns.

한편, 그림 10은 진화하는 동안의 주개체군과 부개체군의 적합도의 변화를 표시한 것이다.

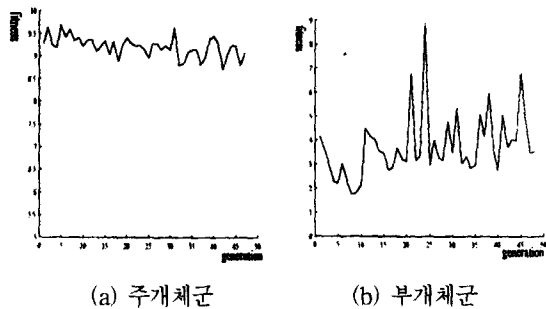
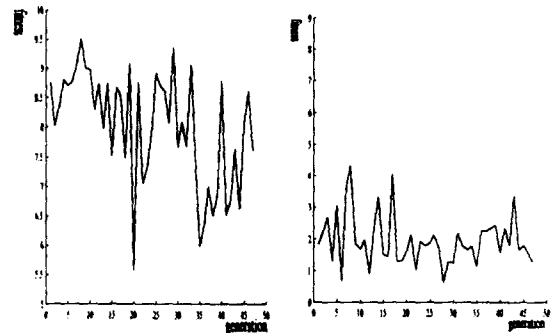


그림 10. 동적인 적합도 변화  
Fig. 10. Dynamic fitness landscape.

공진화 방법에서는 적합도 변화가 동적으로 나타나기 때문에 공진화 진행과정을 알아보기 매우 힘들다. 그림 11은 공진화 진행과정을 알아보는 '상대 개체 조상들과의 경쟁' 방법을 표시하였다.

그림 11의 (a)를 보면 47세대 신경망 구조와 학습 패턴의 조상들과의 적합도 관계를 보여주고 있다. 그

래프가 대체적으로 감소하는 것은 학습패턴의 진화가 신경망이 점점 학습하기 어려운 즉 신경망 구조의 적합도를 감소시키는 방향으로 진행되고 있음을 보여주고 있다. 반면 그림 11의 (b)는 반대의 경우를 보여주는데 감소하는 정도가 명확히 나타나질 못하고 있다. 이는 신경망의 구조가 학습패턴에 비해서 느리게 진화가 되고 있음을 보여준다. 그 원인은 연결 가중치의 초기값에 따라서 적합도의 영향을 많이 받기 때문이다.



(a) 부개체 조상과의 경쟁 (b) 주개체 조상과의 경쟁  
그림 11. 상대 개체 조상들과의 경쟁방법  
Fig. 11. Ancestral opponent contest method.

### V. 결론

본 논문에서는 자연계의 진화 모델을 좀더 가깝게 표현한 공진화 방법을 사용하여 최적의 신경망을 탐색하는 방법을 제안하였다.

주개체군은 신경망의 구조를 유전자 알고리즘의 염색체로 표현하여 경쟁적으로 진화하는 학습패턴에 대해서 전역적 탐색을 행하고, 부개체군은 신경망의 학습에 필요한 학습패턴으로 주개체군과 마찬가지로 교차와 돌연변이 연산자를 이용하여 우수한 개체를 탐색한다. 이때 신경망의 구조와 학습패턴사이에는 경쟁적인 공진화 관계로 서로의 적합도에 영향을 주면서 진화한다. 주 개체군은 제한된 수의 부개체군의 학습패턴을 통해서 최적의 학습능력을 갖는 구조를 탐색하게 된다. 또한 공진화의 동적인 적합도 변화를 알아보기 위해서 조상 개체들과의 적합도 비교해 보는 방법을 알아보았다. 제안된 방법을 로봇 매니플레이터의 비주얼 서보잉 문제에 적용하여 공진화를 통해서 최적의 신경망구조와 유효한 학습패턴의 선택을 동시에 얻을 수 있음을 확인했다.

## 참 고 문 헌

- [ 1 ] 김대준, 이상환, 심귀보, “유전자 알고리즘을 이용한 신경회로망의 구조진화에 관한 연구,” 제 12회 한국자동제어 학술회의 논문집, vol. 1, pp. 223-226, 1997. 10
- [ 2 ] M. Freat, “The upstart algorithm: a method for constructing and training feedforward neural networks,” *Neural Computation*, vol. 2, pp. 198-209, 1990.
- [ 3 ] Y. Hirose, K. Yamashita, and S. Hijiya. “Back-propagation algorithm which varies the number of hidden units.,” *Neural Networks*, vol. 4, pp. 61-66, 1991.
- [ 4 ] G. F. Miller, P. M. Todd, and S. U. Hegde, “Designing neural networks using genetic algorithms.,” In J. D. Schaffer, editor, *Proc. of the Third Int'l Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications*, pp. 379-384. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1989.
- [ 5 ] S.G. Roberts and M. Turega, “Evolving neural network structure : an evaluation of encoding techniques,” *Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms*, Springer-Verlag Wien new York, pp. 96-99, 1995.
- [ 6 ] 조현철, 공성근, “유전 알고리즘을 이용한 전방향 신경망의 구조 최적화,” 대한전자공학회논문지, 제33권 B편, 제12호, pp. 96-105, 12. 1996
- [ 7 ] 김대준, 이동욱, 심귀보, “진화연산을 이용한 리커런트 뉴럴 네트워크의 저차원화에 대한 연구,” 로보틱스·제어계측·자동화 종합학술대회 논문집, pp. 28-31, 1997.
- [ 8 ] X.Yao, “Evolutionary artificial neural networks,” *International Journal of Neural Systems*, vol. 4, no. 3, pp. 203-222, 1993.
- [ 9 ] F.Z.Brill, D. E. Brown, and W. N. Martin. “Fast genetic selection of features for neural network classifiers,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, pp. 324-328, 1992.
- [ 10 ] B.-T. Zhang and G. Veenker, “Neural networks that teach themselves through genetic discovery of novel examples,” *In Proc. of 1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'91 Singapore)*, vol. 1, pp. 690-695. IEEE Press, New York, NY, 1991.
- [ 11 ] W. Daniel Hillis, “Co-Evolving Parasites Improve Simulated Evolution as an Optimization Procedure,” *Artificial Life II*, pp. 313-324, Addison-Wesley, 1991.
- [ 12 ] D. Cliff, G.F. Miller, “Tracking The Red Queen: Measurements of adaptive progress in co-evolutionary simulations,” *COGS Technical Report CSRP363*, University of Sussex, 1995.
- [ 13 ] John R. Koza, “Genetic Evolution and Co-Evolution of Computer Programs,” *Artificial Life II*, pp. 603-629, Addison-Wesley, 1991.
- [ 14 ] Seth G. Bullock, “Co-evolutionary Design: Implications for Evolutionary Robotics,” *The 3rd European Conference on Artificial Life*, 1995.
- [ 15 ] C-T Lin and C.S. George Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1996.
- [ 16 ] 이동욱, 심귀보, “진화전략을 이용한 도립진자의 안정화 및 위치제어,” “한국퍼지 및 지능시스템 학회 논문지”, vol. 6, no. 4, pp. 71-80, 12. 1996
- [ 17 ] T. Back, H.P. Schwefel, “An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization,” *Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 1-23, 1993.



저자 소개

鄭致善(正會員)

1972년 8월 13일생. 1998년 2월 중앙대학교 제어계측공학과 학사. 1998년 3월 ~ 현재 중앙대학교 대학원 제어계측학과 석사과정(로보틱스 및 지능정보시스템). 주관심분야는 진화연산, 인공생명, 분류자시스템등

李東昱(正會員) 第35卷 S編 第11號 參照

현재 중앙대학교 대학원 제어계측학과 박사과정(로보틱스 및 지능정보시스템 전공)

全孝炳(正會員) 第35卷 S編 第4號 參照

현재 중앙대학교 대학원 제어계측학과 박사과정(로보틱스 및 지능정보시스템 전공)

沈黃寶(正會員) 第35卷 S編 第11號 參照

현재 중앙대학교 전자전기공학부 부교수(로보틱스 및 지능정보 시스템 연구실)