

# 셀룰라 오토마타에 기반한 신경망

## Neural Networks based on Cellular Automata

조용균, 신석영, 강 훈

중앙대학교 공과대학 제어계측공학과

(email: hkang@cau.ac.kr)

Yong-Goon Jo, Suk-Young Shin, Hoon Kang

Dept. of Control & Instrumentation Eng. Chung-Ang Univ.

### ABSTRACT

Darwin Machine은 자기 자신의 구조를 전자적인 속도로 진화해 나가는 하드웨어로서 복잡한 구조와 성질을 진화 기법을 사용하여 만들어 나가는 진화 공학(Evolutionary Engineering)의 한 예이다. 하드웨어가 전자적인 속도로 진화하기 위해서는 각각의 하드웨어 구성 요소들이 병렬적으로 작동해야 하는데 셀룰라 오토마타는 이러한 문제를 해결하는 적합한 구조이며, 하드웨어에 쉽게 이식할 수 있는 장점이 있다. 신경망의 학습 능력과 진화 연산을 이용하면 효율적인 진화를 유도할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 하드웨어 구현을 위한 셀룰라 오토마타에 기반한 신경망을 보이고자 한다.

### 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 깨뜨리

고 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

---

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

연산의 기법들은 크게 유전 알고리즘(genetic algorithm)[4,5], 유전 프로그래밍(genetic programming)[6], 진화 전략(evolutionary strategy)[7], 진화 프로그래밍(evolutionary programming)[8] 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.

본 논문의 목적은 신경회로망을 셀룰라 오토마타의 구조로 연결하고 구성하여 학습기능과 자기조직의 기능을 갖는 전자두뇌 모델을 만들고, 확장하며, 진화시키는 것이다. 여기서, 셀룰라 오토마타는 신경망 회로 모듈을 키우고, 진화시키는 기반을 이루며, 각 모듈은 적합도에 따라 정의된 함수 기능을 갖는다. 셀룰라 오토마타의 상태는 유한한 비트의 크기를 갖는다. 따라서, 자율 이동 로봇의 경로 선택이나 장애물 회피와 같은 작업을 수행하는 데 알맞은 학습 능력을 갖도록 셀룰라 오토마타 기반의 신경망을 구성하여 자기 조직화 하는 것이다.

본 논문에서는 기본적으로 표 1의 진화 연산 기법들을 혼합하여 각 방식의 장점을 최대한 살리고자 한다. 그림 1에 나타난 바와 같이 셀룰라 오토마타 기반의 신경망 구조로 진화하는 하드웨어를 구현하여 실시간적으로 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 구성하려고 한다.

## II. 본론

셀룰라 오토마타에서 각 셀은 자기자신의 상태를 가지고 있고, 주변 환경(이웃한 셀)을 참조하여 자신의 상태를 바꾸어 나간다. 따라서 상태의 종류가 많고 주변 환경이 다양할수록 그에 따라 셀의 상태를 바꾸어나가는 규칙들이 기하급수적으로 늘어나게 된다. 빠른 속도로 진

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

표 1. 진화 연산 기법

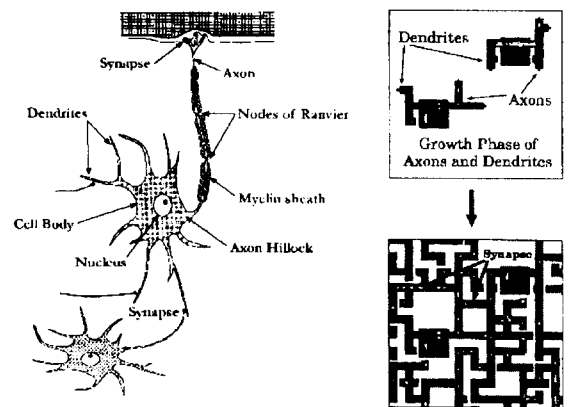


그림 1. CA기반 신경 회로망의 시냅스를 형성하는 과정

화해 나가기 위해서 셀의 상태와 주변 환경을 최소화시키는 것이 중요하다. 본 논문에서는 셀의 상태를 4가지로 정의하고, 폰 노이만 네이버 후드[9]를 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

각 셀은 neuron, axon, dendrite, blank의 네 가지 타입을 가진다.

blank 셀은 비어있는 셀을 뜻하며 유입되는 신호에 따라서 axon 이나 dendrite 셀로 바뀐다. neuron은 주변의 dendrite 셀에서 나오는 신호를 내부에 정의된 함수에 적용하고 그 결

과 신호값을 neuron과 연결된 axon 셀에 넘겨 주게 된다.

axon 셀은 neuron이나 다른 axon 셀로부터 받은 신호를 받은 방향의 셀을 제외한 주위의 모든 셀로 전파시킨다.

dendrite 셀은 주위에서 전파되어오는 모든 신호를 받아서 neuron이나 그 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. axon이 신호를 받는 방향과 dendrite가 신호를 보낼 방향을 지정하기 위해 게이트라는 비트를 추가하였다. axon 셀은 게이트가 가리키는 방향의 셀로부터 신호를 받아 주위로 보내고, dendrite 셀은 주위에서 신호를 모아 게이트가 가리키는 방향의 셀로 넘겨준다. 이렇게 함으로써 각각의 axon과 dendrite는 단 하나의 neuron에만 속하게 된다.

각 셀들의 움직임은 turn left/right, split left/right, grow straight, block등에서 하나를 나타내며 필요에 의해 추가/제거할 수 있다. 셀들은 성장기(growing phase, 그림 2)와 신호기(signaling phase, 그림 3) 두가지 모드에서 동작하는데, 성장기에서는 neuron에서 axon과 dendrite 두 종류의 성장 신호가 발생되어 이웃 셀로 전파되고 이 성장신호를 받은 셀은 신호에 따라 axon과 dendrite로 자신의 상태를 변경하고 자신의 움직임 정보에 따라 성장 신호를 이웃 셀로 보낸다. 따라서 움직임에 의해 신경망 구조는 결정된다. 성장기가 끝난 뒤 이어지는 신호기에서, 신경망 구조의 적합도를 측정하고, 진화 연산을 적용하여 각 셀의 움직임을 변화시켜 나감으로써 신경망 모듈을 진화시킨다.

움직임이 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 2, 3은 100×100 2차원 셀룰라 오토마타 공간에서 4.8%의 neuron 셀 분포를 갖는 신경

망 구조를 시뮬레이션 한 것이다.

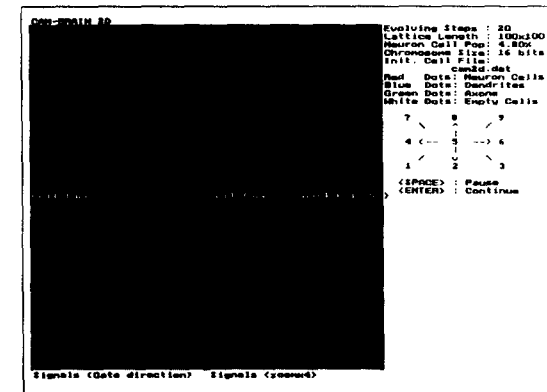
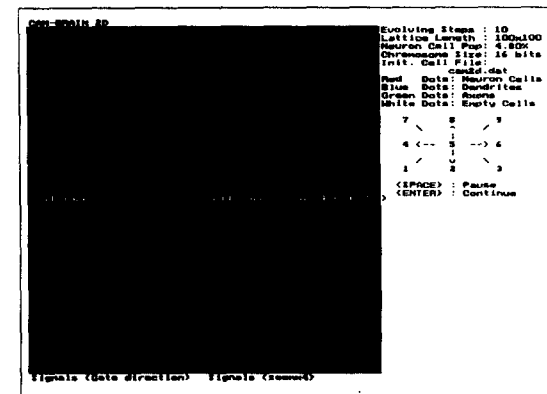
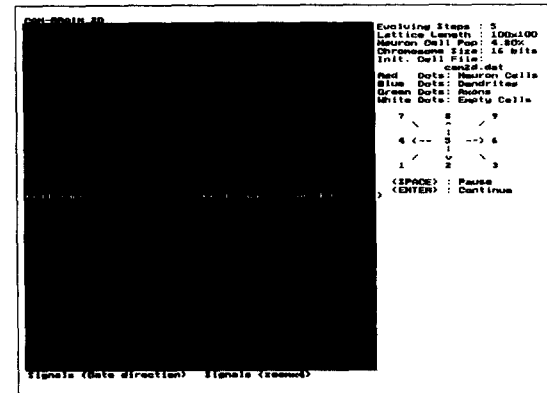
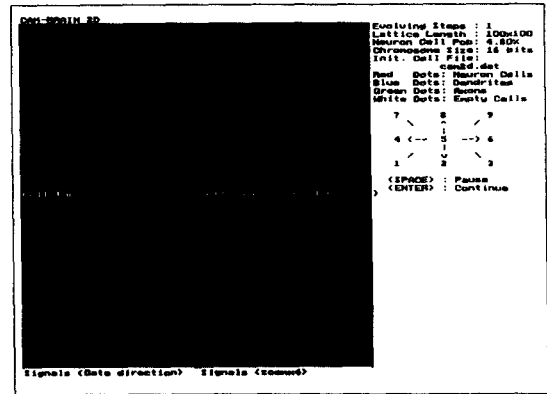


그림 2. 성장기(Growing Phase)

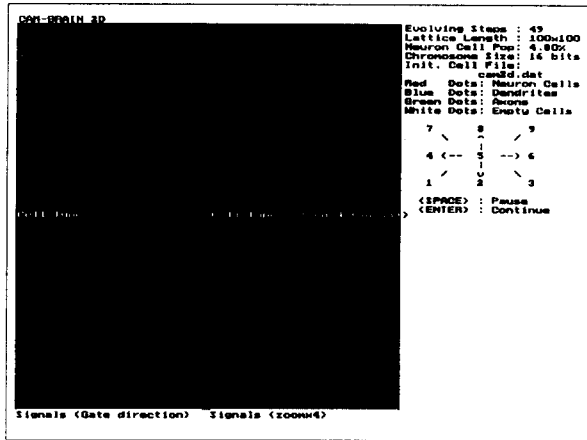


그림 3. 신호기(signaling phase)

### III. 결론

자연계에 존재하는 생물체들은 복잡 다양한 행동을 보이고 있으며, 인간이 만들어내는 수많은 시스템들도 수준 높은 작업의 필요로 그 복잡성이 증가하고 있는 추세이다. 이러한 복잡한 시스템을 직접 일일이 디자인하는 것은 복잡성이 증가할수록 점점 불가능해지고 있다.

본 논문에서 보인 셀룰라 오토마타에 기반한 신경망은 간단한 상태 전이 규칙으로 복잡한 신경망 구조를 생성해 낼 수 있음을 보였다.

이 신경망을 생명체의 뇌의 기능과 같은 결과를 갖도록 모델링한다면, 신경망 구조를 분석함으로써 생명체의 뇌의 구조를 역으로 추적해 나갈 수 있을 것이다.

이를 위해 AND, OR 게이트 회로와 같은 간단한 기능을 가지는 신경망 구조를 얻기 위한 셀룰라 오토마타 공간을 가지는 염색체 분포에 대한 연구와 2차원 셀룰라 오토마타 공간을 3차원으로 확장하는 것이 연구 과제이다.

### IV. 참고문헌

[1] Felix Gers, Hugo de Garis, *CAM-Brain: A 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] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Univ. of Michigan Press, 1975

[5] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Pub. Co., 1989

[6] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by the Means of Natural Selection*, Cambridge, MA, MIT Press, 1992

[7] I. Rechenberg, *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*, Stuttgart, Germany, Frommann-Holzboog, 1973

[8] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, Wiley Pub. Co., 1966

[9] J. von Neumann, *Theory of Self-Reproducing Automata*, ed. Burks A.W. University of Illinois Press, Urbana, 1966