

블록 기반 진화신경망을 이용한 자율이동로봇의 동작제어

문상우, 공성곤
 송실대학교 전기공학과

Autonomous Mobile Robot Control using Block-based Evolvable Neural Network

Sang-Woo Moon and Seong-Gon Kong
 Department of Electrical Engineering, Soongsil University

Abstract - 본 논문에서는 자율이동로봇의 동작 제어를 수행한다. 제어기로서는 블록기반 진화신경망을 이용하고, 진화 알고리즘을 사용하여 내부구조와 가중치를 동시에 진화시킨다. 진화에 의하여 최대 적합도를 가지는 제어기를 획득한 후 이를 이용하여 자율이동로봇의 동작 성능을 평가한다.

1. 서 론

본 논문에서는 자율이동로봇을 이용한 주어진 경로에서의 동작 제어를 목표로 한다. [1] 제어기로는 구조결정과 학습시 지역최소점으로의 수렴이 문제가 되는 기존의 신경망 대신 진화 알고리즘에 의하여 진화하는 블록기반 진화신경망을 사용한다. [2]

블록기반 진화신경망은 진화 알고리즘을 사용하여 구조와 가중치를 동시에 진화시킬 수 있을 뿐만 아니라 학습시 입력과 출력의 관계가 아닌 목표행동의 정의를 사용하므로 원하는 제어를 수행하는 신경망을 쉽게 얻을 수 있다.

실험환경에서의 자율이동로봇은 케페라 로봇을 기준으로 디자인하고 여기에 실제에서의 제한점을 반영한다. 이렇게 구성된 실험환경 하에서 오프라인으로 자율이동로봇의 제어를 수행하고 이의 성능을 평가한다.

2. 본 론

2.1 블록기반 진화신경망

2.1.1 진화신경망의 구조

블록기반 진화신경망(BENN : Block-based Evolvable Neural Network) 모델은 기본 단위인 블록들의 2차원 배열로 이루어진다.

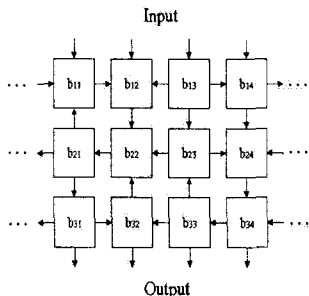
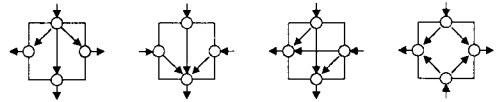


그림 1: 블록기반 진화신경망의 구조

그림 1은 기본 블록들로 이루어진 3×4 진화신경망의 구조를 나타낸다. 각 블록 b_{ij} 는 4개의 입출력 노드를

가진다. 이들 입출력 노드들은 블록의 내부에서 서로 완전히 연결된다. 블록들을 연결하는 화살표는 블록들간의 또는 외부와의 정보의 흐름을 나타낸다. 블록의 출력은 인접한 블록의 입력이 되며 좌우측 끝에 위치한 블록들은 서로 연결되어 있다. 블록은 각기 인접한 4개의 블록들과의 연결만을 허용하며 모두 입력 또는 출력인 경우 또한 허용한다. 블록의 4개 노드가 모두 출력인 경우 출력값의 0으로 설정한다.

각 기본 블록은 총 4개의 입출력 뉴런으로 구성되어 있는 간단한 전방향 신경망 모델로 이루어진다. 블록들의 내부 구조는 입출력 형태에 따라 결정된다. 각 블록에 사용되는 가중치는 하드웨어 구현을 용이하게 하기 위하여 정수만을 허용한다.



(a) type A (b) type B (c) type C (d) type D

그림 2: 입출력 형태에 따른 4가지 기본 블록의 내부 구조

기본 블록은 모두 입력 또는 출력인 경우를 제외할 경우 4가지 각기 다른 형태를 가지고 있다. 그림 2는 4가지 형태의 기본 블록을 보여주고 있다. 각 블록은 '입력/출력'의 개수에 따라서 type A, B, C, D의 4가지 형태로 구분한다. 예로서, 그림 2(a)는 type A(그림 1의 b_{13}), 그림 2(b)는 type B(그림 1의 b_{11}), 그림 2(c)는 type C(그림 1의 b_{34}), 마지막으로 그림 2(d)는 type D(그림 1의 b_{23})의 형태를 나타낸다. 이들은 각기 4개의 입출력 뉴런을 가지는 전방향 단층 신경망과 같다.

입력 뉴런은 선형 활성화함수를, 출력 뉴런은 -1과 1의 제한된 범위 내에서 연속된 값을 나타내기 위하여 다음과 같이 정의된 대칭포화선형(Symmetric Saturating Linear) 형태의 활성화함수를 사용한다.

$$f(x) = \begin{cases} -1, & \text{if } x < -d \\ \frac{1}{d} \cdot x, & \text{if } -d < x < d \\ 1, & \text{if } x > d \end{cases} \quad (1)$$

블록간의 신호의 흐름은 각 블록들의 입출력 형태를 결정하고, 이는 블록들의 내부 구조를 결정하게 된다.

2.1.2 진화방법

(1) 인코딩

블록간 정보의 전달방향은 각 블록의 입출력 형태를 결정하고 이는 블록의 내부구조를 결정하게 된다. 결국 제한한 진화신경망의 구조는 블록간 정보의 전달방향에 따라 결정된다. 따라서 구조와 가중치를 동시에 진화시키기 위해서는 블록간 정보 전달방향과 가중치를 인코딩

하여야 한다.

블록의 2차원 배열로 이루어진 블록기반 진화신경망의 특성을 반영하여 본 논문에서는 블록간 정보 전달방향과 가중치를 함께 2차원으로 인코딩 하였다[3].

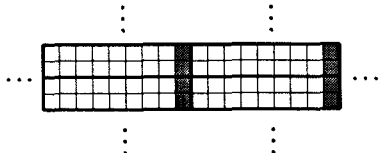


그림 3: 블록의 조합으로 이루어진 블록기반 진화신경망의 2차원 인코딩

그림 3은 가중치를 4비트 표현한 블록의 인코딩과 이들을 조합한 블록기반 진화신경망의 2차원 인코딩을 나타낸다. □는 가중치를, ■는 아래쪽(↓)과 왼쪽(←)을 0으로, 위쪽(↑)과 오른쪽(→)을 1로 정의한 입출력 정보의 전달방향을 표현한다. 입력과 출력 정보 전달방향은 항상 고정되어 있기 때문에 $m \times n$ 블록으로 구성된 블록기반 진화신경망의 구조는 $(2m-1)n$ 비트로 표현하고, 각 블록은 2/2 입출력 형태에서 최대 4개의 가중치를 가지기 때문에 $m \times n$ 블록기반 진화신경망의 가중치는 $4 \times m \times n$ 비트로 인코딩 한다. 인코딩된 개체의 각 블록에서 2진수로 변환된 가중치는 최하위 비트가 마주보도록 배열한다.

연결강도 w 는 연결이 끊어졌음을 의미하는 연결강도 0을 2개 포함하도록 $-(2^{l-1}-1)$ 에서 $2^{l-1}-1$ 의 범위 내에서 표현하였다.

$$w = w_b - 2^{(l-1)} + s(w_b) \quad (2)$$

$$s(w_b) = \begin{cases} 1 & \text{if } w_b < 2^{l-1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식 (2)는 l -비트로 표현된 양의 정수값을 가지는 w_b 를 가중치 w 로 변환해 준다.

(2) 진화 연산자(Evolution Operator)

진화연산자로서는 적합도 레벨에서 얻은 확률에 의한 표준 룰렛휠 재생산 연산자를 사용한다. 또한 연산자 적용시 최대 적합도를 가지는 개체를 보존하는 엘리티스트 전략을 사용한다.

(3) 유전 연산자(Genetic Operator)

유전 연산자는 교배(Crossover), 내부복제(Internal Copy), 돌연변이(Mutation)를 사용한다. 교배는 교배 확률 p_c 에 의하여 개체를 쌍으로 선택한 후 이들의 일부를 서로 같은 위치에서 교환하는 연산자이다. 본 논문에서는 교배에서 가중치들 사이의 또는 가중치와 정보 전달 방향을 나타내는 비트 사이의 경계만을 교배점으로 허용한다. 이러한 교배의 제한된 기능을 보완하고 재귀적 특성을 가지는 블록기반 진화신경망의 진화성능을 향상시키기 위하여 내부복제 연산자를 도입한다. [4] 내부복제 연산자는 확률 p_i 에 의하여 선택한 개체에서 임의 영역의 정보를 동일 개체의 다른 영역으로 복사하는 동작을 수행한다. 돌연변이는 가중치와 구조 표현 비트를 확률 p_{mu} 와 p_{mc} 에 의하여 자기 독립적으로 변화시킨다.

2.2 실험환경

2.2.1 실험환경 모델링

(1) 자율이동로봇 모델링

오프라인 시뮬레이션을 위하여 케페라 로봇을 기준으로 시뮬레이터의 자율이동로봇을 모델링하였다. 자율이동로봇의 모델링은 센서의 위치와 감지 가능 반경, 로봇의 크기, 경로의 폭과 거리 등을 고려하였다. 케페라 로봇의 경우 총 8개의 적외선 센서를 가진다. 시뮬레이션에 사용하는 자율이동로봇은 전진만이 가능하다고 가정하기 때문에 후방센서는 사용하지 않는다. 그림 4와 같이 센서의 개수, 위치, 그리고 반경을 결정한다.

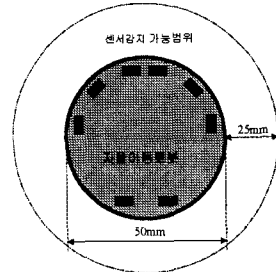


그림 4: 케페라 로봇 기반의 자율이동로봇 모델의 센서의 위치와 반경

설정된 자율이동로봇의 시뮬레이션을 통하여 실제 케페라 로봇에 같은 제어기를 장착하였을 경우 같은 결론을 얻을 수 있는 가능성을 높이기 위하여 센서의 위치와 센싱 반경을 그림 4와 같이 케페라 로봇과 거의 흡사하게 조절한다.

(2) 경로 모델링

목적지에 도달하기 위해서는 자율이동로봇 관점에서 경로에 대하여 다음과 같은 사항이 고려되어야 한다. 자율이동로봇이 외부상황에 대하여 알 수 있는 방법은 로봇에 장착된 센서의 정보를 이용하는 것이다. 센서의 감지 범위는 그림 4에서 나타난 바와 같이 매우 짧으므로 경로의 길의 폭이 센서의 범위에 비하여 너무 넓으면 로봇의 동작이 방향성을 잃게 된다. 또한 실험환경 상에서 목적지가 어디인지 인식할 수 있어야 한다. 사용한 경로는 폭 80cm의 길로 구성한다.

2.2.2 자율이동로봇 제어기

제어기로는 1×5 의 블록기반 진화신경망을 사용한다.

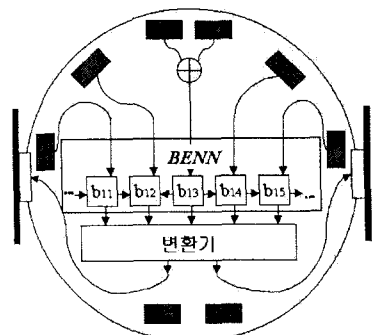


그림 5: 자율이동로봇을 위한 블록기반 진화신경망의 적용

그림 5는 후방 1개의 센서를 제외한 5개의 센서를 입력으로, 로봇의 상대적인 각도를 출력으로 하는 블록기반 진화신경망 제어기를 나타낸다. 제어기의 출력이 로

봇의 상대적인 각도이므로 이를 모터 제어기의 입력으로 변환하기 위한 변환기가 필요하다.

2.2.3 적합도 설정

유전자 알고리즘을 사용하여 신경망을 학습시킬 경우 신경망의 입력에 대한 출력의 관계가 아닌 신경망의 목적에 따른 학습을 진행시킬 수 있다는 장점을 가지고 있다. 자율이동로봇의 주행을 위해서 본 논문에서는 충돌과 주행속도를 고려하였다. 주행경로에 대한 사전정보가 부족한 상황에서 최적경로 주행은 의미가 없다. 단지 주행 실험에서 사용할 주행경로는 미로가 아니므로 같은 곳을 두 번 이상 지나는 것은 속도를 떨어뜨리는 요인이기 때문에 이러한 경우가 발생하지 않을 때가 가장 빠르게 주행했다고 설정한다. 충돌이 적고 상대적으로 빠른 주행속도를 가지는 개체의 적합도를 보다 높게 평가하기 위하여 식 (4)와 같은 적합도 함수를 사용한다.

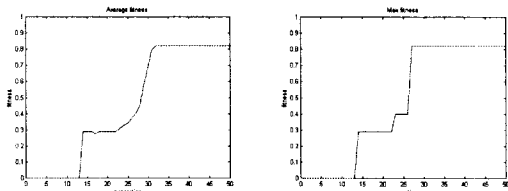
$$f(c, s) = (1 - \frac{c}{c_{max}}) \cdot (1 - \frac{s}{s_{max}}) \quad (4)$$

$$s = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^3 |\Delta p_j(k)| \quad (5)$$

c 는 충돌 횟수를 나타내며, s 는 k 번째에서의 전방 ($j=1$), 좌측 45° ($j=2$), 우측 45° ($j=3$)의 센서 입력($p_j(k)$)에 대한 증분의 절대치 합을 나타낸다. c_{max} 와 s_{max} 는 실험적으로 설정한 c 와 s 의 최대치를 나타낸다. c 와 s 가 진화중 각각 c_{max} 와 s_{max} 보다 커질 경우 $c=c_{max}$, $s=s_{max}$ 로 설정되어 적합도는 0이 된다.

2.3 자율이동로봇의 주행실험

자율이동로봇이 주어진 경로를 잘 주행할 수 있다면 임의의 다른 경로에 대해서도 잘 주행할 것이라고 가정한다. 주어진 경로에 대하여 진화 알고리즘에 의하여 제어기를 획득하고 이를 임의의 다른 경로에 적용하여 가정이 적절한지를 평가한다.



(a) 평균적합도 (b) 최대적합도
그림 6: 로봇주행문제의 적합도 경향

그림 6은 20개체를 사용하여 진화시킨 결과 얻은 적합도의 경향을 나타내고 있다. 식 (4)에서의 적합도 표현에서 충돌횟수 c 는 0이 될 수 있으나, 전방센서 입력 변화량 s 는 목표지점이 시작지점과 같지 않은 경우에 0이 될 수 없다. 50세대 진화시 얻은 결과는 $c=0$, $s=54$, $f(c, s)=0.82$ 이다.

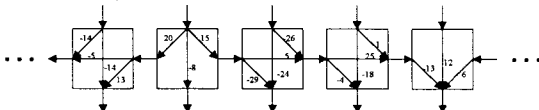


그림 7: 진화신경망 제어기의 최종 구조와 가중치

그림 7은 진화결과와 획득한 진화신경망의 구조와 가중치를 나타낸다.

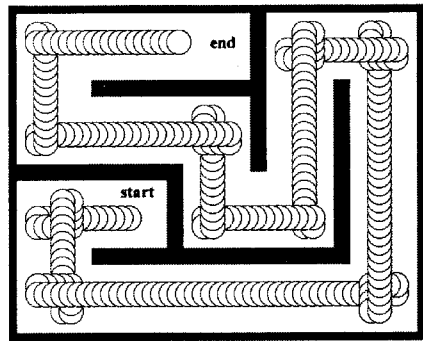


그림 8: 학습 주행경로에서 최대적합도를 가지는 제어기의 주행

50세대 이내에서 가장 높은 적합도를 가지는 개체를 제어기로 사용한 경우 그림 8과 같은 주행 성능을 보인다.

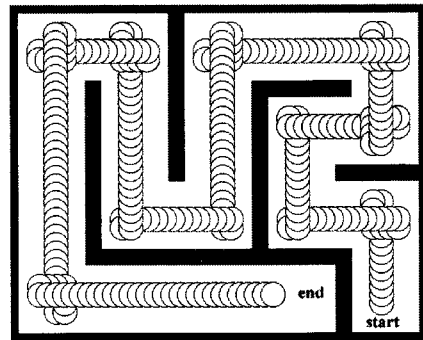


그림 9: 테스트 주행경로에서 최대적합도를 가지는 제어기의 주행

그림 9는 획득한 제어기의 성능을 평가하기 위한 임의의 주행경로에서의 자율이동로봇의 주행을 나타낸다.

3. 결 론

본 논문에서는 블록기반 진화신경망을 로봇의 경로주행 문제에 적용하여 블록기반 진화신경망이 로봇주행 문제에 적절히 사용될 수 있음을 보였다. 본 연구를 바탕으로 실제 자율이동로봇의 주행 연구가 요구된다.

[참 고 문 헌]

- [1] M. Francesco and F. Dario, "Robotics and Autonomous Systems," Vol. 16, pp. 183-195, 1995.
- [2] M. Vittorio, "Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1, pp. 39-53, 1994.
- [3] B. Thang Nguyen and M. Byung Ro, "On Multi-Dimensional Encoding/Crossover," *Proc. 6th International Conf. on Genetic Algorithms (ICGA)*, pp. 49-56, 1995.
- [4] T. Kumagai, M. Wada, S. Mikami, and R. Hashimoto, "Structured Learning in Recurrent Neural Network Using Genetic Algorithm with Internal Copy Operator," *Proc. IEEE International Magnetics Conf.*, pp. 651-656, 1997.