

진화하는 셀룰라 오토마타를 이용한 자율이동로봇군의 행동제어

이동욱, 정영준, 심귀보
중앙대학교 제어계측학과 로봇틱스 및 지능정보시스템 연구실

Behavior Control of Autonomous Mobile Robots using ECANS1

Dong-Wook Lee, Young-June Chung, and Kwee-Bo Sim
Robotics and Intelligent Information Lab., Chung-Ang University

Abstract - In this paper, we propose a method of designing neural networks using biological inspired developmental and evolutionary concept. The living things are best information processing system in themselves. One individual is developed from a generative cell. And a species of this individual have adapted itself to the environment by evolution. Ontogeny of organism is embodied in cellular automata and phylogeny of species is realized by evolutionary algorithms. The connection among cells is determined by a rule of cellular automata. In order to obtain the best neural networks in the environment, we evolve the arrangement of initial cells. The cell, that is 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 navigation problem of robot.

1. 서 론

최근 인공생명의 개념을 이용한 지능정보처리 메커니즘이 불확실하고 복잡한 동적 환경에 대처하는 계산 모델로 점점 그 영역을 확장해 가고 있다. 인공생명 연구의 궁극적인 목적은 생명체의 특징을 이해하고, 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), 린덴마이어 시스템(L-system), 인공 신경망(ANNs), 퍼지 시스템(FS), 진화 알고리즘(EAs) 등이 있다⁽¹⁻⁶⁾.

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 진화알고리즘의 파라미터 결정에서도 부가적인 문제를 수반할 수 있다. 한편 이러한 문제점을 근본적으로 해결하기 위하여 신경망을 그대로 코드화 하여 진화하는 것이 아닌 신경망의 합성 규칙을 코드화 하는 방법이 있다. 이것은 생물체의 발생과정에 힌트를 얻은 것으로 L-시스템 기반의 모듈형 신경망⁽⁷⁾과 셀룰라 오토마타 기반의 CAM-Brian⁽⁸⁾ 등이 연구되고 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. 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 인공생명 모델 즉, 발생모델의 셀룰라 오토마타와 진화 모델의 진화 알고리즘으로 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 초기 셀의 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⁽⁹⁾.

제안한 신경망 모델의 유효성을 검증하기 위하여 자율이동로봇의 장애물 회피 및 주행 문제에 적용하였다.

2. ECANS1의 개요

발생, 진화, 학습은 자연계 생물체에서 일어나는 3대 자기조직화 현상이다. Sipper⁽¹⁰⁾ 등은 이를 기반으로 한 POE model을 제안하였다. POE model에서 P는 계통발생(Phylogeny), O는 개체발생(Ontogeny) E는 학습(Epigenesis)을 나타내는 생물학 용어이다. 본 논문에서는 이 중 PO 즉, 진화와 발생을 기반으로 한 신경망 모델을 개발하였다.

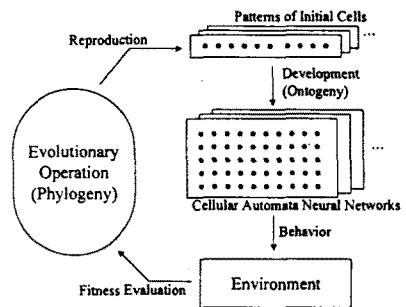


그림 1. ECANS1의 개념도

그림 1은 제안된 구조의 개념도이다. ECANS1은 발생과 진화의 두 단계를 거쳐 생성된다. 즉, 네트워크는 초기 셀의 발생을 통하여 생성되고 진화를 통하여 주어진 환경에 적응 할 수 있는 구조로 발전한다.

3. 셀룰라 오토마타 신경망

3.1 셀룰라 오토마타

셀룰라 오토마타는 공간, 시간, 상태가 이산적인 동적 시스템이다. 셀룰라 오토마타에서 이산적인 양으로 분할된 공간을 셀이라 부르며 한 시간에 유한개의 상태 중의 한가지를 가질 수 있다. 격자구조 속의 셀의 상태는 국소적인 규칙에 의하여 수정된다. 즉, 주어진 시간의 셀의 상태는 한 단계 전의 자기 자신의 상태와 근처 주변 셀의 상태에만 의존한다. 또한 격자상의 모든 셀의 상태는 동시에 수정된다.

3.2 셀의 종류

제안된 시스템에서 셀의 상태는 주변 이웃 셀과의 관계에 따라 정의된다. 기본적인 연결방식은 단지 인접한 셀들과만 연결을 하는 것이다. 연결은 흥분성 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 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.

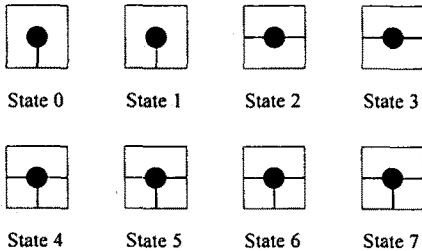


그림 2 셀의 연결방식에 따른 셀의 상태 (점선 : 억제성 연결, 실선 : 흥분성 연결)

3.3 카오스 뉴런 모델

ECANS1의 뉴런은 실제의 신경세포막에 충실하게 만들어진 Hodgkin-Huxley 방정식을 토대로 재구성한 Nagumo-Sato의 신경모델⁽⁹⁾을 사용하였다. 이 모델은 비교적 단순한 구조를 가지고 있음에도 불구하고 매우 복잡한 특성을 가진다. 본 논문에서, ECANS1의 셀은 동적인 특성을 갖는 카오스 뉴런으로 모델링하고 CA의 규칙에 따라서 발생의 단계를 거쳐 구조화하여 다양한 문제에 적용할 수 있다.

Nagumo-Sato의 카오스 뉴런의 동작 방정식은 다음과 같다.

$$y(t+1) = u(x(t+1)) \quad (1)$$

$$x(t+1) = S(t) - \alpha \sum_{d=0}^k k^d y(t-d) - \theta \quad (2)$$

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

그림 1은 입력 i 의 변화에 따른 각 네트워크의 상태 x 에 대한 분기도(bifurcation diagram)를 나타낸다. 뉴런의 상태는 입력에 따라 매우 카오스적인 행동을 보이고 있다.

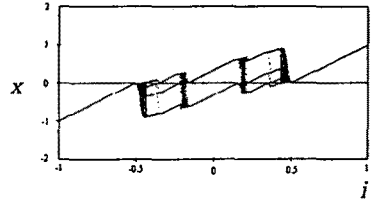


그림 3. 뉴런의 입력 i 에 대한 상태 x 의 분기도

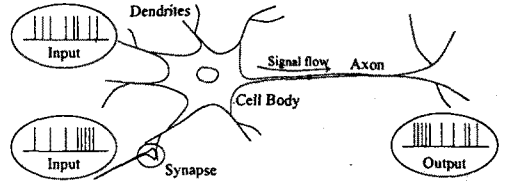


그림 4. 펄스 밀도에 의해 동작하는 생물학적 뉴런 모델

카오스 뉴런 모델에서 뉴런의 동작 함수는 단위 계단 함수($u(x)$)의 형태로 나타나기 때문에 입출력 신호는 펄스 형태이다(그림 2) 따라서 신호의 세기는 펄스의 밀도 변환에 의해서 측정한다. ECANS1에서 뉴런간에 연결 강도는 특별히 없으며, 오직 흥분성 결합(1), 억제성 결합(-1), 무결합의 상태만 가진다. 따라서 네트워크는 매우 단순하게 구성된다. 그러나 뉴런들의 카오스적인 특성 때문에 네트워크 전체는 매우 복잡한 행동을 보인다.

3.4 셀룰라 오토마타 신경망의 구성과 학습

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 5~10 단계가 적당하였다. 그러나 이것은 단지 경험상의 수치 일뿐 보다 타당한 계산방법은 더 연구해야 할 과제이다.

네트워크의 각 뉴런간의 연결은 -1, 0, 1의 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 교대로 네트워크에 인가된다.

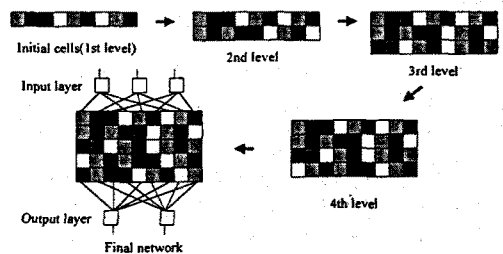


그림 5. ECANS1의 발생단계

실제적으로 주어진 문제에 적용하기 위하여 진화적 적용 방식을 이용한다. 진화를 위해 조작하게 될 염색체는 네트워크의 초기 셀이다. 생물학적인 견지에서는 초기 셀과 함께 세포가 생성되는 규칙 즉, 셀룰라 오토마타의 규칙이 진화되어야 하지만 선형적인 연구에서는 규칙을 고정시킨 상태에서 초기 셀의 배열을 진화하도록 하였다.

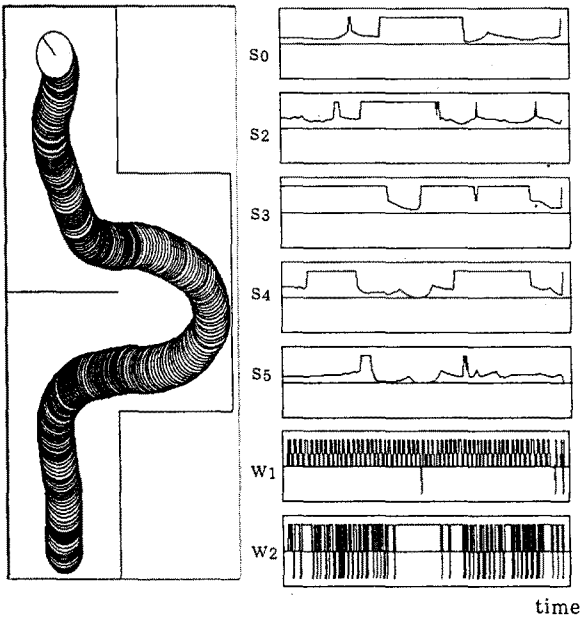
4. 실험 결과

본 논문에서는 ECANS1의 성능을 시험해 보기 위하여 자율이동로봇의 주행 문제에 적용해 보았다. 이때 실험에 사용한 파라미터들은 표 1과 같다.

표 1. 실험에 사용한 파라미터

입력의 수	5개 (센서의 수)
출력의 수	2개 (두 바퀴의 출력)
초기 셀의 개수	10개 (입력수×2)
셀의 발생 단계	5단계
상태의 수	8종류
규칙 : $\Phi_i(\sigma_i) = (\sigma_{i-1} + \sigma_i + \sigma_{i+1})\%$ (총 상태 수)	
$k^d = 0.5, \theta_i = 0, \alpha = 1$	

로봇의 주행을 실험하기 위하여 로봇은 앞쪽과 좌,우 그리고 대각선 우측 위와 좌측 위의 5방향에 센서를 배치하였다. 또한 신경망 제어기에서 나오는 출력은 좌우 바퀴의 힘으로 그대로 사용하였다. 그림 6의 (a)는 50세대 진화 후 얻어진 신경망을 사용해 로봇을 주행시킨 결과이고 (b)는 이때 로봇의 5개 센서의 입력값($s_1 \sim s_5$)과 바퀴의 출력값(w_1, w_2)의 그래프이다. 그림 6 (a)에서 로봇이 벽에 가장 가까이 접근한 부분에서 s_3 (앞쪽 센서)의 값이 가장 작은 것을 볼 수 있다.



(a) 로봇의 주행결과 (b) 로봇의 입력과 출력
그림 6. 로봇의 주행 결과 및 입출력

위의 결과는 개체군을 100개로 하고 50세대 진화 후 얻어진 신경망에 의한 결과이다. 여러 가지 조건에서의 실험 결과 적당한 초기 셀의 개수는 (2~3)×입력의 개수이고 발생 단계는 5~10 이었다. 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 5~10 층으로 구성되어 있는 것과 일치한다. 출력은 과거 5 step 동안의 발화 빈도로서 계산하였다. 예를 들면 과거 5 step 동안 2회 발화하였을 경우 출력값은 0.4가 된다.

5. 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 모델화 하였고, 진화는 유전자 알고리즘을 사용하여 구현하였다. 또한 각 뉴런은 동물의 신경계에 충실하게 모델링 된 Nagumo-Sato의 카오스 뉴런을 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 진화를 통해 구성된 신경망을 로봇의 주행문제에 적용하여 그 유효성을 입증하였다.

제안한 방법은 아직 초기 연구 단계이며 해결해야 할 많은 과제들을 가지고 있다. 차후로 신경망의 입출력 연결 문제, 발생조절 문제, 뉴런의 파라미터 조정에 의한 적응능력의 향상, 여러 가지 모듈을 결합하여 통합적인 특징을 갖는 인공 뇌의 설계에 관한 문제 등을 계속 연구할 계획이다. 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.

감사의 글

본 논문은 1997년 학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

(참 고 문 헌)

- [1] C.G. Langton ed, *Artificial Life*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] C.G. Langton, et al. 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] M. Mitchell and S. Forrest, "Genetic Algorithms and Artificial Life," *Artificial Life*, vol 1, no. 3, pp. 267-289, 1994.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 合原一幸 編著, *ニューラルシステムにおけるカオス*, 東京電氣大學出版局, 1993. (정호선, 여진경 공역, *뇌와 카오스*, Ohm사, 1994.)
- [10] M. Sipper et al. "A Phylogenetic, Ontogenetic, and Epigenetic View of Bio-Inspired Hardware Systems," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1 no. 1, pp. 83-97, 1997. 4.