

다수의 CAM-Brain 모듈을 이용한 행동생성 방법론

김경중, 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과, uribyul@candy.yonsei.ac.kr sbcho@csai.yonsei.ac.kr

Behavior Generation Mechanism using Multiple CAM-Brain Modules

Kyung-Joong Kim, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

복잡한 행동을 생성해 내기 위해서 행동기반 인공지능 분야에서는 손쉽게 개발할 수 있는 기본 행동들을 정의하고, 행동선택 방법론을 사용하여 목적을 가지도록 결합하는 방법을 사용한다. 본 연구에서는 셀룰라 오토마타상에서 진화한 신경망을 이용하여 자율이동로봇을 위한 기본 행동 모듈을 개발하고 행동선택방법론중의 하나인 활성네트워크를 이용하여 결합하는 방법을 제안한다. 활성네트워크는 기본 행동모듈들의 협조와 억제를 통해 현재 상황에 적합한 행동을 동적으로 선택하도록 한다. Khepera 이동로봇 제어를 이용한 실험결과, 로봇은 기본 행동모듈의 선택을 통해 복잡한 행동을 생성하였으며, 적절한 행동선택 과정을 보여주었다.

1. 서론

행동기반 인공지능 시스템은 복잡한 행동을 여러 개의 기본행동모듈들로 구분하고 각각을 학습시킨후 적절한 행동선택기법을 이용하여 결합한다. 대표적으로 자율이동로봇의 제어를 위해 행동기반적인 접근방법이 이용될 수 있다. 자율이동 로봇의 제어를 위해 다양한 접근방법이 있으며, 최근에는 진화적인 접근방법이 많이 이용되고 있다.

CAM-Brain은 셀룰라 오토마타상에서 진화하는 신경망으로, 여러 개의 단일 신경망 모듈들을 결합하여 인공두뇌 시스템을 구현하려는 시도이다. CAM-Brain은 기존 신경망연구가 100개 이하의 소규모 뉴런에 대해 진행되던 것과는 달리, FPGA기반의 하드웨어인 CAM(Cellular Automata Machine)을 이용하여 대규모의 신경망을 개발하는 것을 목표로 하고 있다. CAM-Brain은 신경망을 3차원 상의 셀룰라 오토마타 상에 정의하고, 진화 알고리즘을 이용하여 최적의 신경망 구조를 찾아낸다[1].

이동로봇제어를 위한 기본행동모듈들은 CAM-Brain상에서 진화를 통해 찾아가지며, “장애물 피하기”와 “빛 따라가기”가 개발되었다[2]. 본 논문에서는 CAM-Brain을 통해 진화된 신경망 제어기 모듈들을 Pattie Maes의 활성네트워크방법으로 선택하는 방법을 제안한다[3]. 각각의 CAM-Brain 기본 행동모듈은 특정 작업을 효과적으로 수행하며, 활성네트워크는 상황에 맞는 행동을 선택하는 역할을 담당한다. 제안하는 이동로봇 시스템의 성능을 평가하기 위해 Khepera 자율이동로봇 시뮬레이터를 이용하였으며, 행동선택 순서를 분석하여 제안하는 방법의 적절성을 평가하였다.

2. 행동선택 방법론

행동선택방법론은 행동기반 인공지능 분야에서

상호 다른 목적을 지닌 기본 행동들을 조정하는 역할을 담당한다. 본 논문에서는 Pattie Maes의 활성네트워크방법을 사용하여 기본 행동모듈들의 결합을 수행하였다.

2.1 분류

Pirjanian의 분류에 따르면, 행동선택 방법론은 여러 개의 행동중에서 하나를 선택하여 시스템의 제어권을 부여하는 arbitration방식과 각각의 행동모듈로부터의 추천을 결합하는 command fusion방식으로 나누어 볼수 있다[4]. 표 1은 Pirjanian에 의한 행동선택 방법론의 분류를 보여준다.

표 1. 행동선택 방법론의 분류.

대분류	소분류
Arbitration	Priority-based State-based Winner-take-all
Command Fusion	Voting Superposition Fuzzy Multiple Objective

2.2 활성네트워크

활성네트워크는 Pattie Maes에 의해 제안된 Winner-take-all arbitration방식의 행동선택 방법론이다[3,4,5]. 활성네트워크는 기본 행동모듈, 외부환경 센서, 내부목표가 네트워크 형태로 연결되어 상호 협력과 억제를 수행한다. 활성네트워크에서 노드는 하나의 기본행동모듈들을 나타내며, 선행조건, 추가조건, 삭제조건, 활성화도, 실행코드로 구성된다. 각각의 정의는 아래와 같다.

- 선행조건 : 노드가 실행되기 위해 참이어야 하는 조건들
- 추가조건 : 노드가 실행되었을 때 참이 되기 쉬운 조건들
- 삭제조건 : 노드가 실행되었을 때 거짓이 되기 쉬운 조건들

활성도는 노드의 선택과정에서 중요한 역할을 수행하며, 실행코드는 노드가 선택되었을 때 수행하는 내용을 담고 있다.

각각의 노드는 3가지 종류의 연결을 통해 상호 협력 또는 억제를 수행한다. 각각은 predecessor 연결, successor 연결, conflictor 연결로서 노드들간의 관계를 정의한다. 다음의 조건을 만족할 때 A에서 B로 각각의 연결이 설정된다.

- Predecessor 연결을 위한 요구조건
 - 1) 조건 p는 노드 A의 선행조건
 - 2) 조건 p는 거짓
 - 3) 조건 p는 노드 B의 추가조건
- Successor 연결을 위한 요구조건
 - 1) 조건 p는 노드 B의 선행조건
 - 2) 조건 p는 거짓
 - 3) 노드 A는 실행가능
 - 4) 조건 p는 노드 A의 추가조건
- Conflictor 연결을 위한 요구조건
 - 1) 조건 p는 노드 A의 선행조건
 - 2) 조건 p는 참
 - 3) 조건 p는 노드 B의 삭제조건

외부환경센서 p가 노드 A의 선행조건이고 참일 때 노드 A와 외부환경센서 사이에는 연결이 설정된다. 목표 p가 달성되기 위해 직접적으로 영향을 주는 노드 A가 존재하면, 목표 p와 노드 A사이에는 연결이 설정된다.

활성네트워크에서 행동을 선택하는 과정은 아래와 같다. 그림 1은 활성네트워크의 행동선택과정을 보여준다.

- 1) 외부환경센서와 내부목표로부터의 입력신호를 연결된 행동노드로 전달한다.
- 2) 노드들 사이의 연결의 종류에 따라 노드의 활성화도를 교환을 수행한다.
- 3) 노드의 활성화도를 정규화한다.
- 4) 노드들 중에서 활성화도가 정해진 임계치 θ 보다 크고 선행조건이 모두 참인 것이 있을 때, 가장 높은 활성화도를 가지는 행동을 선택한다.
- 5) 노드들 중에서 실행가능한 것이 없을 때 임계치 θ 를 10% 줄이고나서 1)로 돌아간다.
- 6) 선택된 행동을 수행하고 1)로 돌아간다.

활성네트워크의 외부환경센서는 0과 1의 이진형태의 값을 가지며, 목표는 0에서 1사이의 실수값을 가진다. 외부환경 센서와 노드 사이에 연결이 설정되어진 경우 외부환경 센서의 값이 활성화도에 더해진다. 목표와 노드 사이에 연결이 설정되어져 있는 경우 목표의 값이 노드의 활성화도에 더해진다. A에서 B로 predecessor 연결이 설정된 경우 A의

활성도를 B의 활성화도에 더해준다. A에서 B로 successor 연결이 설정된 경우, A의 활성화도를 B의 활성화도에 더해준다.

활성네트워크에서의 활성화도 교환은 파라미터를 통해 조정될 수 있다. 외부환경 센서와 노드들 사이의 연결은 가중치 ϕ 를 곱해주며, 목표와 노드 사이의 연결은 가중치 γ 를 곱해준다. Successor 연결의 경우 ϕ/γ 를 곱해준다.

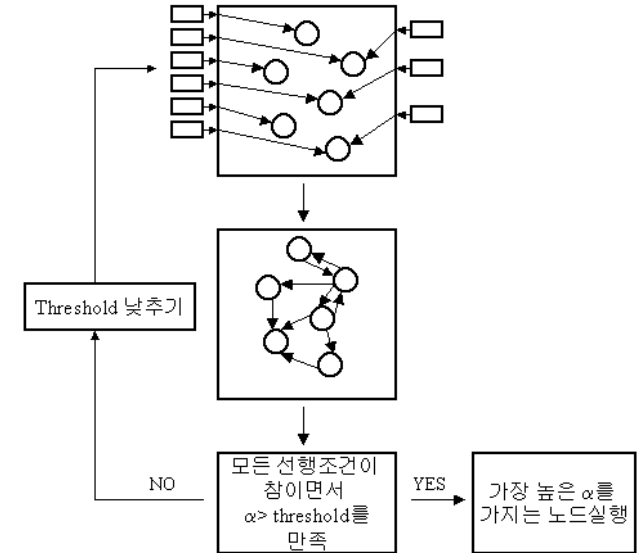


그림 1. 활성네트워크의 행동선택과정(α 는 행동모듈의 활성화도).

3. CAM-Brain

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. 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, 축색돌기, 수상돌기로 이루어진 신경망을 만들어낸다.

3.1 신경망의 성장

이 모델은 셀룰라 오토마타 공간에 뉴우런과 축색돌기 및 수상돌기로 이루어진 신경망의 구조를 만들어 낸다. 셀룰라 오토마타 공간의 염색체에 의해 결정된 뉴우런은 주위로 성장신호를 보내 주변의 여백 셀을 축색돌기나 수상돌기로 성장시킨다. 이 셀들은 다시 자신이 받은 성장신호를 주위로 보내 주변 셀들을 성장시켜 하나의 신경망을 완성시킨다.

3.2 신경망을 통한 입 출력

염색체에 의해 완성된 신경망을 실제 문제에 적용시키기 위해서는 주어진 신경망에 신호를 입력하여 결과를 얻어내야 한다. 이때 입력과 출력은 격자형 셀들과 오토마타 공간의 특정한 위치에 있는 셀을 통해 이루어지며, 입력과 출력이 정해지면 외부로부터 신호를 받아들이고 내보낸다. 이때 각각의 셀의 상태에 따라 역할이 달라지는데 수상돌기 셀은 주위의 셀로부터 신호를 모아 뉴런 셀에게 신호를 보내고, 뉴런 셀은 신호를 누적시켜 역치값 보다 크면 축색돌기 셀로 신호를 보낸다. 축색돌기 셀은 뉴런으로부터 받은 신호를 자신의 주변 셀로 보내는 역할을 한다. 그림 2는 하나의 뉴런 주위에 수상돌기와 축색돌기가 성장한 모습과 이 셀들이 신호를 주고받는 과정을 보여주고 있다.

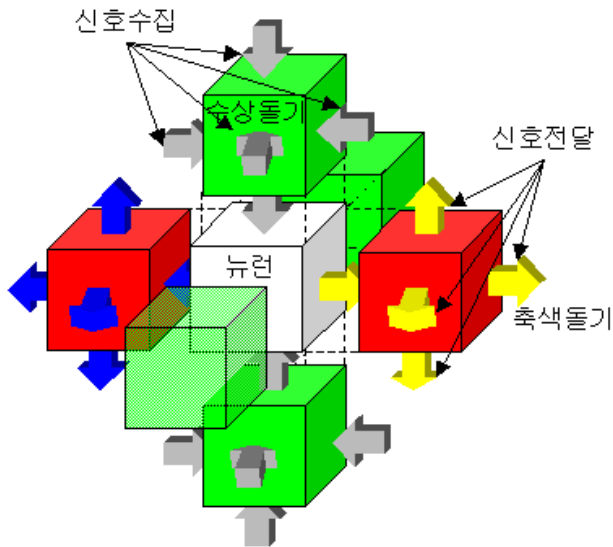


그림 2. 신경망을 통한 입 출력.

3.3 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 집단에서 두개의 개체를 선택한 후 일점 교차 방법을 사용하여 두 염색체의 일부분을 교환한다. 이때, 항상 같은 길이의 염색체를 유지하기 위해서 선택된 두개의 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. 그림 3은 CAM-Brain의 진화과정을 보여준다.

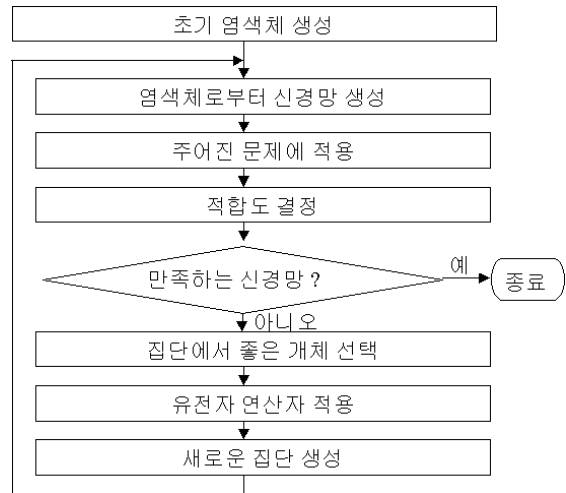


그림 3. CAM-Brain의 진화과정.

4. 실험 및 결과

행동선택방법론을 이용한 모듈결합의 유용성을 보이기 위해 Khepera 로봇 시뮬레이션을 수행하였다.

본 논문에서는 4가지의 기본행동들이 사용되었다. 기본 행동들은 프로그래밍 되었거나 CAM-Brain상에서 진화되었다. 배터리 충전하기와 직진하기는 프로그래밍 되었고 장애물 피하기와 빛 따라가기는 CAM-Brain상에서 진화되었다. 기본행동들은 다음과 같이 정의된다.

- 배터리 충전하기 : 만약 로봇이 배터리 충전 영역에 도달하면, 배터리는 충전된다.
- 빛 따라가기 : 로봇은 강한 빛이 있는 쪽으로 나아간다.
- 장애물 피하기 : 만약 로봇 주위에 장애물이 있을 때 충돌하지 않고 피해간다.
- 직진하기 : 로봇 주변에 아무 것도 없다면, 로봇은 직진한다.

그림 4는 실험환경을 보여주고 있다.

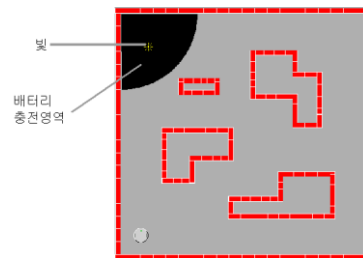


그림 4. 시뮬레이션 환경.

Maes의 행동선택방법론은 외부환경과 목표 그리고 노드들로 구성된다. 실험환경에 Maes의 행동선택방법론을 적용하기 위해 5가지의 상태를 정의한다.

- 충전영역 안에 있는 상태 : 로봇이 배터리 충전영역 안에 있을 때 참이 된다.
- 장애물에 근접한 상태 : 거리 센서의 최대 값

이 700보다 큰 경우 참이 된다.

- 충전영역 근접한 상태 : 만약 로봇으로부터 광원으로의 거리가 800보다 작을 때 참이 된다.
- 빛이 약한 상태 : 만약 빛 센서의 최소 값이 400보다 클 경우 참이 된다.
- 주변에 아무 것도 없는 상태 : 만약 거리 센서의 최대값이 700보다 작으면 참이 된다.

이번 실험에서는 로봇이 달성해야 하는 2가지의 목표를 설정하였다. 각각은 다음과 같다.

- 배터리 충분한 상태 :

$$c = \frac{m-n}{m}$$

c : 배터리 충분한 상태의 값

m : 최대 배터리 값

n : 로봇의 배터리 값

- 배터리가 제로가 아닌 상태 : 만약 로봇의 배터리가 최대값의 절반이하가 되면 상태는 참이 된다.

이번 실험에서 사용된 파라미터 값은 $\theta=3.0$, $\gamma=0.8$, $\phi=1.2$ 이다. 그림 5는 실험환경에 적용된 활성네트워크모델을 보여주고 있다.

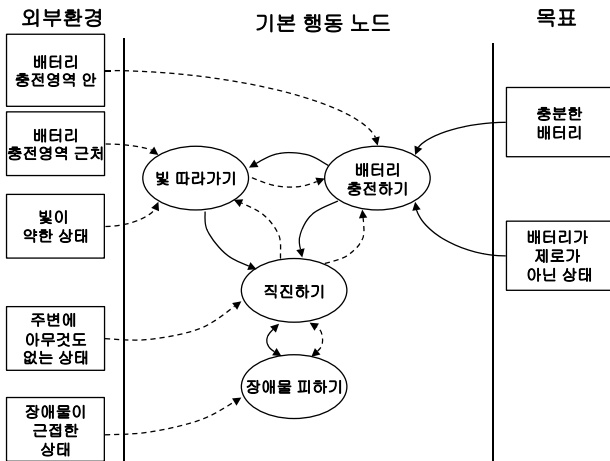


그림 5. 활성 네트워크(실선은 predecessor 연결을, 점선은 successor 연결을 나타냄).

그림 6과 7은 로봇의 이동모습과 행동선택 순서를 보여준다. A,B,C,D위치는 로봇의 행동순서를 분석하기 쉽게 하기 위해 설정하였다. 로봇의 초기 배터리 값은 5000이었으며, 배터리 충전을 한번 수행하여, 9200번의 행동선택을 수행하였다. B에서 C로 이동하는 과정에서는 빛 따라가기와 장애물 피하기를 효과적으로 바꾸어가면서 선택하여 로봇이 배터리 충전영역 안에 있는 빛의 위치로 손쉽게 이동하는 것을 알 수 있었다. C위치에서 로봇은 배터리 충전하기 행동을 선택하였다.

5. 결론

이동로봇의 제어를 위해 CAM-Brain제어기를 개

발하였으며, 결합을 통해 보다 복잡한 행동을 수행하려고 하였다. 활성 네트워크는 복잡한 행동을 위해 적절히 행동들을 선택하여 효과적으로 복잡한 행동들이 생성되도록 하였다.

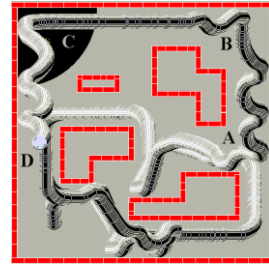


그림 6. 로봇의 이동모습.

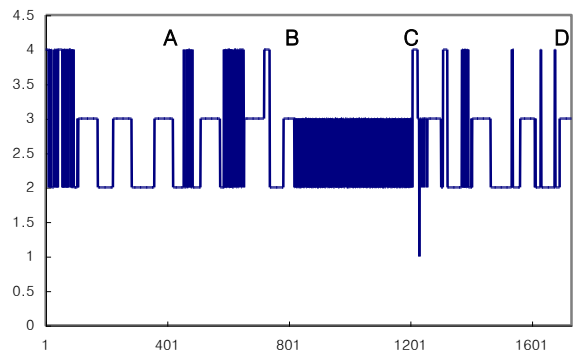


그림 7. 로봇의 행동선택 순서 (1=배터리 충전하기, 2=빛 따라가기, 3=장애물 피하기, 4=직진하기).

참고문헌

- [1] F. Gers, H. de Garis and M. Korkin, "CoDi-1Bit: A simplified cellular automata based neural model," *Proc. Conf. on Artificial Evolution*, Nimes, France, Oct, 1997.
- [2] S.-B. Cho and G.-B. Song, "Evolving CAM-Brain to control a mobile robot," *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 111, pp. 147-162, May, 2000.
- [3] K.-J. Kim and S.-B. Cho, "Integration of multiple neural networks evolved on cellular automata by action selection mechanism," *7th International Conference on Neural Information Processing*, Vol. 2, pp. 687-692, Taejon, Korea, Nov, 2000.
- [4] P. Pirjanian, "Behavior coordination mechanism-state-of-the-art," *Tech-report IRIS-99-375*, Institute for Robotics and Intelligent Systems, School of Engineering, University of Southern California, Oct, 1999.
- [5] P. Maes, "How to do the right thing," *Connection Science Journal*, Vol. 1, No. 3, pp. 291-323, 1989.