

論文98-35S-11-10

# 셀룰라 오토마타 기법을 이용한 신경망의 자동설계에 관한 연구

## (A Study on Automatic Design of Artificial Neural Networks using Cellular Automata Techniques)

李東昱\*, 沈貴寶\*\*

(Dong-Wook Lee and Kwee-Bo Sim)

### 요 약

본 논문은 인공생명 기법을 이용하여 생물의 정보처리 시스템을 구현하고자 하는 것이다. 자연계의 생물은 그 자체로 훌륭한 정보처리 시스템이다. 생물체는 하나의 생식 세포로부터 발생된다. 또한 이 개체의 종은 진화의 과정을 통해 환경에 적응한다. 본 논문에서는 이와 같은 생물학적인 발생과 진화의 개념을 이용하여 신경망을 설계하는 방법을 제안한다. 생물체의 개체발생은 발생모델의 하나인 셀룰라 오토마타(CA)를 통하여 구현하였고 진화과정은 진화 알고리즘(EAs)을 사용하였다. 우리는 이와 같이 구현한 '진화하는 셀룰라 오토마타 신경망'을 줄여서 ECANS1이라 명명하였다. 셀 사이의 연결은 CA 법칙에 의하여 결정되며, 셀의 초기 패턴이 진화함으로써 유용한 신경망을 찾아낸다. 신경망의 각 셀 즉 뉴런은 생물의 발화·비발화의 특성을 갖는 카오스 뉴런 모델을 사용하였다. 그리고 신경망의 최종 출력값은 뉴런의 발화 빈도로서 나타내었다. 제안한 방법은 Exclusive-OR 문제 및 패리티 문제에 적용함으로써 그 유효성을 검증하였다.

### Abstract

This paper is the result of constructing information processing system such as living creatures' brain based on artificial life techniques. The living things are best information processing system in themselves. One individual is developed from a generative cell. And a species of this individual has adapted itself to the environment through evolution. In this paper, we propose a new method of designing neural networks using biological inspired developmental and evolutionary concept. Ontogeny of organism is embodied in cellular automata(CA) and phylogeny of species is realized by evolutionary algorithms(EAs). We call 'Evolving Cellular Automata Neural Systems' as ECANS1. The connection among cells is determined by the rule of cellular automata. In order to obtain the best neural networks in given environment, we evolve the arrangement of initial cells. The cell, that is a neuron of neural networks, is modeled on chaotic neuron with firing or rest state like biological neuron. A final output of network is measured by frequency of firing state. The effectiveness of the proposed scheme is verified by applying it to Exclusive-OR and parity problem.

### I. 서 론

최근 인공생명의 개념을 이용한 지능정보처리 메커

니즘이 불확실하고 복잡한 동적 환경에 대처하는 계산 모델로 점점 그 영역을 확장해 가고 있다. 인공생명연구의 궁극적인 목적은 생명체의 특징을 이해하고,

\* 正會員, 中央大學校 制御計測學科  
 (Department of Control and Instrumentation,  
 Chung-Ang University)

\*\* 正會員, 中央大學校 電子電氣工學部  
 (School of Electrical and Electronic Engineering,

Chung-Ang University)

※ 본 논문은 정보통신부 대학기초연구(과제번호 :  
 C1-98-5050-00)의 지원에 의한 결과임.

接受日字: 1998年5月8日, 수정완료일: 1998年8月7日

이것을 인공적인 매체(Hardware, Software, and Wetware)에 생명체와 유사한 기능을 갖도록 하는 인공 시스템을 구축하여 생명체가 가지는 우수한 특징을 실현하고자 하는 것이다. 대표적인 인공생명 모델로서는 셀룰라 오토마타(CA), 린텐마이어 시스템(L-system), 인공 신경망(ANNs), 퍼지 시스템(FS), 진화 알고리즘(EAs) 등이 있다<sup>[1~5]</sup>.

이 중에 특히 ANN과 EAs는 인공생명 연구에 있어서 자주 등장하는 대표적인 모델로 많은 연구자에 의해서 연구가 진행되고 있는 분야이다. 잘 알려진 바와 같이 ANN의 성능은 설계자에 의하여 의존한다. 따라서 주어진 문제에 잘 대처할 수 있는 최적의 신경망을 설계하는 것은 매우 중요하다. 현재까지 많은 연구자들이 최적의 신경망을 찾는 방법을 연구해 오고 있지만, 그 구조 결정에 있어서 아직까지 효과적인 규칙이나 조직적인 접근방법이 제시되지 않고 있는 실정이다. 최근에 신경망의 구조와 파라미터의 최적화를 위하여 진화적인 접근방법을 도입하고 있다. 그러나 이러한 방법에서도 문제점은 존재한다. 주어진 문제가 복잡해지면 해의 후보를 결정하는 탐색체의 길이가 길어져서 엄청난 진화시간을 필요로 하고, 경우에 따라서는 EAs의 파라미터 결정에서도 부가적인 문제를 수반할 수 있다. 한편 이러한 문제점을 근본적으로 해결하기 위하여 신경망의 구조를 그대로 코드화 하여 진화하는 것이 아닌 신경망의 합성 규칙을 코드화 하는 방법이 있다. 이것은 생물체의 발생과정에 힌트를 얻은 것으로 L-시스템 기반의 모듈형 신경망<sup>[6]</sup>과 셀룰라 오토마타 기반의 CAM-Brian<sup>[7]</sup> 등이 연구되고 있다. 이런 합성적인 신경망의 구성방법의 장점은 신경망의 크기가 커지더라도 복잡성이 증가하지 않는다는 점이다. 따라서 궁극적으로 인공 뇌와 같이 고도로 복잡한 시스템을 구축할 수 있다.

본 논문에서는 셀룰라 오토마타와 유전자 알고리즘을 기반으로 한 새로운 형태의 신경망 구성방법을 제안한다. 우리는 이것을 진화하는 셀룰라 오토마타 신경망(Evolving Cellular Automata Neural Systems)이라 하고 간단히 ECANS1으로 명명하기로 한다(1은 초기버전이라는 뜻임). 자연계 생물의 수정된 생식 세포는 유전적 프로그램에 의하여 분열하고 자라나서 하나의 개체로 발전한다. 또한 이것은 진화의 과정을 통하여 환경에 적응하는 개체로 발전해 나간다. 이와 같이 제안된 신경망 모델은 두 가지 인공

생명 모델 즉, 발생모델의 셀룰라 오토마타(CA)와 진화 모델의 진화 알고리즘(EAs)으로 구성되었다.

ECANS1은 진화를 통하여 환경에 대한 적응성을 획득한다. 이것은 동물의 본능과 같은 것으로서 유전적 정보에 따라 결정된다. 따라서 이 시스템에서는 뉴런의 종류와 배열이 신경망의 역할에 중요한 요인이 된다. 즉 여러 가지 뉴런의 배열에 따라서 신경망의 기능이 결정된다. 신경망은 초기셀의 배열에 따라 다양한 형태를 갖게 되는데 이 형태는 셀룰라 오토마타에 의해 결정된다. 셀룰라 오토마타에서 각각의 셀은 신경망의 뉴런에 셀의 상태는 뉴런의 종류에 대응된다. 이때 셀은 주변 셀과의 연결관계에 따라 여러 가지 모양을 갖는다. ECANS1이 기존의 신경망과 다른 점은 연결강도 보다는 연결되는 방식에 따라서 신경망의 기능이 달라진다는 점이다. 따라서 각 뉴런은 기존의 시그모이드 뉴런에 비하여 복잡한 특성을 갖는 카오스 뉴런을 사용하였다. 카오스 뉴런은 실제 생물체의 뉴런에 가깝게 모델링 한 것으로서 Nagumo-Sato가 제안하였다<sup>[8~10]</sup>.

제안한 신경망 모델의 유효성을 검증하기 위하여 Exclusive-OR 및 패리티의 패턴 분류문제에 적용하였다.

## II. ECANS1의 개요

ECANS1은 생물의 개체발생(ontogeny) 및 계통발생(phylogeny) 즉, 발생과 진화에 기반을 둔 모델이다. 계통발생은 유전적 프로그램에 의한 종의 진화를 나타낸다. 계통발생적 메커니즘은 다양성의 주요 근원을 제공하는 돌연변이 및 재조합 비율에 의하여 기본적으로 비결정론적이다. 이러한 다양성은 변화하는 환경에서 지속적인 적응을 통한 종의 생존을 위하여 필수적이다. 한편, 개체발생은 다세포 생물의 발생과정이다. 이 과정은 본질적으로 결정론적이며 지역적인 물리현상을 따른다. 결정론적이란 일단 지역적 물리법칙 및 초기상태가 주어지면 발생의 미래는 유일하게 결정되는 것을 의미한다. 지역적이란 세포의 상태가 자신과 주변 셀의 상태에 의한 함수로 표현됨을 의미한다.

그림 1은 제안된 구조의 개념을 나타낸 그림이다. ECANS1은 발생과 진화의 두 단계를 거쳐 생성된다. 즉, 네트워크는 초기 셀의 발생을 통하여 생성되고 진화를 통하여 주어진 환경에 적응할 수 있는 구조로

발전한다.

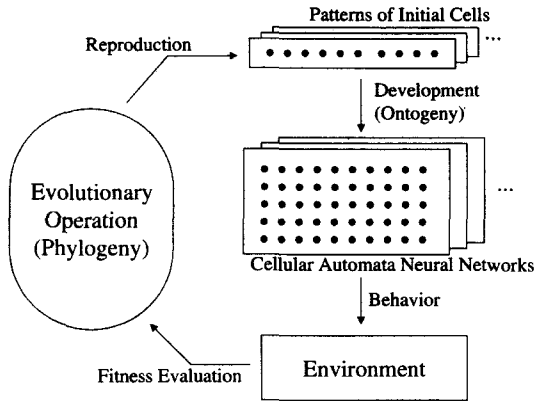


그림 1. ECANS1의 개념도  
Fig. 1. A conceptual diagram of ECANS1.

### III. 셀룰라 오토마타 신경망

#### 1. 셀룰라 오토마타

셀룰라 오토마타<sup>[11,12]</sup>는 공간, 시간, 상태가 이산적인 동적 시스템이다. 셀룰라 오토마타에서 이산적인 양으로 분할된 공간을 셀이라 부르며 한 시간에 유한 개의 상태 중의 한가지를 가질 수 있다. 격자구조 속의 셀의 상태는 국소적인 규칙에 의하여 수정된다. 즉, 주어진 시간의 셀의 상태는 한 단계 전의 자기자신의 상태와 근처 주변 셀의 상태에만 의존한다. 또한 격자상의 모든 셀의 상태는 동시적으로 수정된다.

국소적 규칙은 미리 정해진 이웃들의 모든 가능한 국소적 상태로부터 그 다음 단계의 자신의 상태로 명백하게 사상된다. 예를 들면, 2상태를 가지는 1차원 CA에서 자신의 셀과 그 이웃을 포함하는 가능한 배열의 가짓수는 8개(000...111)이다. 이때 셀이 0과 1의 상태를 가진다면 가능한 규칙의 수는 총  $2^3 = 256$ 개 가된다. 또한 8개의 상태를 가지고 인접한 이웃 셀만 고려하는 2차원 CA에서는  $8^5$ 개의 가능한 이웃의 배열이 존재하고 각각의 경우에 대하여 8상태 중 하나가 선택될 수 있으므로 총  $8^8$  또는  $8^{32K}$ 의 가능한 규칙이 존재한다.

이와 같이 가능한 국소적 규칙의 수가 천문학적으로 큰 공간에서 CA가 나타내는 행동이나 구조를 찾아서 분류하기 위한 방법으로  $\lambda$  파라미터가 제안되어 있다. 큰 CA의 규칙 공간에서 간단히  $\lambda$ 의 값을 바꿔

줌으로 해서 CA가 나타내는 여러 가지 행동을 살펴볼 수 있다.  $\lambda$  파라미터는 다음 상태에 셀의 상태가 0이 아닐 확률을 나타낸다. 이  $\lambda$  파라미터에 따라서 CA는 소멸, 주기, 복잡성, 카오스 등의 형태를 나타낸다. 생명체와 같은 복잡한 특성이 나타나는 상태는 주기와 카오스의 중간인 복잡성 영역이다. 이 영역에서는 많은 창발적인 성질의 나타날 잠재력을 가지고 있다.

$d$ -차원 CA는 격자공간( $Z =$  정수, 양과 음의 방향 모두 무한하다)에서 수행된다. 이때  $Z$ 는 유한한  $k$ (상태) 원소의 집합이라고 하면 CA의 다이내믹스는 전역적 함수에 의하여 다음과 같이 정의된다.

$$\phi : \Sigma^Z \rightarrow \Sigma^Z \tag{1}$$

예를 들어 1차원 CA의 경우 국부적 수정함수  $\phi$ 는 한정된 영역에서 다음과 같이 정의된다.

$$\phi : \Sigma^{2r+1} \rightarrow \Sigma \tag{2}$$

단,  $r$ 은 반경이다.

가장 중요한 CA의 성질은 이 함수가 유한한 룩업(lookup) 테이블로 결정된다는 것이다. 따라서  $\phi$ 의 영역과 범위는 유한하다.

전역적 함수인  $\phi$ 는 정의에 의해서  $\phi$ 로부터 (3)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_i^{new} = \phi_i(\sigma) = \phi(\sigma_{i-r}, \dots, \sigma_{i+r}) \tag{3}$$

하나의 예로서  $k = 2, r = 1$  인 경우, 0과 1로 구성된 비트열에서 각각의 위치는 두 개의 이웃에 의하여 논리적으로 갱신된다.

#### 2. 셀의 종류

제안된 시스템에서 셀의 상태는 주변 이웃셀과의 관계에 따라 정의된다. 기본적인 연결방식은 단지 인접한 셀들만 연결을 시키는 것이다. 연결은 동분성 연결, 억제성 연결, 연결 없음의 3가지 형태 중 하나를 가진다. 각 셀은 이웃의 셀 및 다음 상태의 자신의 셀과 연결할 수 있다. 따라서 총 연결할 수 있는 가짓수는  $3^3=27$ 이 된다. 셀룰라 오토마타에서 상태의 수는 시스템의 복잡도 및 규칙(rule)의 크기에 영향을 미친다. 본 논문에서는 연결의 대칭성을 고려해 그림 2와 같은 8가지의 셀을 사용하였다. 이와 같이 선택한 이유는 단순한 구성요소를 가지고도 복잡한 네트워크를

표현 가능하다고 판단했기 때문이다. 이처럼 셀의 가짓수를 줄임으로서 GA가 탐색할 상태공간이 줄어서 진화의 속도가 빨라지는 이점이 생긴다. 그림 2는 본 논문에서 사용된 셀의 종류이다.

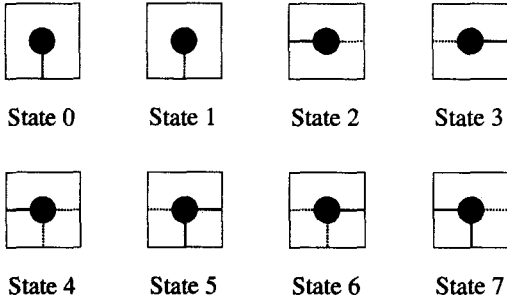


그림 2. 셀의 연결방식에 따른 셀의 상태  
(점선 : 억제성 연결, 실선 : 흥분성 연결)  
Fig. 2. States of cells(cell's connection type).  
(dotted line : inhibitory synapse, solid line : excitatory synapse)

3. 카오스 뉴런 모델

1) 카오스 뉴런 모델

생물의 뇌 신경계의 정보처리를 연구하는 시도는 McCulloch-Pitts의 2차 출력의 모델을 시작으로 아날로그 값을 취하는 모델로 확장되었고, 입출력의 관계를 고려하는 등 여러 가지 변형을 거쳐 발전해 왔다. 그러나 이러한 전형적인 모델은 매우 단순한 구조로 되어있기 때문에 네트워크의 해석이나 시뮬레이션 등에 적합한 반면 하나의 뉴런은 단순한 동작밖에 보이지 않는다는 특징이 있다.

ECANS1의 뉴런은 실제의 신경세포막에 충실하게 만들어진 Hodgkin-Huxley 방정식을 토대로 재구성한 Nagumo-Sato의 신경모델<sup>[8-10]</sup>을 사용하였다. 이 모델은 비교적 단순한 구조를 가지고 있음에도 불구하고 매우 복잡한 특성을 가진다. 이 뉴런 모델은 동적인 특성을 가지고 있으나, 이 모델을 토대로 제안된 네트워크의 구조는 정적이고, Hofield의 학습규칙을 토대로 학습하기 때문에 이 네트워크의 응용분야는 TSP(순회판매원)문제 및 패턴 인식의 분야에 한정되어 적용되어 왔다. 본 논문에서, ECANS1의 셀은 동적인 특성을 갖는 카오스 뉴런으로 모델링 하고 CA의 규칙에 따라서 발생의 단계를 거쳐 구조화하여 다양한 문제에 적용할 수 있다.

Nagumo-Sato의 카오스 뉴런의 수정된 동작 방정

식은 다음과 같다.

$$y(t+1) = u(x(t+1)) \tag{4}$$

$$x(t+1) = I(t) - a \sum_{d=0}^{\infty} k^d y(t-d) - \theta \tag{5}$$

단,  $y(t)$ 는 시간  $t$ 에서의 출력,  $x(t)$ 는 내부 상태,  $I(t)$ 는 입력,  $u(\cdot)$ 는 단위 계단 함수,  $k^d$ 는 0에서 1 사이의 값을 가지는 감쇠계수, 상수  $a$ 는 양의 파라미터이며  $\theta$ 는 뉴런의 문턱 값이다.

(4)와 (5)식은 다른 뉴런으로부터의 입력항을 고려해 다음과 같은 네트워크 방정식으로 바꿀 수 있다. 이때  $i$ 번째 뉴런의 출력은 다음과 같다.

$$y_i(t+1) = u(x_i(t+1)) \tag{6}$$

$$x_i(t+1) = \sum_{j=1}^N v_{ij} \sum_{d=0}^{\infty} k_e^d I_j(t-d) + \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^{\infty} k_f^d y_j(t-d) - a \sum_{d=0}^{\infty} k_r^d y_i(t-d) - \theta_i \tag{7}$$

$w_{ij}$  : 현재 층에서  $j$ 번째 뉴런으로부터  $i$ 번째 뉴런 사이의 연결강도

$v_{ij}$  : 위 층의  $i$ 번째 뉴런과 현재 층의  $j$ 번째 뉴런 사이의 연결강도

$k_e^d, k_f^d, k_r^d$  는 0과 1사이의 실수 값이며 각각 입력 항, 케환 입력 항, 자기 케환 항에 대한 감쇠 계수를 나타낸다.

$\theta_i$  :  $i$ 번째 뉴런의 문턱 값

(7)식의 우변은 다음과 같이 (8)~(10)식으로 나누어 나타낼 수 있다.

$$a_i(t+1) = \sum_{j=1}^N v_{ij} \sum_{d=0}^{\infty} k_e^d I_j(t-d) \tag{8}$$

$$b_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^{\infty} k_f^d y_j(t-d) \tag{9}$$

$$c_i(t+1) = -a \sum_{d=0}^{\infty} k_r^d y_i(t-d) - \theta_i \tag{10}$$

위의 식을 다시 고쳐 쓰면 (11)~(13)식을 얻는다.

$$a_i(t+1) = k_e a_i(t) + \sum_{j=1}^N v_{ij} I_j(t) \tag{11}$$

$$b_i(t+1) = k_f b_i(t) + \sum_{j=1}^N w_{ij} y_j(t) \tag{12}$$

$$c_i(t+1) = k_r c_i(t) - a y_i(t) - \theta_i(1 - k_r) \tag{13}$$

이때, (11)~(13)식은 현재의 상태로 다음의 상태를

구할 수 있는 식으로 표현되기 때문에 (7)식에서와 같이 과거의 데이터를 기억하기 위한 부가적인 메모리가 필요 없다. 본 논문에서 제안하는 셀룰라 오토마타 신경망에서 한 뉴런은 오직 주변의 뉴런과 연결을 갖으며 연결강도( $v, w$ )는  $-1, 0, 1$  중 하나를 갖는다.

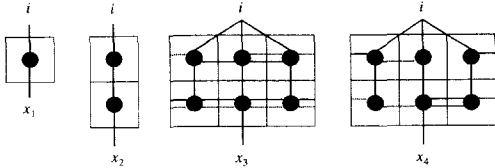


그림 3. 간단한 네트워크의 예  
Fig. 3. Examples of simple networks.

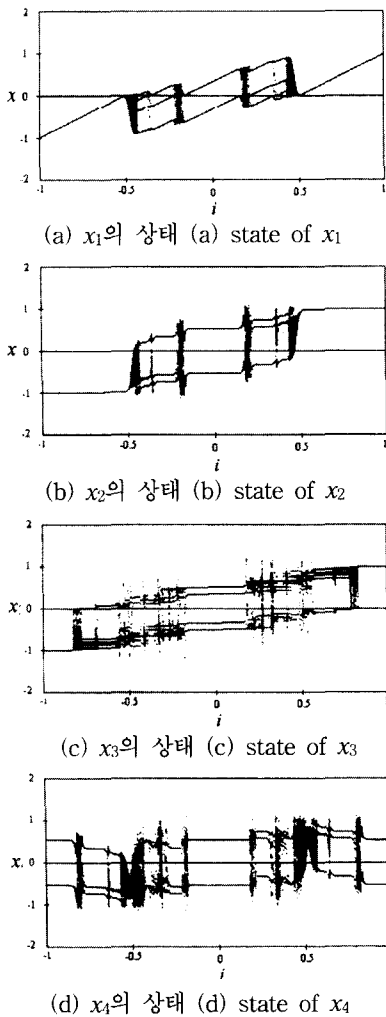


그림 4. 그림 3에서 나타낸 네트워크의 입력  $i$ 에 따른 상태  $x$ 의 분기도  
Fig. 4. The bifurcation diagram of input  $i$  vs state  $x$  of which network in Fig. 3.

2) 카오스 뉴런의 카오스 다이내믹스

본 절에서는 셀룰라 오토마타 신경망의 카오스 특성을 알아본다. 네트워크의 뉴런 하나는 모두 카오스적인 다이내믹스를 가지고 있다(그림 4). 또한 몇 개의 뉴런을 연결한 것도 역시 카오스 현상을 나타낸다.

그림 3은 ECANS1의 간단한 네트워크를 나타내며 그림 4는 그림 3의 네트워크에 대한 출력 뉴런의 상태인  $x_1$ 에서  $x_4$ 의 값을 각각 나타낸다. 이 그림은 입력  $i$ 의 변화에 따른 각 네트워크의 상태  $x$ 에 대한 분기도(bifurcation diagram)를 나타낸다. ECANS1에서 뉴런간에 연결강도는 특별히 없으며, 오직 흥분성 결합(1), 억제성 결합(-1), 무결합의 상태만 가진다. 따라서 네트워크는 매우 단순하게 구성된다. 그러나 뉴런들의 카오스 특성 때문에 네트워크 전체는 매우 복잡한 행동을 보인다.

4. 셀룰라 오토마타 신경망

신경망을 구성하기 위하여 초기 셀은 셀의 발생의 과정을 거쳐야 한다. 그러나 얼마나 많은 단계를 발생시켜야 하는지, 얼마나 많은 초기의 셀이 필요한지에 대한 뚜렷한 방법은 없다. 여러 가지의 실험 결과 문제의 복잡도에 따라 약간은 다르지만 기본적으로 초기 셀은 입력 뉴런의 2~3배, 발생단계는 5~10단계가 적당하였다. 그러나 이것은 단지 경험상의 수치 일뿐 보다 타당한 계산방법은 더 연구해야할 과제이다.

네트워크의 각 뉴런간의 연결은  $-1, 0, 1$ 의 값만 가지므로 네트워크의 구조는 부울리안 네트워크(boolean network)의 구조와 유사하다. 그림 5는 초기 셀의 발생 과정 및 입출력 뉴런을 네트워크에 어떻게 연결하는지를 보여주는 그림이다. 입력 및 출력은 그림 5의 최종 네트워크의 그림과 같이 반복적으로 네트워크에 연결한다.

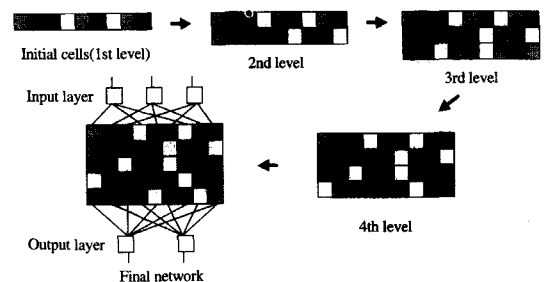


그림 5. ECANS1의 발생과정  
Fig. 5. Developmental process of ECANS1.

#### IV. 진화에 의한 ECANS1의 기능 획득

진화 알고리즘은 인공생명의 연구 모델 중 가장 중요한 역할을 하는 계산모델이다<sup>[13]</sup>. 진화 알고리즘은 풀고자 하는 문제를 염색체(개체)로 표현하고 이들의 집단을 기반으로 우수한 개체를 찾아나가는 알고리즘이다. 개체군 내의 모든 개체는 환경에서 적합도를 평가를 받는다. 그리고 다음 세대의 개체군은 이 적합도를 기반으로 선택 및 유전연산을 통하여 생성된다. 진화 알고리즘은 미분가능성과 같은 부가적인 정보 없이 전역적인 최적의 해를 얻을 높은 기회를 제공하기 때문에 해 공간이 복잡한 최적 시스템 설계에 매우 효율적이다.

본 논문에서 제안한 ECANS1은 구조 차체로서 기능을 나타낸다. 즉 기존의 신경망에서 존재하는 연결강도를 가지고 있지 않기 때문에 뉴런 사이의 연결방식이 곧, 신경망의 기능을 나타내는 요소가 된다. 이와 같은 특징은 신경망을 진화적 기법으로 설계하는데 매우 큰 이점으로 작용한다. 기존의 연구에서 최적의 신경망을 찾기 위하여 주로 다음과 같은 세 가지 방법을 사용하였다. 첫째로 신경망의 구조를 고정시키고 신경망의 연결강도를 진화시키는 방법, 둘째로 구조를 진화시키고 연결강도는 기존의 학습 알고리즘(예를 들면 BP)을 이용하여 학습하는 방법, 이때 학습은 구조를 진화시킬 때 구조의 적합도를 구하기 위하여 매 세대 모든 개체마다 수행된다. 세 번째로 구조와 연결강도를 모두 진화시키는 방법인데 구조의 적합도를 평가하기 위하여 연결강도를 진화하는 방식으로 두 단계의 진화 알고리즘이 적용된다. 이러한 방법들은 진화시간도 많이 걸릴 뿐만 아니라 크기가 큰 신경망의 진화는 거의 불가능하다. 본 논문에서는 신경망을 진화시키기 위한 두 가지 방법을 사용하였다. 첫째로 뉴런모델로서 카오스 뉴런을 사용하였다. 카오스 뉴런은 발화 빈도 수를 가지고 신호의 세기를 나타내기 때문에 연결강도를 사용할 필요가 없다. 둘째로 신경망을 발생모델로 코드화 하였다. 따라서 신경망의 구조가 커지더라도 항상 초기 패턴만 염색체로 표현되기 때문에 염색체의 크기를 대폭 줄일 수 있다. 물론 이로 인하여 신경망의 표현 공간이 작아지는 단점이 발생하지만 이러한 것은 앞으로의 연구를 통해 개선해나가야 할 문제이다.

생물체의 대표적인 세 가지 자기조직화 현상은 발

생(Ontogeny), 진화(Phylogeny), 학습(Epigenesis)이다. 이런 자기조직화 현상이 일어나기 위해서는 카오스의 경계(edge of chaos<sup>[11]</sup>)를 나타내는 물리적인 조건이 필요하다. 기본적으로 진화는 개체들의 조건을 카오스의 경계로 유도하는 역할을 하지만 이미 카오스의 경계 영역을 확보한 상태에서는 진화 효율이 매우 높아진다. ECANS1을 기본적으로 발생과 진화에 기반한 모델이다 여기서 발생모델로 CA를 사용하였는데 1차원 CA에서는 일반적으로  $\lambda$  파라미터를 가지고 카오스의 경계 영역을 판단한다. 본 연구에서 CA의 규칙은 설계자가 미리 정해주는 것이기 때문에 CA의 발생조건이 카오스의 경계영역에 속하도록 하는 규칙을 사용하였다.

#### V. 실험 결과

##### 1. 패턴 분류 문제

본 논문에서는 ECANS1의 성능을 시험해 보기 위하여 선형분리가 불가능한 Exclusive-OR(XOR) 문제 및 3 패리티 문제에 적용하였다. 이때 실험에 사용한 파라미터들은 표 1과 같다.

표 1. 실험에 사용한 파라미터  
Table 1. The parameters used in experiment.

파라미터	XOR	3 패리티
입력의 수	3 : 2+1(bias)	4 : 3+1(bias)
출력의 수	1	1
초기 셀의 개수	9 : 3×3	12 : 4×3
셀의 발생 단계	5	5
상태의 수	8	8
규칙 : $\phi_i(\sigma_i) = (\sigma_{i-1} + \sigma_i + \sigma_{i+1}) \% (\text{총 상태 수})$		
$k_e^a, k_f^a, k_r^a = 0.5, \theta_i = 0, \alpha = 1, \epsilon = 0.015$		

신경망의 진화를 위하여 초기 셀의 패턴을 염색체로 사용하고 그 나머지 셀은 CA규칙에 의하여 발생시켰다. 셀의 종류는 총 8가지이므로 3 bit로 코드화 하였다 따라서 XOR의 경우 염색체의 길이는 27 bit, 3 패리티 문제의 경우 36 bit가 된다. 또한 이때 교차율 0.8 돌연변이율 0.05, 개체군의 크기를 100으로 하고 50세대 진화시켰다. 진화가 효율적으로 일어나기 위해서는 CA의 규칙이 주기와 카오스의 중간상태인 복잡한 상태가 되도록 설정해야 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 비교적 간단하면서도 모든 상태가 나올 확률이 같도록 위의 표와 같이 설계하였다. 즉, 셀의 좌우

상태와 자신의 상태를 8로 나눈 나머지를 다음 레벨 자신의 상태로 하였다.

그림 6의 (a)는 50세대 진화 후 얻어진 XOR 신경망의 네트워크의 출력값이며, (b)는 3 패리티 문제의 출력값이다. 그래프에서 흥분성 발화(1)는 값 '1'에 대응되고 억제성 발화(-1)는 값 '0'에 대응된다. 또한 25step 동안에 발생한 펄스 값을 가지고 값을 결정하는데 최초의 5step은 신경망의 입력에서 출력까지 신호가 전달되는 시간이므로 값이 없고 나머지 20step 동안의 발화 빈도가 출력값이 된다. 그래프는 편의상 펄스의 꼭지점을 연결하여 나타내었다. 그림 7은 이때 얻어진 XOR 네트워크 구조를 나타내고 그림 8은 세대에 따른 적합도의 변화를 나타낸 그래프이다.

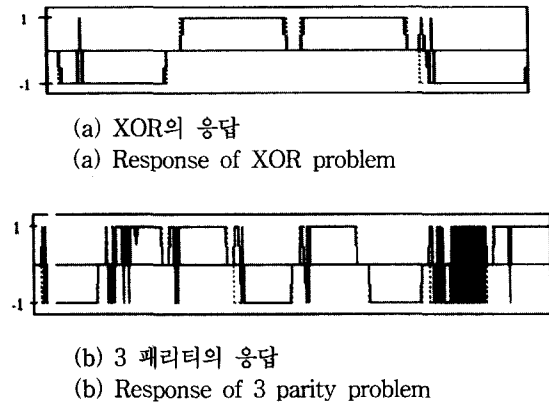


그림 6. XOR 및 3 패리티 문제의 응답  
Fig. 6. Response of XOR and 3 Parity problem.

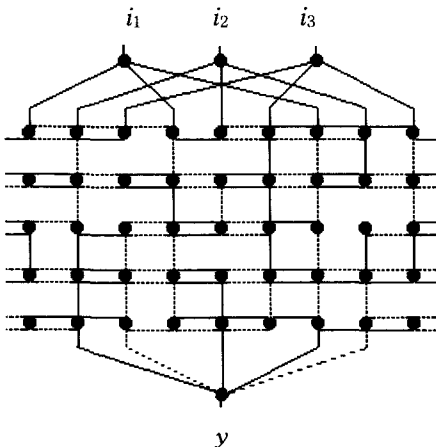


그림 7. 50세대 진화 후 얻어진 XOR 네트워크  
Fig. 7. Obtained XOR network after 50 generation.

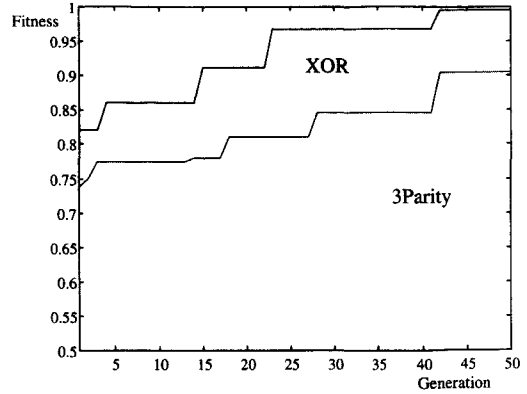


그림 8. 적합도의 변화  
Fig. 8. A Change of fitness.

여러 가지 조건에서의 실험결과 적당한 초기셀의 개수는 (2~3)×입력의 개수이고 발생 단계는 5~10이었다. 너무 작은 단계를 발생한 신경망은 신호가 전체의 네트워크로 고르게 전달되지 못하는 문제가 발생하며 너무 많은 단계는 반대로 특정 입력에 대한 출력의 효과가 미약하였다. 이러한 발생단계는 실제 동물의 대뇌 피질이 5~10층으로 구성되어 있는 것과 유사하다.

### VII. 결 론

아직 두뇌에 대한 동작원리는 완전히 밝혀지지 않고 있다. 그러나 점점 복잡하고 다양해지는 미래 사회에서 뇌 과학 및 뇌 공학의 분야는 매우 중요한 분야 중 하나가 될 것이 틀림없다. 본 논문에서는 생물체가 생성되는 과정을 통하여 뇌와 같은 신경망을 구성하는 방법을 제안하였다. 즉, 자연계의 진화 및 발생의 원리를 이용하여 인공 신경망을 구성할 수 있음을 제시하여 그 유효성과 가능성을 살펴보았다. 우리는 제안한 시스템을 간단히 ECANS1이라 명명하고 계속 그 성능을 보완하고 있다. 우리는 ECANS1에서 생물학적 발생은 셀룰라 오토마타를 통하여 모델링 하였고, 진화는 유전자 알고리즘을 사용하여 구현하였다. 또한 각 뉴런은 동물의 신경계에 충실하게 모델링 된 카오스 뉴런모델을 사용함으로써 비교적 간단한 구조를 가지고 복잡한 특성을 나타낼 수 있도록 하였다. 카오스 뉴런은 생물학적 뉴런과 같이 발화·비발화의 특성을 가지며, 발화 빈도로 그 세기를 측정한다. 신경망의 뉴런간의 연결은 흥분성 결합, 억제성 결합 및 무결합 등으로 되어 있으며, 발생과 진

화를 통해 구성된 신경망을 XOR문제와 3 패리티 문제에 적용하여 선형분리가 불가능한 패턴의 분류 능력을 입증하였다.

ECANS1은 기본적으로 병렬처리 시스템이다. 따라서 기존의 컴퓨터보다는 병렬로 실행되는 전용의 하드웨어로서 구현되는 것이 바람직하다. 본 연구의 연장으로 진화하는 하드웨어(반도체 소자)로의 실현을 고려하고 있다. 또한 ECANS1의 구조는 평면적이며 국소적으로 연결을 갖고 있으므로, 최근 반도체 설계에 많이 이용되고 있는 FPGA(Field Programmable Gate Array)를 이용하면 큰 규모의 신경망을 고속으로 구현할 수 있을 것으로 생각된다. 제안한 방법은 아직 기초 연구 단계이며 해결해야 할 많은 과제들을 가지고 있다. 차후로 ECANS1의 표현공간이 작은 문제점을 개선하기 위하여 DNA 코딩방법을 이용한 CA규칙의 효과적인 코딩방법을 개발할 계획이다. 이것을 ECANS2로 명명할 예정이다. 또한 뉴런의 문턱값 및 연결방식 등의 파라미터 조정에 의한 적응능력의 향상, 모듈별 설계와의 통합을 통한 인공 뇌의 구현에 관한 문제 등을 계속 연구할 계획이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] C.G. Langton ed, *Artificial Life*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] C.G. Langton, C Taylor, J.D. Farmer, S. Rasmussen ed, *Artificial Life II*, Addison-Wesley, 1992.
- [3] C.G. Langton ed, *Artificial Life III*, Addison-Wesley, 1994.
- [4] R.A. Brooks and P Maes ed, *Artificial Life IV*, The MIT Press, 1994.
- [5] C.G. Langton and K. Shimohara ed, *Artificial Life V*, The MIT Press, 1997.
- [6] E.J.W. Boers, H. Kuiper, B.L.M. Happel, and S. Kuyper, "Designing Modular Artificial Neural Networks," *Proceedings of Computer Science in the Netherlands*, pp. 87-96, 1993.
- [7] Hugo de Garis, "CAM-BRAIN : The Genetic Programming of an Artificial Brain Which Grows/Evolves at Electronic Speeds in a Cellular Automata Machine," *Proceedings of The First International Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 337-339b, 1994.
- [8] 合原一幸 編著, *ニューラルシスツムにおけるカオス*, 東京電氣大學出版局, 1993.(정호선, 여진경 공역, 뇌와 카오스, Ohm사, 1994.)
- [9] M. Ohta, A. Ogihara et. al., "A Study on The Mechanism of the Minimum Searching by the Chaotic Neural Network," *Proceedings of International Conference on Neural Networks*, pp. 1517-1520, 1995.
- [10] S.H. Kim, G.W Jang et. al., "Trajectory Control of Robotic Manipulators using Chaotic Neural Networks," *Proceedings of International Conference on Neural Networks*, pp. 1685-1688, 1997.
- [11] C.G. Langton, "Life at the Edge of Chaos," *Artificial Life II*, Addison-Wesley, pp. 41-91, 1992.
- [12] M. Sipper, "Non-Uniform Cellular Automata : Evaluation in Rule Space and Formation of Complex Structures," *Artificial Life VI*, The MIT Press, pp. 394-399, 1994.
- [13] M. Mitchell and S. Forrest, "Genetic Algorithms and Artificial Life," *Artificial Life*, vol 1, no. 3, pp. 267-289, 1994.

#### 저 자 소 개

李 東 昱(正會員) 第 35 卷 S編 第 3 號 參照  
현재 중앙대학교 대학원 제어계측  
학과 박사과정(로보틱스 및 지능  
정보시스템 전공)

沈 貴 寶(正會員) 第 35 卷 S編 第 3 號 參照  
현재 중앙대학교 전자전기공학부  
부교수(로보틱스 및 지능정보시스  
템 연구실)