

# CAM-Brain 모듈결합을 위한 행동선택방법론

김경중

조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

uribyul@candy.yonsei.ac.kr sbcho@csai.yonsei.ac.kr

## Action Selection Mechanism for Combining of CAM-Brain Modules

Kyong-Joong Kim

Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

### 요약

이동로봇을 위한 제어를 개발하려는 폭넓은 연구가 진행되어 왔다. 특히, 몇몇 연구자들은 유전자 알고리즘이나 유전자 프로그래밍과 같은 진화 알고리즘을 사용하여 장애물피하기, 포식자 피하기, 이동하는 먹이 잡기 등의 기능을 수행하는 이동로봇 제어를 개발하였다. 이러한 연구 선상에서, 우리는 이동로봇을 제어하기 위해 셀룰라 오토마타 상에서 진화된 CAM-Brain을 적용하는 방법을 보여왔다. 그러나, 이러한 접근방법은 로봇이 복잡한 환경에서 적합한 행동을 수행하도록 만드는 데 한계가 있었다. 본 논문에서는, Maes의 행동선택 방법론을 이용하여 간단한 행동을 하도록 진화된 모듈들을 결합함으로써 이러한 문제를 해결하려고 한다. 실험 결과는 이러한 접근방법이 복잡한 환경을 위한 신경망 제어를 개발하는데 가능성이 있음을 보여주었다.

### 1. 서론

이동로봇 제어를 개발하려는 연구가 여러 방면에 걸쳐 이루어지고 있다. 유전자 알고리즘을 이용하여 신경망을 진화시키거나, 유전자 프로그래밍을 이용하거나, 유전자 알고리즘과 퍼지 제어를 결합하는 방법 등이 연구되었다. 이전 논문에서는 CAM-Brain을 소개하고 이동로봇 제어에 적용하여 보았다 [1].

그러나 하나의 모듈로 구성된 제어기는 로봇이 복잡한 행동을 하도록 만드는 데 어려움이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해서 단순한 행동을 하는 여러 개의 모듈을 결합하여 복잡한 행동을 수행하게 하려는 노력이 이루어지고 있다 [3].

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 여러 개의 신경망을 행동선택방법론을 이용하여 결합한다. 각각의 신경망은 프로그래밍 되었거나 CAM-Brain 상에서 진화되었다. Pattie Maes의 행동선택방법론 [4]을 적용하여 모듈들을 결합하고 이동로봇에 적용한다.

### 2. CAM-Brain

CAM-Brain은 간단한 규칙으로 복잡한 행동을 보일 수 있는 Cellular Automata를 기반으로 한 모델이다. CAM-Brain은 자기 자신의 염색체에 의해 구성이 결정된다. 하나의 염색체는 정확하게 하나의 신경망 모듈에 대응된다. 진화 알고리즘은 이 염색체에 작용하게 된다.

염색체에 작용하는 진화 알고리즘을 통해서 특별한 작업을 위한 신경망 구조를 진화시키고 적응시켜 나가는 것이 가능하게 된다. 다양한 기능을 수행하는 많은 신경망 모듈들을 결합하여 뇌와 같은 시스템을 구축하는 것이 CAM-Brain의 기본 생각이다 [2].

CAM-Brain의 신경망 구조는 여백, 뉴런, 축색돌기, 수상돌기로 구성되어 있다. CAM-Brain은 2차원 또는 3차원 CA공간에서 염색체에 기록된 상태, 이웃, 규칙에 의해 성장한다. 여백은 빈 공간으로 신호전달단계에서 어떠한 신호도 통과시키지 못한다. 뉴런은 주변 수상돌기로부터 신호를 수집한다. 축색돌기는 뉴런으로부터 받은 신호를 주변 이웃 셀들에게 전달한다. 수상돌기는 주변 셀들로부터 받은 신호를 연결되어 있는 뉴런으로 전달한다.

신호전달 단계에서 신호는 입력셀로부터 출력셀까지 계속적으로 전달된다. 신호전달 경로는 성장단계에서 결정된 신경망 구조를 통해 이루어진다. 각 셀들은 셀의 종류에 따라 정해진 역할에 맞는 역할을 수행한다. 입력셀로 신호가 들어오면 마주하고 있는 축색돌기 셀로 전달된다. 축색돌기는 신호를 전달하는 역할을 수행하고 이웃 수상돌기 셀이 신호를 받아서 연결된 뉴런으로 전달한다. 신호를 전달받은 뉴런은 축색돌기로 신호를 보낸다. 결국 출력 뉴런의 수상돌기가 신호를 받아 출력 뉴런으로 전달하게 된다.

### 3. 행동선택방법론

Pattie Maes의 행동선택방법론(MASM)은 기존 AI영역의 행동선택방법론에 대한 개선으로 제기되었다. MASM의 특징은 외부신호뿐만 아니라 내부의 목표도 신호로 받아들인다는 점이다 [4]. MASM은 노드와 내부 링크, 외부 링크로 구성되어 있다. 노드는 기본행동을 나타내며 선행조건, 추가 목록, 삭제 목록, 활성화 값, 실행 코드로 구성된다. 선행조건은 노드가 실행되기 위해 참여해야 하는 조건들이다. 추가목록은 노드가 실행되면 참여 되기 쉬운 조건들의 목록이다. 삭제목록은 노드가 실행되면 거것으로 되기 쉬운 조건들의 목록이다. 활성화 값은 노드의 활성화 정도를 저장하고 있다. 실행 코드는 노드가 실행할 때 수행될 내용을 담고 있다. 내부 링크는 크게 predecessor 링크와 successor 링크로 구분된다. 외부 링크는 외부환경으로부터의 입력과 목표로부터의 입력으로 나누어진다.

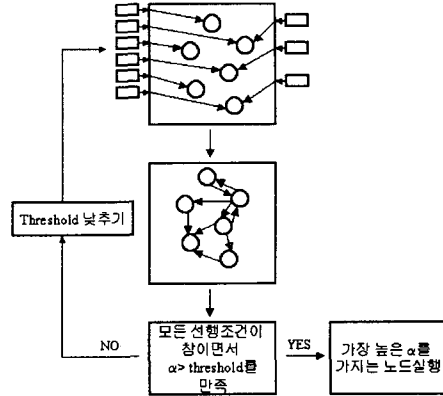


그림 1 MASM의 행동선택 과정( $\alpha$ =활성도값).

링크	설명
Predecessor 링크	만약 조건 X가 거것이고 조건 X가 노드 A의 선행조건이며 노드 B의 추가 목록에 있을 때 A에서 B로의 predecessor 링크가 성립함
Successor 링크	만약 조건 X가 거것이고 조건 X가 노드 A의 추가 목록에 있고 노드 B의 선행조건이며 노드 A가 실행 가능하면 A에서 B로의 successor 링크가 성립함

표 1. 내부 링크의 종류.

MASM의 성능은 파라미터를 통해 조절된다. MASM에서 사용되는 파라미터는 아래와 같다.

- $\pi$  : 노드의 활성도를 표준화하는데 사용되는 평균 활성화도 값
- $\theta$  : 노드를 선택할 때 사용하는 threshold 값
- $\phi$  : 외부환경으로부터 입력되는 신호에 곱해지는 가중치 값을 결정
- $\gamma$  : 목표로부터 입력되는 신호에 곱해지는 가중치를 결정

노드가 선택되어지는 과정은 다음과 같다.

1. 외부환경과 내부목표로부터 들어온 신호를 계산한다.
2. Predecessor와 successor 링크로 이루어진 내부 연결을 통해 신호를 전달한다.
3. 활성화도의 평균이 상수  $\pi$ 와 같아지도록 노드들의 활성화도 값을 표준화한다.
4. 실행 가능한 노드가 있을 경우 그중 가장 높은 활성화도 값을 가지는 노드를 선택한다. 노드가 실행되기 위해서는 활성화도값이 threshold를 넘고 선행조건이 모두 참여해야 한다.
5. 만약 실행 가능한 노드가 없을 경우 threshold를 낮추고 사이클을 반복한다. 10%씩 값을 줄인다.

그림 1은 MASM의 행동선택 과정을 보여주고 있다.

### 4. 실험 및 결과

행동선택방법론을 이용한 모듈결합의 유용성을 보이기 위해 Khepera 로봇 시뮬레이션을 수행하였다.

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

- 배터리 충전하기 : 만약 로봇이 배터리 충전영역에 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 2는 실험환경을 보여주고 있다.

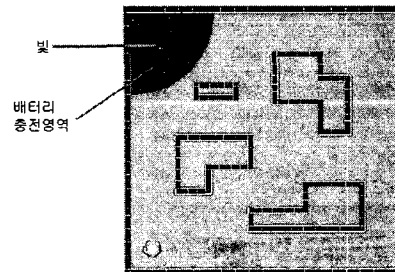


그림 2 시뮬레이션 환경.

Maes의 행동선택방법은 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 값이 700보다 큰 경우 참이 된다.
- 충전영역 근접한 상태 : 만약 로봇으로부터 광원으로서의 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 목표를 2개 설정하였다. 각각은 다음과 같다.

- 배터리 충분한 상태 :

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

c : "배터리 충분한 상태"의 값

m : 최대 배터리 값

n : 로봇의 배터리 값

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

이번 실험에서 사용된 파라미터 값은  $\pi=4.5$ ,  $\theta=3.0$ ,  $\gamma=0.8$ ,  $\phi=1.2$  이다. 그림 3은 실험환경에 적용된 행동선택방법론 모델을 보여주고 있다.

시뮬레이션 결과 로봇은 4942번을 움직였다. 초기 배터리 값은 2500이었다. 배터리가 없어지기 전에 충전영역으로 향하였으며 장애물을 피하여 목표를 달성하였다. 그림 4는 로봇의 이동모습을 보여준다.

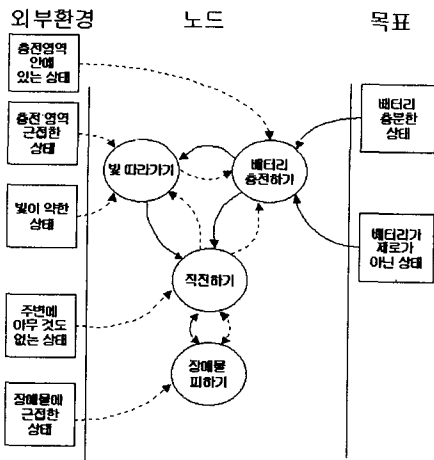


그림 3 실험환경에 적용된 MASM 모델.

### 5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 Maes의 행동선택방법론을 CAM-Brain 모둠결합 방법으로 사용하여 이동로봇 제어에 적용해 보았다. Maes의 행동선택방법론은 외부환경과 내부 동기로부터 신호를 전달받고 내부 연결을 통해 신호를 확산시킨다. CAM-Brain에서 진화되거나 프로그래밍된 4개의 기본행동을 사용하여 실험을 수행하였다. 로봇은 기본행동을 선택하여 목표를 달성하였으며 Maes의 행동선택방법론이 신경망 모듈을 결합하고 로봇을 제어하는데 이용될 수 있는 가능성이 있음을 보여주었다. 향후연구로는 보다 많은 수의 기본 행동 모듈을 사용하여 실험을 수행해 보는 것과 로봇의 행동선택 과정을 분석하여 저수준의 행동선택이 새로운 고수준의 행동을 만들어 낼 수 있음을 보이는 것이다.

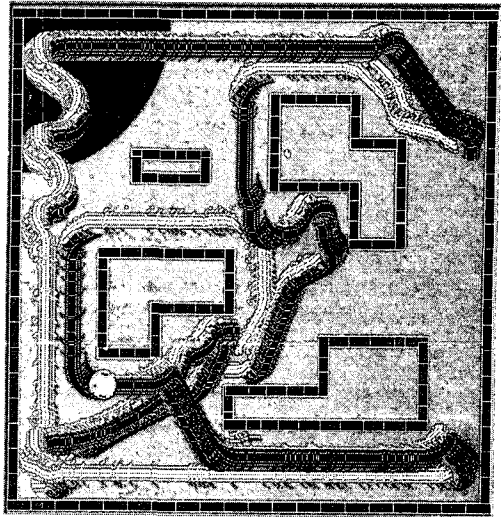


그림 4 시뮬레이션 결과.

### 참고 문헌

- [1].G. -B. Song and S.-B. Cho, "Incremental evolution of CAM-Brain," Proc. AROB99, pp. 297-300, Beppu, Japan, 1999.
- [2].F. Gers, H. de Garis and M. Korkin, "CoDi-1Bit: A simplified cellular automata based neural model," Proc. Conf. on Artificial Evolution, Nimes, France, October, 1997.
- [3].T. Tyrrell, "An evaluation of Maes's bottom-up mechanism for behavior selection," Adaptive Behavior, Vol. 2, pp. 307-348, 1994.
- [4].P. Maes, "How to do the right thing," Connection Science Journal, Vol 1, No. 3, pp. 291-323, 1989.