

셀룰라 오토마타 기반 신경망의 점증적 진화에 관한 연구

송 금범, 조 성배
연세대학교 컴퓨터과학과

A Study on Incremental Evolution of Neural Network based on Cellular Automata

Geum-Beom Song and Sung-Bae Cho
Computer Science Department, Yonsei University

요 약

시뮬레이션 환경이나 실제 환경에서 이동 로봇의 제어에 관한 많은 연구가 진행되어 왔다. 이러한 연구 중에 이동 로봇이 장애물을 피한다거나, 움직이는 물체를 잡는 등의 행동을 유전자 알고리즘 등의 진화 알고리즘으로 만들어내는 연구가 최근 활발하다. 이전의 연구에서는 셀룰라 오토마타 상에서 진화의 방법으로 신경망을 상징시키는 모델을 제시하고, 그 유용성을 입증하고자 이동로봇의 제어에 적용하여 나름대로 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 이러한 진화의 방법은 환경에 제한된 제어를 만들어 내는 문제점이 있어 본 논문에서는 점증적인 진화의 방법을 이용하여 좀더 다양한 환경에 적용할 수 있는 제어를 만들어 내고자 한다. 점증적 방법은 초기에 간단한 행동으로 해결할 수 있는 환경에 맞도록 제어를 진화시킨 다음, 점차 복잡한 행동이 요구되는 환경에서 제어를 점증적으로 진화시킨다. 실험 결과, 점증적 진화의 방법이 좀더 효율적으로 로봇을 진화시키고 환경의 변화에 보다 강한 것을 알 수 있었다.

1. 서론

이동 로봇의 제어를 진화방식으로 구축하고자 하는 연구가 최근 활발히 진행되고 있는데, 유전자 알고리즘을 이용하여 신경망을 진화시키는 방법[1]이나, 유전자 프로그래밍 기법을 이용하는 방법[2], 그리고 퍼지 제어기와 유전자 알고리즘을 복합적으로 적용하는 방법[3] 등이 대표적이다. 그런데, 많은 경우에 주어진 환경에서 유전자 알고리즘을 적용하여 진화시키고 있는데, 이러한 방법은 환경에 제한된 제어를 만들어 내는 경향이 있다.

이전 연구[4]에서는 간단한 규칙들의 조합으로 복잡한 현상을 표현할 수 있는 셀룰라 오토마타의 특성을 이용하여 복잡한 신경망의 구조를 만들어내는 셀룰라 오토마타 기반 신경망 모델을 제시한 바 있다. 또한, 이의 유용성을 입증하기 위해 진화의 방법을 이용하여 이동 로봇의 제어에 적용시켜 보았으며, 그 결과 만족할 만한 제어를 얻을 수 있었다. 그러나, 이때 만들어진 이동로봇의 제어기는 환경의 변화에 강하지 못한 문제점을 안고 있었다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 점증적 진화방법을 도입하고자 한다. 점증적 진화방법은 하나의 환경에서 목표로 하는 행동을 진화시키는 것이 아니라, 처음에는 간단한 행동을 요구하는 환경에서 진화시킨 제어를 점차 복잡한 행동을 요구하는 환경에서 점증적으로 진화시켜 복잡한 행동을 할 수 있도록 한다[5]. 이러한 방법은 일반적이며, 복잡한 행동, 즉 환경의 변화에 잘 적응하는 행동을 만들어 낼 수 있으리라 기대된다.

본 논문에서는 이를 적용하여 여러 환경에서 장애물과 충돌하지 않고 잘 움직일 수 있는 신경망 제어를 구축하고자 한다. 아무리 복잡한 환경이라도 직진, 우회전, 좌회전 등의 움직임으로 벽과 충돌하지 않고 움직일 수 있기 때문에 본 논문에서는 이러한 기본 행동을 위한 환경에서 점증적으로 진화시키고, 최종적으로 진화된 신경망을 복잡한 일반적인 환경에 적용하여 그 유용성을 입증하고자 한다.

2. 셀룰라 오토마타 기반 신경망

이 신경망은 간단한 규칙들의 결합으로 복잡한 현상을 표현할 수 있는 셀룰라 오토마타의 장점을 이용한 모델로, 셀룰라 오토마타의 구성요소(상태, 주변, 규칙)에 신경망의 구조를 결정하는 염색체를 적용시켜 하나의 신경망을 만들어낸다[4]. 이러한 방법은 몇 개의 규칙들의 조합으로 복잡한 신경망을 만들어낼 수 있도록 한다. 즉, 셀룰라 오토마타 공간에서 염색체로 표현된 신경망의 구조가 유전자 알고리즘을 통해서 진화되어 최적의 구조를 찾아낼 수 있다. 이 모델은 셀룰라 오토마타의 상태, 주변, 규칙과 각 셀에 대응되는 염색체의 정보에 따라 여백, 뉴우런, 축삭돌기, 수상돌기로 이루어진 신경망을 만들어낸다[4].

2.1 신경망의 성장

이 모델은 셀룰라 오토마타 공간에 뉴우런과 축삭돌기 및 수상돌기로 이루어진 신경망의 구조를 만들어 낸다. 셀룰라 오토마타 공간

의 염색체에 의해 결정된 뉴우린은 주위로 성장신호를 보내 주변의 여백 셀을 축색돌기나 수상돌기로 성장시킨다. 이 셀들은 다시 자신이 받은 성장신호를 주위로 보내 주변 셀들을 성장시켜 하나의 신경망을 완성시킨다.

2.2 신경망을 통한 입·출력

염색체에 의해 완성된 신경망을 실제 문제에 적용시키기 위해서는 주어진 신경망에 신호를 입력하여 결과를 얻어내야 한다. 이때 입력과 출력은 격자형 셀룰라 오토마타 공간의 특정한 위치에 있는 셀을 통해 이루어지며, 입력과 출력이 경계지면 외부로부터 신호를 받아들이고 내보낸다. 이때 각각의 셀의 상태에 따라 역할이 달라지는데 수상돌기 셀은 주위의 셀로부터 신호를 모아 뉴런 셀에게 신호를 보내고, 뉴우린 셀은 신호를 누적시켜 역치값 보다 크면 축색돌기 셀로 신호를 보낸다. 축색돌기 셀은 뉴우린으로부터 받은 신호를 자신의 주변 셀로 보내는 역할을 한다. 그림 1은 하나의 뉴런 주위에 수상돌기와 축색돌기 성상한 모습과 이 셀들이 신호를 주고받는 과정을 보여주고 있다.

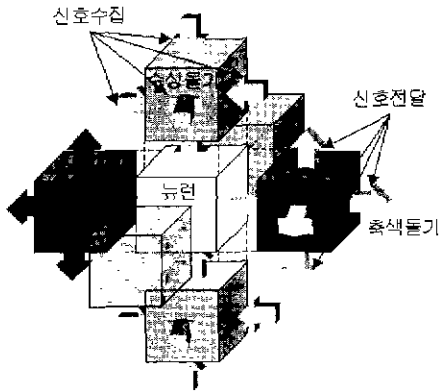


그림 1. 신경망을 통한 입·출력.

2.3 신경망의 진화

일반적으로, 간단한 유전자 알고리즘은 독립적인 개체들의 집단을 생성하고 세 가지의 연산자(선택, 돌연변이, 교차)를 통해 개체들을 진화시킨다. 제시된 모델 역시 최적의 신경망을 찾기 위해 유전자 알고리즘을 사용하며, 유전자 연산자는 선택과 돌연변이, 교차를 사용한다. 선택에서 간단하게 전체 집단에서 적합도가 큰 개체의 반을 선택한 후 이를 복제하여 전체 집단을 만들어 낸다. 교차는 새로운 집단에 두 개의 개체를 선택한 후 일집 교차 방법을 사용하여 두 염색체의 일부분을 교환한다. 이때, 항상 같은 점의 염색체를 유지하기 위해 선택된 두 개의 개체는 같은 점에서 교차가 일어난다. 돌연변이는 염색체의 하나의 셀을 표현하는 세그먼트 단위로 이루어진다. 유전자 연산자를 통해 우수한 개체들로부터 새로운 집단을 생성하고, 이를 다시 신경망으로 만든 후 주어진 문제에 적용하여 다시 적합도를 결정한다.

3. 점증적 진화

3.1 Khepera: 행동기반 이동로봇

Khepera 로봇은 주변 장애물과의 거리를 감지할 수 있는 8개의

적외선 감지 센서를 몸체의 전, 후, 좌, 우에 갖고 있으며, 이와 쌍을 이루어 빛을 감지할 수 있는 8개의 감지 센서를 장착하고 있다. 또한 두 개의 바퀴가 있어 어느 방향으로나 이동이 가능하다. Khepera 시뮬레이터는 실제 로봇의 행동을 제어할 수 있도록 설계된 것으로 이를 사용하여 얻은 제어기는 실제 로봇에 쉽게 장착할 수 있도록 설계되었다[2, 3, 4].

3.2 실험 환경 및 점증적 진화방법

5x5x5 크기의 셀룰라 오토마타 공간을 주어진 문제에 적용시켰으며 로봇의 입력센서 8개중 4개만을 사용했다. 각각의 입력은 정육면체의 셀룰라 오토마타공간의 위와 아래의 면을 제외한 네 옆면을 자신의 입력 영역으로 하며, 출력 셀은 정육면체 셀룰라 오토마타공간의 윗면과 아랫면에 있는 가운데 셀로 하였다. 먼저 염색체에 의해 만들어진 신경망에 시뮬레이터로부터 센서 값을 입력한다. 입력받은 센서 값은 신경망의 입력이 되고 신호의 전달을 통해 얻어진 출력 값은 로봇의 바퀴 속도가 된다.

로봇의 학습에 중요한 적합도 측정은 로봇의 위치가 목표지점과 거리가 얼마나 가까운가와 로봇이 직진 행동을 얼마나 많이 하였는가로 측정하였다.

$$\text{적합도} = (50 / D) * \left(\frac{1}{S} \sum_{i=0}^S V_i \right) \quad (1)$$

D : 로봇과 목표지점과의 거리

S : 로봇이 멈출때까지 움직인 횟수

$V_i = a(i$ 번째 단계에서 바퀴 속도에 따른 값)

이런 적합도 값은 로봇이 벽과 부딪히지 않고 목표지점에 가까이 갈수록, 직진을 할수록, 빨리 목표지점에 도달할 수록 높게 된다. 모두 50개의 개체를 한 집단으로 하며, 한 개체의 적합도는 같은 위치에서 네번의 실험을 거쳐 평균적으로 결정된다. 이것은 시뮬레이터 자체를 실제 환경과 비슷하게 하기 위하여 센서 값과 바퀴 속도에 잡음을 넣는데, 이러한 잡음에 강한 개체들이 살아 남도록 하기 위해서이다.

시뮬레이션 방법은 먼저 직진을 유도하는 환경에서 자이거를 진화시킨 후 성공한 개체의 염색체를 전체 집단으로 복제시킨 다음, 직진과 우회전을 필요로 하는 환경에서 진화시킨다. 이 환경에서 성공한 개체는 다시 직진, 우회전, 좌회전을 필요로 하는 환경에서 진화시킨다. 이러한 방법은 유전자 알고리즘에서 탐색할 공간을 축소시켜 가며 제어기를 만들어 내는 것으로[6] 좀더 효율적인 진화를 이루어 낼 수 있으리라 기대된다.

4. 실험 결과 및 분석

그림 2는 각 단계에서 성공한 로봇의 경로를 보여주고 있다. 그림 2(a)는 벽이 없을 때 직진을 유도하는 환경이고 그림 2(b)는 벽이 있을 때 직진을 유도한다. 그림 2(c)와 (d)는 우회전을, 그림 2(e)와 (f)는 좌회전을 유도하는 환경이라 할 수 있다. 실제 로봇이 움직이는 내외이 직각으로 굽어진 환경에 잘 적응하지 못하는 경향이 있어 좀더 효율적으로 진화시키기 위해 좌회전과 우회전 환경을 두 단계로 나누었다.

그림 3은 그림 2의 각 단계에서의 적합도의 변화를 보여주고 있다. 먼저 1세대에서 5세대까지는 그림 2(a) 환경에서의 적합도의 변화를,

다음 7세대까지는 그림 2(b) 환경에서의 적합도 변화를 보여주고 있다. 8세대에서 9세대까지는 그림 2(c)에서, 10과 11세대는 각각 그림 2(d)와 그림 2(e)에서의 적합도를 보여준다. 나머지 세대까지는 그림 2(f)의 환경에서의 최고 적합도와 평균 적합도를 보여준다. 특히, 그림 3에서 직접 진화시 최고 적합도는 점증적 진화의 방법을 사용하지 않고 그림 2(f)의 환경에서 직접 진화시킬 때의 최고 적합도이다. 점증적 진화방법을 사용했을 때는 88세대에 성공하는 개체가 생겼지만, 점증적 진화방법을 사용하지 않을 경우 계속 낮은 적합도를 보이며, 성공하는 개체가 나타나지 않는다 이는 점증적 진화방법이 기존 진화방법보다 좀더 효율적인 진화의 방법임을 보여준다

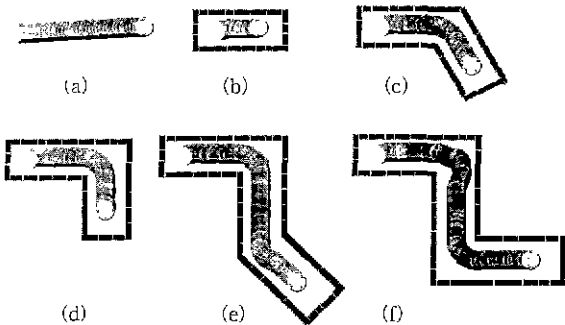


그림 2. 각 환경에서 성공한 로봇의 경로.

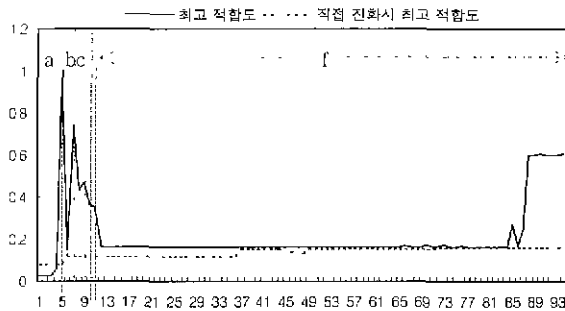


그림 3. 적합도의 변화

실제 적합도의 변화를 보면 그림 2의 (d), (e)의 환경은 큰 의미가 없는 환경이라 할 수 있다. 왜냐하면, 그림 2(c) 환경에서 진화된 개체가 바로 그림 2의 (d), (e) 환경을 해결할 수 있기 때문이다

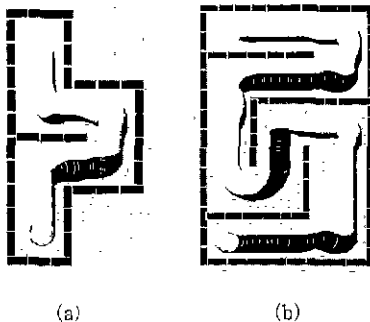


그림 4. 다른 환경에의 적용.

그림 4는 위에서 성공한 개체를 좀더 어려운 환경에 적용시켰을 때의 결과를 보여주고 있다. 본 논문에서 제시된 점증적 진화의 방법

으로 생성된 개체가 직진과, 좌회전과 우회전의 행동이 필요한 환경에서는 어느 정도 적응성이 있음을 알 수 있다.

5. 결론 및 토의

본 논문에서는 셀룰라 오토마타 기반의 신경망을 이동로봇의 제어에 적용하는데 있어, 단순한 문제에만 적용시키지 않고 좀더 복잡한 문제를 점증적으로 적용시켜 이 모델의 진화 가능성을 타진해보고, 좀더 효율적인 학습방법을 연구해 보고자 했다. 위의 실험결과에서 알 수 있듯이 움직임의 직진, 좌회전, 우회전으로 나누어 그 행동이 있어야만 문제를 해결할 수 있도록 환경을 점증적으로 만들었다. 즉, 직진만으로 해결할 수 있는 환경, 직진과 우회전으로 해결할 수 있는 환경, 직진과 우회전, 좌회전의 모든 행동이 필요한 환경을 만들어 실험에 적용해 보았다.

실험 결과는 분명 새로운 환경에 적응해 나가는 모습을 보였다 그러나, 실제 쉬운 환경에서 그 다음 어려운 환경으로 단계적으로 적용하기도 하지만 몇 단계를 건너뛰는 경우도 있으며, 특히, 마지막 환경에서는 성공하는 개체가 생기기까지 상당히 많은 세대가 필요하였다. 이는 점증적 진화의 환경 결정에 약간의 문제가 있음을 보여 주고 있으며, 이를 해결하기 위해 좀더 효율적인 환경의 변화에 대한 연구가 필요하다

본 논문의 실험결과는 점증적 진화의 방법이 기존의 진화 방법보다 좀더 효율적으로 문제를 해결할 수 있음을 보였다 즉, 점증적 진화의 방법으로 환경을 변화시켜 가며 진화시켰을 때가 그렇지 않을 때 보다 목표행동에 이를 가능성 있음을 보였다. 또한, 이를 통해 생성된 개체는 좀더 환경에 대한 적응성이 있음을 보였다.

참고 문헌

- [1] D. Floreano and F. Mondada, "Evolution of homing navigation in a real mobile robot," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.26, No 3, pp. 396-407, June 1996
- [2] P. Nordin and W. Banzhaf, "Real time control of a khepera robot using genetic programming," *Cybernetics and Control*, Vol. 26, No. 3, pp. 533-561, 1997.
- [3] 이 승익, 조 성배, "행동기반 로봇의 퍼지 제어기 설계를 위한 진화형 접근방식," *정보과학회 논문지 (B)*, 제 24권, 제 12호, pp 1400-1407, 1997.
- [4] 송 금범, 조 성배, "CAM-Bran을 이용한 이동로봇 제어기의 진화," *한국정보과학회 봄 학술발표논문집(B)* Vol 25, No 1, pp 270-272, 1998.
- [5] F. Gomez and R. Miikkulainen, "Incremental evolution of complex general behavior," *Adaptive Behavior*, Vol 5 Issue 3-4, pp 317-342, 1997
- [6] I. Harvey, P. Husbands and D. Cliff, "Seeing the light. Artificial evolution, real vision," *From Animals to Animals 3, Proc. of 3rd Int. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior, SAB94*, pp 392-401. MIT Press/Bradford Books, 1994.