

셀룰라 오토마타 기반 신경 회로망의 진화를 위한 전략

조용근, 이원희, 강 훈
중앙대학교 공과대학 전자전기공학부

Strategies for Evolution in Neural Networks based on Cellular Automata

Yong-Goon Jo, Won-Hee Lee, Hoon Kang
School of Electrical & Electronic Engineering Chung-Ang Univ.
(email: hkang@cau.ac.kr)

Abstract - Cellular automata are dynamical systems in which space and time are discrete, where each cell has a finite number of states and updates its states by interactive rules among the cell-neighborhood. From the characteristics of self-reproduction and self-organization, it is possible to create a neural network which has the specific patterns or structures dynamically. CAM-Brain is a kind of such neural network system which evolves its structure by adopting evolutionary computations like genetic algorithms (GA). In this paper, we suggest the evolution strategies for the structure of neural networks based on cellular automata.

1. 서론

최근 일본 ATR의 HIP 휴먼정보연구소에서는 de Garis의 주도하에 인공 두뇌를 개발하는 연구가 진행중이다[1]. 이는 셀룰라 오토마타(cellular automata)[2,3]를 기반으로 생성된 신경망 구조를 하드웨어로 구현한 뒤 "로보코네포"라는 인공 고양이 로봇의 전자 두뇌에 이식하여 그 신경망 하드웨어를 진화시키는 장기 연구 과제이다. 그리고 2001년부터는 천만개의 진화된 신경망으로 인공 두뇌를 구현하는 "J-Brain" 프로젝트가 수행될 예정이다. 이는 학술적으로는 기존의 신경망의 개념을 깨뜨리고 수십억개의 뉴런을 구현하여 진화시킨다는 것에 의미가 있고, 산업적으로는 인공 전자두뇌를 실제 개발하기 시작하였으며, 성공한다면 응용 분야가 무한하다는 것에 의미를 둘 수 있다.

현재 진화 연산(evolutionary computation)에 입각한 여러 가지 기법들이 제시되고, 평가되고 있다. 기존의 지능 이론 중, 퍼지 시스템의 강인한 추론 기법과 신경 회로망의 학습 방식은 이미 그 유용성이 증명되었고, 진화 연산은 교차(crossover), 돌연변이(mutation), 반전(inversion) 등의 방법을 통해 자연 선택(natural selection)에 의한 진화 방법이 최적화 문제에 잘 적용될 수 있음을 보여주었다. 진화 연산의 기법들은 크게 유전 알고리즘(genetic algorithm)[5,6], 유전 프로그래밍(genetic programming)[7], 진화 전략(evolutionary strategy)[8], 진화 프로그래밍(evolutionary programming)[9] 등으로 분류된다. 그러나, 실제적으로 하드웨어에 이식되어 산업에 응용이 가능하게 하기 위해서는 학습과 진화가 실시간으로 수행될 수 있어야 하며, 특히 적합도를 빠른 시간 내에 평가할 수 있어야 학습과 진화에 있어서 그 의미를 찾을 수가 있다. 다시 말하면, 기본적으로 하드웨어의 진화가 뒷받침되어야 한다.

셀룰라 오토마타는 이산적인 동적 시스템으로서, 각 셀들은 이산적 공간인 격자를 이루고, 유한한 상태를 가지며, 일정한 상호작용 규칙에 의해 자신의 상태를 갱신해 나간다. 이러한 규칙들은 셀 상태 수와 고려해야할 총 셀의 수에 의해 결정된다. CAM-Brain에서 셀룰라 오토마타는 신경망 회로 모듈을 키우고, 진화시키는 기반을 이룬다.(그림 1)

본 논문의 CAM-Brain은 기본적으로 표 1의 진화 연산 기법들을 혼합하여 각 방식의 장점을 최대한 살리고 있다. CAM-Brain은 셀룰라 오토마타에 기반했기 때문에 하드웨어로 보다 쉽게 이식될 수 있는 장점이 있다. 또한 셀룰라 오토마타의 locality는 하드웨어의 병렬처리를 가능케 한다. 이를 이용하면 실시간적으로

* 이 논문은 한국과학재단 특정기초과제 96-0102-13-01-3지원에 따른 연구 결과임.

이동 로봇의 학습 경로 및 장애물 회피, 그리고 작업 수행 모드를 부여하여 필요에 따라 자기 조직의 신경 회로망의 구조를 바꾸어 가며 학습할 수 있는 구현 가능한 병렬처리 하드웨어를 구현할 수 있다.

본 논문에서는 CAM-Brain의 진화 기법을 제시하고자 한다.

기법	기능	목적
셀룰라 오토마타 (CA)	자기복제 자기조직	신경회로망의 연결 학습 신호 전파
신경회로망 (NN)	학습	적용 대상에 대한 학습
유전 알고리즘 (GA)	교차 돌연변이 적합도 평가	자연 선택에 의한 최적화 적합도 평가

표 1. 진화 연산 기법

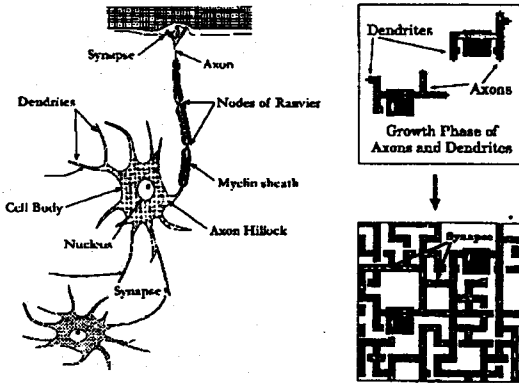


그림 1. CA기반 신경 회로망의 시냅스를 형성하는 과정

2. 본 론

2.1 셀룰라 오토마타(CA)

셀룰라 오토마타는 이산적인 동적 시스템으로서, 각 셀들은 이산적 공간인 격자를 이루며, 국소적인 상호작용 규칙에 의해 자신의 상태와 주변 환경(이웃한 셀들)을 참조하여 이산적인 시간에 동기되면서 자신의 상태를 변경해 나간다. 이러한 규칙들은 셀 자신의 상태와 이웃한 셀의 수에 의해 결정된다. 2가지 상태를 가지는 1차원 셀룰라 오토마타의 경우, 자기 자신과 좌우의 셀이 텀플릿을 이루므로 8가지의 조합이 만들어지고(000, 001, ..., 111) 이것이 다음 단계에서 2가지 상태중 하나를 결정해야 하므로 총 $2^2 = 256$ 개의 규칙이 가능하다. 4가지 상태를 가지는 2차원 폰 노이만 네이버 후드(10)의 경우 총 $4^4 = 4^{1K}$ 개의 가능한

규칙이 생성된다. 상태가 많고 주변 환경이 복잡해질수록 규칙이 기하급수적으로 늘어남을 알 수 있다.

Langton의 자기 복제 고리[4]와 "생명게임"에서 알 수 있듯이 셀룰라 오토마타는 자기 복제와 자기 조직화의 특징을 가지고 있다. 자기 복제/조직화의 특징을 이용하여 특정한 패턴을 만들어낼 수 있다.

2.2 CAM-Brain

CAM-Brain은 셀룰라 오토마타에 기반한 신경망으로 셀룰라 오토마타의 자기복제/자기 조직 특성을 이용하여 CAM-Brain의 신경망 구조를 만들어 나가고, 신호를 전파하는 시스템이다. 그리고 신경망 구조를 생성한 후 신경망에 대한 적합도를 평가하고 유전 알고리즘(GA)에 의해 CAM-Brain을 우리가 원하는 방향으로 진화시켜 나간다. 또한 셀룰라 오토마타의 locality와 동기성은 CAM-Brain을 하드웨어로 구현하였을 때 각 하드웨어 셀들이 동시에 병렬적으로 처리할 수 있도록 함으로써 복잡한 CAM-Brain의 신경망 구조를 아주 빠른 시간(전자적 시간)으로 진화할 수 있도록 한다.

더욱 빠른 속도로 진화해 나가기 위해서 셀의 상태와 주변 환경을 최소화시키는 것이 중요하다. CAM-Brain은 셀의 상태를 4가지로 정의하고, 폰 노이만 네이버 후드를 사용하여 주변 환경을 가장 이웃한 네 개의 셀로 제한하였다.

아래에 셀의 데이터 구조를 나타내었다.

셀 상태(타입)	게이트	염색체	신호값
2bit	2bit	3bit	8bit

표 2. 셀의 데이터 구조

셀 상태 : neuron, axon, dendrite, blank

- blank : 비어있는 셀을 뜻하며 유입되는 신호에 따라서 axon이나 dendrite 셀로 바뀐다.

- neuron : 주변의 dendrite 셀에서 나오는 신호를 내부에 정의된 threshold 함수에 적용하고 그 결과 신호값을 neuron과 연결된 axon 셀에 넘겨 주게 된다.

neuron에서 신호 전파 방정식은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_i = \phi_{\theta}[\sum_j(x_j - d_{ij})] \quad (1)$$

x_j 는 j 번째 neuron의 action potential, d_{ij} 는 j 번째 neuron에서 i 번째 neuron 사이의 전파 거리(1 클럭당 1셀씩 전파함)를 나타낸다.

$$d_{ij} = x_j(1-w_{ij}) \text{라고 정의하면 (1)식은}$$

$$x_i = \Phi_{\theta}[\sum_j w_{ij}x_j]$$

(2)

로 나타낼 수 있다. (2)식은 기존의 신경망의 sum-product 메카니즘과 같음을 알 수 있다. w_{ij} 를 d_{ij} 에 관해 나타내면, $w_{ij} = 1 - d_{ij}/x_i$, 이므로, CAM-Brain에서 뉴런들간의 하중치는 axon과 dendrite의 길이에 반비례하는 관계를 갖는다.

- axon : neuron이나 다른 axon 셀로부터 받은 신호를 받은 방향의 셀을 제외한 주위의 모든 셀로 전파시킨다.
- dendrite : 주위에서 전파되어오는 모든 신호를 받아서 neuron이나 neuron을 향하는 dendrite로 넘겨주게 된다.

이러한 axon과 dendrite의 간단한 2가지 상호작용에 의해서 모든 경우를 처리할 수 있게 되며 업데이트 규칙도 매우 간단하게 된다. 즉, 이웃한 셀의 수와 상태에 관계없이 자신의 상태에 따라 신호를 주거나 받기만 하면 되는 것이다.

게이트는 axon이 신호를 받는 방향과 dendrite가 신호를 보낼 방향을 지정하는 비트다. axon은 게이트가 가리키는 방향의 셀로부터 신호를 받아 주위로 보내고, dendrite는 주위에서 신호를 모아 게이트가 가리키는 방향의 셀로 넘겨준다. 이렇게 함으로써 각각의 axon과 dendrite는 단 하나의 neuron과 관계한다.

각 셀들의 염색체는 turn left/right, split left/right, grow straight, block등에서 하나를 나타내며 필요에 의해 추가/제거할 수 있다. 셀들은 성장기(growing phase)와 신호기(signaling phase, 그림 2) 두가지 모드에서 동작하는데, 성장기에서는 neuron에서 axon과 dendrite 두 종류의 성장신호가 발생되어 이웃 셀로 전파되고 이 성장신호를 받은 셀은 신호에 따라 axon과 dendrite로 자신의 상태를 변경하고 자신의 염색체 정보에 따라 성장 신

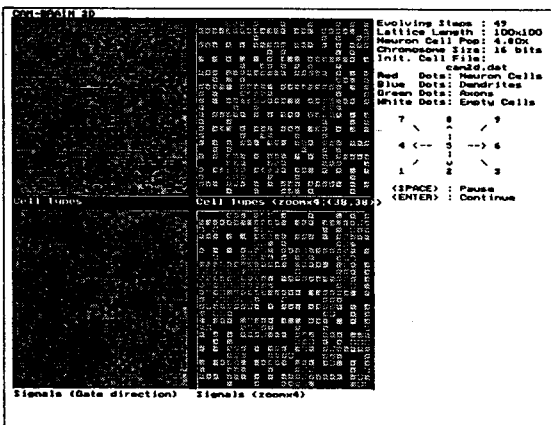


그림 2. 신호기(signaling phase)

호를 이웃 셀로 보낸다. 따라서 염색체에 의해 신경망 구조는 결정된다. 성장기가 끝난 뒤 이어지는 신호기에서 CAM-Brain의 각 모듈 또는 전체 구조의 적합도를 측정하고, 진화 연산을 적용하여 각 셀의 염색체를 변화시켜 나감으로써 neuron간의 결합강도를 조정하게 되고, 따라서 CAM-Brain을 진화시킨다. 염색체가 셀의 환경 변화(신경망 구조 변경)에 잘 적응하도록 진화하므로 셀의 상태 전이 규칙은 환경과 무관하게 되어 간단한 규칙으로도 충분하고, 이는 진화 속도의 증가를 가져오고 하드웨어로 이식을 쉽게 할 수 있게 한다. 그림 2는 100x100 2차원 셀룰라 오토마타 공간에서 4.8%의 neuron 셀 분포를 갖는 신경망 구조를 시뮬레이션 한 것이다.

2.3 CAM-Brain 진화 기법

CAM-Brain의 진화는 각 neuron들의 결합강도를 뜻하는 axon과 dendrite의 길이를 조절하거나 새로운 neuron셀을 추가함으로써 이루어진다. 하중치는 다음과 같은 방법으로 조절된다.

- 전파거리가 짧으면 axon, dendrite의 구조를 나선형으로 수정한다.



그림 3. 전파거리가 짧을 경우

- 전파거리가 길면 중간에 단순히 신호를 증폭하는 neuron을 첨가하거나, 최단 경로에 의한 지름길을 만들어 낸다.
- 피드백 루프를 사용하여 동적 특성을 만든다.

$$y^{new} = \Phi_{\theta}[(y-d_y) + (x-d_x)]$$

$$= \Phi_{\theta}[w_x x + w_y y]$$



그림 4. 피드백 루프 이용한 구조

CAM-Brain을 진화시키기 위한, 즉 neuron간의 결합강도를 수정하기 위한 적합도 또는 신경망 구조 자체에 대한 적합도를 평가, 학습하여 진화하기 위한 전략 기법으로 표 3의 4가지를 제안하고자 한다.

직렬 신호 전달 방식에서 이진 스트림은 자료 크기 수만큼의 클럭 펄스가 필요하며 이것이 하나의 자료를 나타낸다. 이진 토큰은 위의 주기동안 저장된 자료를 해독하는 작업이 추가된다.

반면, 병렬 신호 전달 방식에서 N-bit 자료의 경우 하나의 클럭 펄스만으로 자료가 전달되며 N-bit 메시지는 이를 디코딩하는 기능이

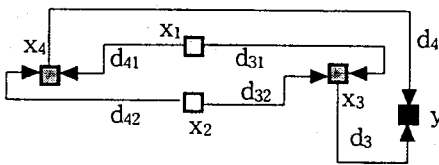
직렬 신호 전달	이진 스트링
	이진 토큰
병렬 신호 전달	N-비트 자료
	N-비트 메시지

표 3. CAM-Brain 진화 전략 기법

추가로 필요하다. 그리고, 이진 토큰 방식과 N-bit 메시지 방식은 신경망 구조를 진화시키는데 필요한 추가정보를 가질 수 있다. 이렇게 정의된 데이터 구조를 유전 알고리즘에 적용하게 된다.

EXOR문제 :

다음은 제안된 N-bit 자료 방식으로 CAM-Brain에서 신경망 XOR 문제를 처리할 수 있음을 보인 예이다.



x_1, x_2 : 입력 뉴런, x_3, x_4 : 은닉 뉴런, x_5 : 출력 뉴런

그림 4. Exclusive-OR 문제

상자로 표시된 것은 neuron이며, d_{ij} 는 j 번째 neuron에서 i 번째 neuron까지의 cell단위 거리이다. $N=8$ bit자료의 경우, 상위 1bit를 op code로 하위 $n=7$ bit를 정수로 정의한다. 논리 1에 해당하는 정수는 M 으로 정의하며 $M(2^{n-1})$ 의 관계가 있다. 이는 M (논리 1)보다 큰 자료에 대해 연산이 가능하도록 해준다.

neuron은 입력자료 x_j 에 대해

$$\begin{cases} x_j < TH \text{ 이면 } op. code = 0 \text{ (No Operation)} \\ x_j > TH \text{ 이면 } op. code = 1 \text{ (Subtract by 1)} \end{cases}$$

가 된다. 여기서, TH는 neuron의 임계점으로 0.5M을 선택한다. op. code는 하나의 neuron과 다른 하나의 neuron에만 연결되어 있는 각 axon과 dendrite로 구성된 cell들에 대해 자료가 감소되어 신호로서 전파된다. 여기서, 위의 op. code에 의해 axon과 dendrite의 cell단위 거리에 대한 계산은 결과적으로 다음과 같다.

$$d_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } x_j = 0 \\ d_{ij} & \text{if } x_j = M \end{cases}$$

따라서, 이를 기준으로 신호가 전파되어 가므로 EXOR문제를 쉽게 풀 수 있다. 여기서,

$$d_{31} = d_{32} = 0.25M, \quad d_{41} = d_{42} = 0.65M$$

$$d_3 = 0.25M, \quad d_4 = 1.5M$$

이라면, 표 4에서와 같이 출력 neuron에 나타

나는 신호는 입력 neuron들의 논리 연산에 따라 EXOR의 결과를 얻을 수 있다.

x_1	x_2	net x_3	x_3	net x_4	x_4	net y	y
0	0	0	0	0	0	0	0
0	M	$M-d_{32}$	M	$M-d_{42}$	0	$M-d_3$	M
M	0	$M-d_{31}$	M	$M-d_{41}$	0	$M-d_3$	M
M	M	$2M-d_{31}-d_{32}$	M	$2M-d_{41}-d_{42}$	M	$2M-d_3-d_4$	0

표 4. CAM-Brain의 EXOR문제의 한 예 따라서, $M=64$ 라면 다음과 같이 cell단위 거리를 계산 할 수 있다:

$$d_{31} = d_{32} = 16, \quad d_{41} = d_{42} = 42$$

$$d_3 = 16, \quad d_4 = 96.$$

3. 결 론

셀룰라 오토마타에 기반한 신경망의 일종인 CAM-Brain을 진화시키기 위해서 셀 간의 결합강도를 나타내는 axon과 dendrite의 구조를 조절하는 방법을 사용하였고, 이 논문에서 제안된 직렬 및 병렬 신호 전달 기법을 사용하여 axon/dendrite 구조를 유전 알고리즘에 적합한 자료 구조로 변환시킬 수 있음을 보였다. 그리고, 예로써 EXOR문제에 응용될 수 있음을 보였다.

[참고문헌]

- [1] Felix Gers, Hugo de Garis, *CAM-Brain New Model for ATR's Cellular Automata Based Artificial Brain Project*, ATR HIP Lab., 1997
- [2] E. F. Codd, *Cellular Automata*, Academic Press, NY 1968
- [3] C. G. Langton, *Artificial Life*, Addison-Wesley, 1990
- [4] C. G. Langton, *Self-reproduction in cellular automata*, Physica D 10, p120-140
- [5] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Univ. of Michigan Press, 1975
- [6] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Pub. Co., 1989
- [7] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by the Means of Natural Selection*, Cambridge, MA, MIT Press, 1992
- [8] I. Rechenberg, *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*, Stuttgart, Germany, Frommann-Holzboog, 1973
- [9] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, Wiley Pub. Co., 1966
- [10] J. von Neumann, *Theory of Self-Reproducing Automata*, ed. Burks A.W. University of Illinois Press, Urbana, 1966