

신경망의 진화적 발생모델

이동욱, 심귀보

중앙대학교 공과대학 제어계측학과 로보틱스 및 지능정보시스템 연구실

An Evolutionary Developmental Model of Artificial Neural Systems

Dong-Wook Lee and Kwee-Bo Sim

Robotics and Intelligent Information System Lab., Chung-Ang University

요약 - 본 논문에서는 인공생명의 연구와 더불어 최근 행해지고 있는 진화와 발생에 기반을 둔 신경망의 설계방법에 대하여 알아보고, 이렇게 생성된 신경망의 특징 및 앞으로의 발전 가능성을 알아본다. 또한 기초적인 연구결과로서 셀룰라 오토마타와 진화연산을 결합한 신경망의 설계방법을 제안한다. 제안한 방법은 셀룰라 오토마타를 이용해 세포의 발생과정을 모델링 하였고 진화를 통하여 원하는 구조의 신경망을 얻어낸다. 신경망을 발생모델로 설계함으로써 생기는 이점은 신경망의 크기가 커져도 복잡성이 증가하지 않는다는 것이다. 따라서 궁극적으로 인공 뇌와 같이 고도로 복잡한 시스템의 개발을 가능하게 한다.

1. 서론

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), 룬드마이어 시스템(L-system), 인공 신경망(ANNs), 퍼지 시스템(FS), 진화 알고리즘(EAs) 등이 있다.

진화 알고리즘은 최적화 문제 또는 인간이 계획하기 어려운 문제를 자동으로 찾아내는데 많이 이용되고 있으며, 최근 주어진 문제에 적당한 신경망을 설계하기 위한 방법으로도 많이 이용되고 있다. 그러나 최근의 이러한 연구에서는 신경망의 구조나 파라미터를 그대로 코드화 하여 진화시키기 때문에 근본적으로 복잡한 구조의 신경망을 진화시키기 어렵다는 단점이 있다. 차후로 과학기술의 발전을 고려하면 앞으로는 인간의 뇌와 같은 거대한 규모의 신경망도 탄생할 것으로 예상하고 있다. 그러나 이러한 신경망을 진화적으로 설계하기 위해서는 새로운 방식의 해결책이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 해결책으로써 생물학적인 발생 원리로부터 신경망을 진화적 방식으로 설계할 수 있는 방법에 대하여 알아보고 이러한 원리를 토대로 개발하고 있는 신경망의 설계방법을 제안한다. 본 논문에서 제시하는 방법들은 기본적으로 생물체의 동작원리에 기반을 두고 있다. 즉, 생물체가 진화하고 발생하는 방법을 신경망의 생성 알고리즘에 그대로 적용하는 것이다. 본 논문에서는 진화 알고리즘에서 유전자형(염색체)과 표현형(신경망) 사이의 관계를 발생모델로 설계하는 방식을 주장하고, 여기에 적용 가능한 방법들을 모두 소개한다.

한편, 본 논문에서 제안하는 신경망은 셀룰라 오토마타를 이용하여 발생을 모델링한다. 또한 뉴런의 동작방정식으로 카오스 뉴런모델을 사용하고 이것의 동작은 펄스방식으로 구현한다. 이때 신호의 세기는 펄스의 밀도로서 나타낸다. 이 신경망에서는 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 연결 관계에 따라 여러 가지 모양을 갖는다. 이 신경망이 기존의 신경망과 다른 점은 연결장도 보다는 연결되는 방식에 따라서 신경망의 기능이 달라진다는 점이다.

2절에서는 생물학적 발생 원리에 토대를 둔 진화 알고리즘에 대하여 소개하고 3절에서는 저자가 개발중인 신경망을 제안한다.

2. 생물학적 관점에서의 진화 알고리즘

2.1 유전자형, 표현형 및 발생

생물학에서 말하는 유전자형(Genotype)은 유전자의 특정한 집합을 말하며 표현형(Phenotype)은 생물체의 외부적인 특성을 말한다. 실제로 표현형은 유전자형과 환경에 의해서 발생하는 개체 그 자체를 말한다. 따라서 생물체의 발생은 유전자형으로부터 표현형으로 해석되는 과정으로 간주된다. 이때 유전자의 국소적 적용법칙은 매우 비선형적이기 때문에, 표현형은 유전자형과 환경의 병렬적이고 분산적인 작용에 의하여 동적인 구조를 갖는다[1]. 한편 유전자 알고리즘에서는 이들의 관계를 일반적인 문제로 확장하여 일반화된 유전자형을 GTYPE 일반화된 표현형을 PTYPE이라 부른다.

2.2 재귀적 생성 방식

생물학적 발생 원리와 마찬가지로 유전자형과 표현형의 개념을 나타내는 적절한 접근방법 중 하나는 '재귀적 생성 방식(recursive generation)[2]'이라는 방법론이다. 생물의 발생의 과정은 일종의 재귀적인 생성 단계이다. 여기서 재귀적인 생성 대상(recursive generated object)은 표현형이 되며 재귀적인 규칙(recursive rule)은 유전형이 된다. 재귀적인 생성 단계는 재귀적인 규칙의 적용에 의하여 새로운 것이 생성되는 자율 생성적(창발, emergence)인 과정이다. 이 과정은 본질적으로 행동의 다양성이 갈수록 증가하는 현상을 보인다. 인공생명에서

발생모델은 이와 같은 재귀적인 생성 방식을 모방한 것이다. 현재까지 소개된 대표적인 발생모델로서 프랙탈(fractal), 셀룰라 오토마타, L-시스템, 바이오모프(biomorph) 등이 있다

2.3 세포의 발생 모델

본 절에서는 재귀적 생성 규칙으로 발생모델이 사용되고 재귀적 생성 대상으로 신경망이 적용된 예에 대하여 살펴본다. 여기서 발생모델은 진화 알고리즘과 결합하여 유용한 신경망을 찾아내는데 이용된다.

셀룰라 오토마타

셀룰라 오토마타[3]는 von Neumann에 의하여 처음으로 고안된 이산적인 동적 시스템이다. 셀룰라 오토마타의 공간은 '셀'이라는 이산적인 블록으로 나누어져 있으며 시간의 경과에 따라 이산적인 단계로 발전한다. 이때 셀의 상태는 국소적인 규칙에 의하여 갱신된다. 즉, 한 시간의 셀의 상태는 한 단계 이전의 자신의 상태와 한 단계 이전의 이웃하는 셀의 상태에 의하여 결정된다. 또한 격자상의 모든 셀은 이산적인 시간단계로 동시에적으로 진행된다.

de Gans는 셀룰라 오토마타 머신(CAM)을 기반으로 한 인공 두뇌(artificial brain)를 개발중이다. 현재 2차원 및 3차원 CAM-Brain[4] 모델을 발표하였고 반도체 하드웨어로도 구현하였다. 최근 셀룰라 오토마타 방식을 이용한 신경망(또는 인공두뇌)에 관한 연구가 많이 늘고 있다.

L-시스템

L-시스템[5]은 일종의 프랙탈[2]로서 특별히 식물의 생장과정을 모델링 하기 위하여 개발한 수학적인 모델이다. L-시스템은 기본적으로 병렬적인 문자열의 재적용 메커니즘이다. 초기 문자열(initial axiom)로부터 생성 규칙의 반복적인 적용에 의하여 생성된 최종 문자열은 심벌(symbol)의 문맥에 따라 여러 가지 방식으로 해석된다. 가장 흔한 적용방식은 선을 그리는 방식을 결정하여 나무모양을 만들어 내는 것이다. L-시스템을 신경망의 생성에 이용하면 반복적이고 재귀적인 과정에 의하여 자기 유사성을 갖는 모듈형의 구조적인 특성을 도입할 수 있다. 최근 L-시스템에 의한 신경망의 설계방법도 많이 연구되고 있다. Grau[6]는 나무 모양의 신경망을 제안하였고 E Boer는 그래프를 생성하는 G2L-시스템[7]과 모듈형 신경망[8]을 제안하였다. L-시스템은 생성 규칙의 문맥에 따라 문맥 자유 L-시스템과 문맥 의존 L-시스템으로 나뉘며, 그 외에 Bracket L-시스템, 파라미터 L-시스템, 지도형(map) L-시스템 등이 있다. 현재 L-시스템을 이용한 신경망은 매우 단순한 수준이지만 앞으로 뇌와 같이 큰 규모의 모듈형 신경망을 생성하는 매우 유용한 방법이 개발될 것으로 전망하고 있다.

바이오모프 모델

바이오모프(biomorph)[9]는 Dawkins에 의하여 개발된 발생 모델중 하나이다. Dawkins는 진화의 위력을 보여주기 위하여 이 모델을 개발하였으나, Norfi[10] 등은 이것을 신경망을 생성하는데 적용하였다. 기본적으로는 염색체의 재귀적 규칙을 적용하여 나무 가지 모양의 형태를 생성하는 일로리즘이다. Norfi의 신경망 모델은 뉴런에서 가지를 뻗어나가는데 바이오모프 방식을 이용하였고 이때 연결된 가지는 뉴런간의 시냅스로 작용한다.

세포 분화 모델

M Boer[11]는 L-시스템을 기반으로 한 세포의 분화모델을 개발하였다. 생성 규칙에 따라 하나의 셀이 분화를 거듭하여

다세포 개체로 발전한다. 또한 이와는 다르게 Kitano[12]는 세포의 신진대사를 이용한 세포의 분화모델을 개발하였다. 셀의 내부상태는 주변의 셀에 의하여 영향을 받고 내부 상태가 문턱값을 넘으면 세포는 분열한다. 그는 또한 이것을 신경망으로 이용하는 방안을 연구하고 있다.

3. 진화하는 셀룰라 오토마타 신경망

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 셀룰라 오토마타와 진화 알고리즘을 결합한 신경망의 설계방법에 대하여 설명한다.

3.1 생물학적 뉴런 모델

저자가 개발한 진화 알고리즘과 셀룰라 오토마타를 이용한 신경망을 줄여서 ECANS(Evolving Cellular Automata Neural Systems)[13][16]라고 부르기로 하자. ECANS의 뉴런은 펄스형 동작방식을 가지는 카오스 뉴런 모델을 사용하였다. Nagumo-Sato는 다음과 같은 생물학적 뉴런에 가까운 카오스 뉴런의 동작 방정식[14]을 제안하였다.

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

$$x(t+1) = I(t) - \alpha \sum_{d=0}^n k^d x(t-d) - \theta \tag{2}$$

단, 는 시간 t에서의 출력, 는 내부 상태, 는 입력, 는 단위 계단 함수, 는 0에서 1사이의 값을 가지는 감쇠계수, 상수 α 는 양의 파라미터이며 θ 는 뉴런의 문턱 값이다.

위의 방정식에 의하여 한 뉴런의 출력은 입력에 비례하는 펄스밀도를 갖는 신호를 출력한다(뉴런이 발화할 때 펄스 생성). 이때 뉴런의 카오스적인 특성으로 인하여 펄스의 배열은 비주기적이며 랜덤한 성질을 갖는다. 이것은 네트워크가 정상적으로 동작하도록 하는 역할을 한다. 그 이유는 만약 이웃하는 뉴런에 갖은 신호가 들어왔을 경우 두 뉴런이 같은 주기의 펄스를 내보낸다면 위상차에 의해서 같은 경우라도 신호가 증폭되거나 소멸하는 등 다른 결과가 나타날 수 있다. 그러나 카오스 뉴런은 과거 자신의 정보를 이용하고 펄스의 발생이 비주기적이기 때문에 신호의 증폭이나 소멸 등의 현상은 일어나지 않는다. ECANS에서 한 뉴런은 오직 이웃하는 뉴런과 연결을 갖으며 이때 연결강도는 -1, 0, 1중 하나를 갖는다. 즉 연결은 단지 흥분성인가 억제성 연결인가만 구분된다. 그럼 1은 펄스형태로 동작하는 생물학적 뉴런의 모델을 나타낸다.

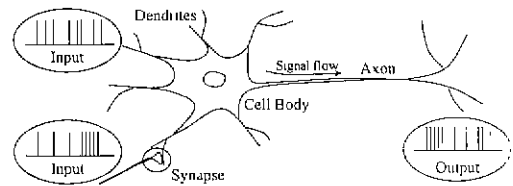


그림 1 펄스형 동작 방식을 가지는 생물학적 뉴런 모델

뉴런간에 영향을 주는 신호의 세기는 펄스의 밀도에 의해 계산된다. 따라서 네트워크는 매우 단순하게 구성되지만 네트워크 전체로서는 매우 복잡한 행동을 보인다.

3.2 신경망의 발생

ECANS의 셀(뉴런)의 상태는 자신과 주변 셀이 어떻게 연결 될 것인가에 따라 결정된다. 또한 초기패턴이나 발생규칙을 진화시킴으로써 목적에 알맞은 신경망을 찾아낸다. 앞서서 표현형(신경망)이 큰 구조를 진화시키기에 발생 모델을 이용한 염색체 코딩방법이 적합하다고 했다. 물론 발생모델의 코딩방법은 신경망의 규모를 더욱 크게 하고자 할 때에도 염색체의 길이를 증가시킬 필요 없이 발생단계를 조절함으로써 달성할 수 있다. 그러나 기본적으로는 발생 규칙을 코드화 하여야 하기 때문에 기본적으로 염색체의 길이가 길어짐은 피할 수 없다. 그러나 최근의 연구에서 이러한 것을 극복할 수 있는 DNA 코딩방법[15][16]이 제안되었다. 이것의 특징은 (1) 규칙의 표현에 적합하다. (2) 유전자의 중복해석을 허용한다. (3) 염색체의 길이가 가변적이다. (4) 교차점이 강제로 주어지지 않는다. 등이다. 실제로 DNA 코딩방법은 decoding 테이블을 만듦으로써 다양한 문제에 적용가능하며 실험 결과 염색체의 길이가 길수록 기존의 GA에 비하여 성능이 우수하였다. 그림 2는 제안한 방식에 의해서 자율이동로봇의 장애물 회피 및 주행을 위한 신경망 제어기를 생성한 예이다.

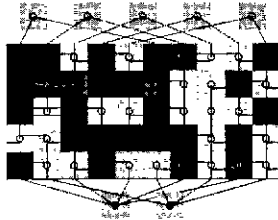


그림 2. 셀룰라 오토마타 발생규칙에 의해 생성된 신경망

3.3 신경망의 하드웨어 구현

제안한 신경망 모델은 오직 주변의 뉴런과 연결을 갖는 평면적인 구조를 가지고 있기 때문에 반도체 하드웨어로 구현하기 쉽다. 최근 반도체 분야의 많은 연구가 프로그램 가능한 논리소자를 기반으로 이루어지고 있다. 이와 같은 논리소자(FPGA)의 등장은 신경망의 하드웨어 실현을 쉽게 해주고 있다[17]

4. 결 론

본 논문에서는 인간의 뇌와 유사한 인공 뇌를 구현하기 위한 인공생명의 연구방법에 대하여 조사해 보고 셀룰라 오토마타와 진화알고리즘을 이용한 신경망을 제안하였다. 일반적으로 표현형이 매우 복잡해지면 유전형의 길이는 매우 길어진다. 이와 같이 유전형의 직접적인 번역하는 것은 진화의 비효율성을 가져오며 생물체에서 나타나는 특징인 자기조직화의 가능성을 감소시킨다. 이러한 단점을 해소하기 위하여 유전형에서 표현형의 번역과정에 개위적 생성방식인 발생모델을 이용하는 방식을 제안하였다.

인공 뇌는 뇌를 이루는 기본요소인 뉴런들의 상호연결에 의하여 복잡한 계산능력을 갖는다. 전통적인 신경망에서 뉴런 사이의 연결강도는 네트워크의 행동에 매우 중요한 요소이다. 왜냐하면 이것은 학습의 대상이기 때문이다. 그러나 이러한 연결강도는 신경망을 진화시키는데 진화의 시간을 길게 만드는 요인이다. 따라서 본 논문에서는 펄스형 구동방식으로 동작하는 카오스 뉴런모델을 사용함으로써 단지 신경망의 구조를 진화시킴으로써 계산 능력을 가질 수 있도록 하였다.

아직 두뇌의 동작원리는 완전히 밝혀지지 않고 있다. 그러나 점점 복잡하고 다양해지는 미래사회에서 뇌 과학 및 뇌

공학의 분야는 매우 중요한 분야 중 하나가 될 것이 틀림없다. 본 논문에서 제안한 방법은 복잡한 인공 두뇌를 구축하는 유용한 방법이 될 것이다. 우리는 제안한 방식에 의해서 인공 두뇌를 구축하는 연구를 수행하고 있으며 FPGA를 이용한 하드웨어의 구현도 동시에 수행하고 있다.

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.

참고문헌

- [1] R.A. Wallace, G.P. Sanders, R.J. Ferl, *BIOLOGY The Science of Life 3rd eds*, HarperCollins Publishers Inc., 1991.
- [2] H-O Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, *Chaos and Fractals New Frontiers of Science*, Springer-Verlag, 1992
- [3] C.G. Langton, *Life at the Edge of Chaos.* *Artificial Life II*, pp 41-91, 1989.
- [4] 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.
- [5] A. Lindenmayer, "Mathematical models for cellular interaction in development, part I and II," *Journal of Theoretical Biology*, vol. 18, pp. 280-315, 1968
- [6] F. Gruau, D. Whitley, "Adding Learning to the Cellular Development of Neural Networks: Evolution and the Baldwin Effect," *Evolutionary Computation*, vol 1-3, pp.213-233, 1993.
- [7] E.J.W. Boers, "Using L-System as Graph Grammars: G2L-Systems," *The Fifth International Workshop on Graph Grammars and Their Application to Computer Science*, 1994.
- [8] E.J.W. Boers, H. Kuiper, B.L.M. Happel, and I.G. Sprinkhuizen-Kuyper, "Designing Modular Artificial Neural Networks," *Proceedings of Computing Science in the Netherlands*, pp 87-96, 1993
- [9] Richard Dawkins, *Blind Watchmaker An Evolution Simulation*. W · W · Norton & Company, 1988
- [10] S. Nolfi, D. Parisi, "Genotypes for neural networks," *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. MIT Press, 1995
- [11] M.J.M. de Boer, F.D. Fracchia, and P. Prusinkiwicz, "Analysis and Simulation of the Development of Cellular Layers," *Artificial Life II*, Addison-wesley, pp 465-483 1992.
- [12] Hiroaki Kitano, "Evolution of Metabolism for Morphogenesis," *Artificial Life IV*, The MIT Press. pp 49-58, 1994.
- [13] D.W. Lee, K.B. Sim, "Evolving Cellular Automata Neural Systems(ECANS)," *Proceedings of the Third Asian Fuzzy System Symposium*, 1998. 6.
- [14] 合原幸 編著, *ニューラルシステムにおけるカオス*, 東京電機大学出版局, 1993 (정호선, 여진경 공역, *뇌와 카오스* Ohm사, 1994)
- [15] T. Yomohiro, T. furuhashi, Y. Uchikawa, "A combination of DNA Coding Method with Pseudo-Bacterial GA for Acquisition of Fuzzy Control Rules," *Proceeding of 1st Online Workshop on Soft Computing*, Aug. 19-30, 1996.
- [16] 이동욱, 심귀보, "셀룰라 오토마타 신경망의 진화를 위한 DNA 코딩 방법," '98 한국자동제어 학술회의, 1998. 10.
- [17] X. Yao, T. Higuchi, "Promises and Challenges of Evolvable Hardware," *Proceedings of The First International Conference on Evolvable Systems From Biology to Hardware*, 1996. 10