

복잡한 행동을 위한 셀룰라 오토마타 기반 신경망 모듈의 동적선택

論 文
51D-4-5

Dynamic Selection of Neural Network Modules based on Cellular Automata for Complex Behaviors

金 京 中* · 趙 誠 培**
(Kyung-Joong Kim and Sung-Bae Cho)

Abstract - Since conventional mobile robot control with one module has limitation to solve complex problems, there have been a variety of works on combining multiple modules for solving them. Recently, many researchers attempt to develop mobile robot controllers using artificial life techniques. In this paper, we develop a mobile robot controller using cellular automata based neural networks, where complex tasks are divided to simple sub-tasks and optimal neural structure of each sub-task is explored by genetic algorithm. Neural network modules are combined dynamically using the action selection mechanism, where basic behavior modules compete each other by inhibition and cooperation. Khepera mobile robot simulator is used to verify the proposed model. Experimental results show that complex behaviors emerge from the combination of low-level behavior modules.

Key Words : Cellular Automata, 이동로봇 제어, 행동모듈 결합, 행동 네트워크, 동적 선택

1. 서 론

CAM-Brain은 복잡한 현상을 간단한 규칙을 사용하여 표현하는 셀룰라 오토마타 기반 신경망으로서 대규모의 신경망을 빠른 시간안에 생성해 내며, 진화 알고리즘을 사용하여 최적화된다[1]. 이를 이용하여 실제 공학적인 문제를 해결하려는 시도가 이루어지고 있는데[2], 대표적인 적용분야로 패턴인식과 이동로봇의 제어를 들 수 있다. 본 논문에서는 CAM-Brain을 이용하여 이동로봇의 기본행동을 제어하는 단일 모듈을 진화시키고 동물생태학에서 밝혀진 행동선택 방법으로 결합함으로써 복잡한 행동을 생성하는 방법을 제안한다.

선행 연구에서는 CAM-Brain을 이용하여 기본 행동모듈을 효과적으로 구축하는 방법들을 제시하였다[3,4]. 그러나, “빛 따라가기”나 “장애물 피하기” 등의 기본행동모듈로는 해결할 수 있는 문제에 한계가 있기 때문에 규칙기반 방법으로 결합을 통하여 좀 더 복잡한 행동을 구현하고자 하였다[5]. 규칙기반 접근방법의 문제점은 사전에 미리 설계된 규칙에 의해 주어진 환경을 탐색하기 때문에 알려지지 않은 환경을 만났을 때는 적절한 행동을 수행하지 못한다는 것이다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 동물생태학에서 밝혀진 행동선택 방법을 사용함으로써 동적으로 행동을 선택하여 알려지지 않은 환경아래에서도 적절히 행동하도록 한다[6].

제안하는 모델의 가능성을 입증하기 위해 Khepera 이동로봇 시뮬레이터를 사용하였다[7]. 빛 따라가기와 장애물 피하

기의 기본행동들이 CAM-Brain을 통해 진화되었으며, 직진하기와 배터리 충전하기의 기본행동들은 프로그래밍되었다. 주어진 실험환경에서 로봇은 배터리를 소모하면서 이동하고 적절한 시점에 배터리 충전영역으로 이동하여 배터리 레벨을 초기값으로 회복하여야 한다. 로봇의 목표는 배터리를 높게 유지하면서 장애물과 충돌없이 주어진 환경을 탐색하는 것이다. 주어진 목표를 달성하기 위한 행동선택 모델을 만들고 동적으로 행동이 선택되도록 한다. 실험결과는 행동선택모델이 목표를 달성하도록 이동로봇의 기본행동들을 적절히 조정하는 것을 보여준다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 CAM-Brain에 대하여 간략히 설명하고 소개한다. 3장에서는 제안한 행동선택방법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험환경 설정과 결과 그리고 분석과정을 보여준다. 5장에서는 결론 및 향후연구에 대한 설명으로 마무리한다.

2. CAM-Brain

CAM-Brain은 셀룰라 오토마타를 이용하여 신경망을 표현하고, CAM(Cellular Automata Machine)을 이용하여 고속으로 성장, 진화시키는 모델이며, 다음상태는 각 셀의 현재 상태와 주변 이웃 셀들의 상태를 바탕으로 규칙에 의해 결정된다. CAM-Brain은 성장단계와 신호전달의 두단계로 나누어지며, 성장단계에서는 초기 뉴런들의 위치와 성장신호의 방향을 바탕으로 하나의 신경망을 형성하고, 신호전달단계에서는 입력뉴런으로부터의 신호를 출력뉴런으로 전달하는 작업을 수행한다. 신경망 구조는 진화 알고리즘을 이용하여 특정문제에 최적화되고, 3차원 셀룰라 오토마타 상에 수십개에서 수백개의 뉴런을 포함한다. 그림 1은 진화 알고리즘을 이용하여 신경망 구조를 최적화하는 과정을 보여준다.

* 準 會 員 : 延世大學校 컴퓨터科學科 博士課程

** 正 會 員 : 延世大學校 컴퓨터科學科 副教授

接受日字 : 2001年 10月 16日

最終完了 : 2001年 2月 10日

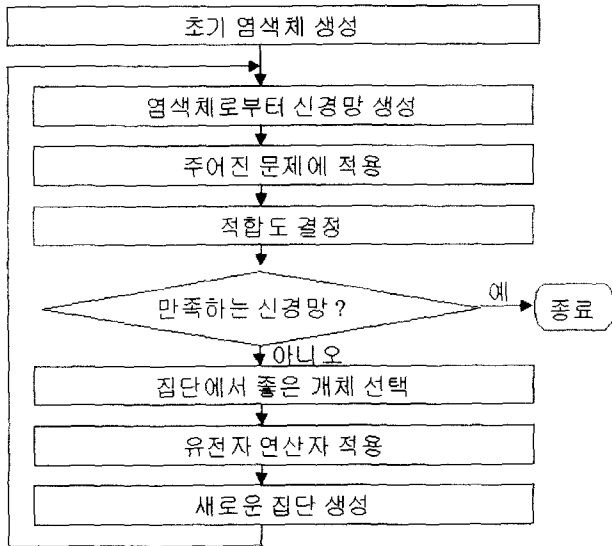


그림 1 CAM-Brain의 진화과정
Fig. 1 Evolutionary process of CAM-Brain.

2.1 성장

셀룰라 오토마타의 상태는 뉴런, 수상돌기, 축색돌기, 여백으로 나누어진다. 뉴런 셀은 수상돌기 셀로부터 신호를 받아서 활성도값이 역치보다 클 경우에 축색돌기로 신호를 보낸다. 수상돌기는 주변 셀로부터 신호를 수집한 후 뉴런으로 전달한다. 축색돌기는 뉴런으로부터 신호를 입력받아 주변셀들로 전달한다. 여백은 신호전달과정에서 아무런 역할을 하지 않는다. 성장과정은 뉴런의 위치와 성장신호의 방향에 의해 결정된다. 그림 2는 신경망이 성장하는 과정을 보여준다. 그림 2-(a)에서 뉴런 셀은 (x_2, y_2) 에 위치하고 있다. 2-(b)에서 뉴런 셀은 주변으로 성장신호를 보내고 성장신호의 성격에 따라 주변 셀들은 수상돌기나 축색돌기 셀이 된다. 2-(c)에서 수상돌기나 축색돌기는 주변으로 성장신호를 보내서 모든 여백 셀들의 상태를 결정하게 된다. 3차원 셀룰라 오토마타의 경우 주변 6방향으로 성장신호가 보내질 수 있다.

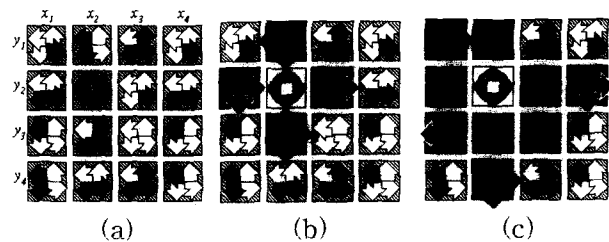


그림 2 신경망이 성장하는 과정; (a) 뉴런 셀의 위치: (x_2, y_2) , 검은색 화살표: 검색체에 의해 결정된 신호전달 방향 (b) 뉴런 셀 주변의 셀들이 축색돌기 혹은 수상돌기로 그 상태가 변함 (c) 여백 셀들의 상태가 변하면서 신경망이 성장하는 모습(Growth phase of neural networks).

성장과정에서는 셀의 상태가 변화하며, 신호전달과정에서는 셀의 상태가 변화하지 않는다. 성장과정에서 결정된 신경망의 구조는 신호전달과정에서는 그대로 유지된다. 성장과정

을 결정하는 뉴런의 위치와 성장신호의 방향은 하나의 검색체로 표현되며 하나의 신경망과 대응된다. 검색체는 모든 셀의 뉴런 셀 여부와 성장방향에 대한 정보를 포함한다.

2.2 신호전달

하나의 신경망이 완성된 후 이를 문제에 적용시키기 위해서는 주어진 신경망에 신호를 입력하여 결과를 얻어내야 한다. 이때 입력과 출력은 격자형 셀룰라 오토마타 공간의 특정한 위치에 있는 셀을 통해 이루어진다. 외부로부터 신호를 받거나 내보낼 수 있는 것은 뉴런이기 때문에, 원하는 결과를 얻기 위해서는 입력과 출력으로 결정된 셀이 뉴런 상태를 가져야 한다. 그렇지만, 유전자 알고리즘을 사용하면 입력과 출력 셀의 상태를 인위적으로 뉴런으로 결정하지 않아도, 외부와의 신호전달이 잘 이루어지도록 자연스럽게 결정된다. 입력과 출력이 정해지면 외부로부터 신호를 받아들이고 내보낸다.

먼저 입력으로 정해진 셀의 상태가 뉴런이면 외부로부터 신호를 받아 계속 누적시켜, 그 값이 역치값보다 크면 흥분성 축색돌기 셀로 신호를 보낸다. 이때 신호를 받은 축색돌기는 다시 이웃의 인접한 셀로 그 신호를 보낸다. 이러한 과정이 반복되어 축색돌기는 계속 인접한 셀로 신호를 보내게 되며, 이때 다른 뉴런에 종속된 수상돌기 셀들이 보낸 신호를 받으면, 이를 수집하여 자신의 뉴런이 있는 방향으로 신호를 보낸다. 이러한 과정이 반복되면서 입력 뉴런으로 보내진 신호가 여러 뉴런들을 거쳐 출력 뉴런에까지 도달한다.

그림 3은 앞에서 설명한 규칙들의 조합으로 뉴런과 축색돌기 및 수상돌기가 형성되었을 때 어떻게 신호가 전달되는지 개념적으로 보여주고 있다. 여기에서 흥분성 축색돌기로 성장한 셀에게는 흥분신호(+1)를 보내고 억제성 축색돌기로 성장한 셀에게는 억제신호(-1)를 보낸다. 수상돌기 셀은 주위의 셀에게서 신호를 수집하여 뉴런으로 보내고, 축색돌기는 뉴런으로부터 받은 신호를 주위의 셀로 보낸다.

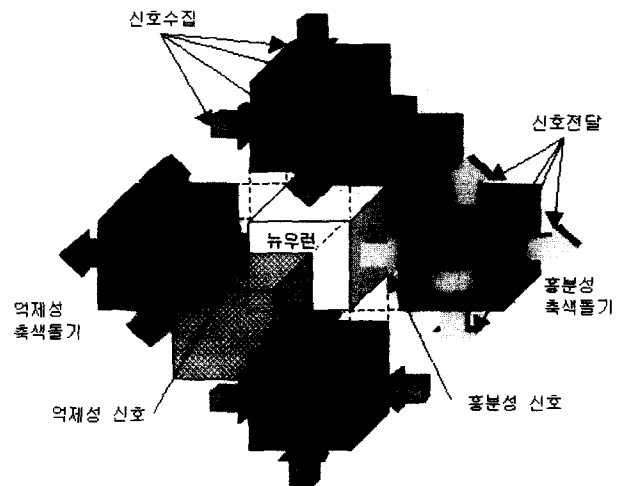


그림 3 신호전달 과정.
Fig. 3 Signal phase of neural networks)

2.3 진화

유전자 알고리즘은 생태계에서 자연 선택과 자연 발생의

기계적인 과정에 기반 한 것인데 최적화를 위한 기법의 하나로 사용되고 있다[8]. 일반적으로, 간단한 유전자 알고리즘은 독립적인 개체들의 집단을 생성하고 세 가지의 연산자(선택, 돌연변이, 교차)를 통해 개체들을 진화시킨다. 선택은 자연 선택의 인공적 형태로의 변환이라 할 수 있는데, 집단에서 주어진 환경에 좀더 적합한 개체들이 선택되어 다음 세대에까지 살아 남을 수 있다. 교차는 선택된 개체들에서 임의로 두 개체를 선택하여 그 중 일부분을 교환하는 것이다. 돌연변이 연산자는 임의로 선택된 개체의 염색체중 일부분을 바꿔준다.

제시된 모델은 최적의 신경망을 찾기 위해 유전자 알고리즘을 사용하며, 유전자 연산자는 선택과 돌연변이, 교차를 사용한다. 선택으로는 가장 간단한 방법중의 하나로 전체 집단에서 가장 적합도가 큰 개체부터 반을 선택한 후 이를 복제하여 전체 집단을 만들어 낸다. 교차는 새로운 집단에서 두 개의 개체를 선택한 후 일점 교차 방법을 사용하여 두 염색체의 일부분을 교환한다. 이때, 항상 같은 길이의 염색체 길이를 유지하기 위해서 선택된 두개의 개체는 같은 점에서 교차가 일어난다. 돌연변이는 염색체의 비트 스트링중에서 하나의 셀 정보를 담고있는 세그먼트 단위로 이루어져 신경망의 구조를 변형시킨다. 유전자 연산자를 통해 우수한 개체들로부터 새로운 집단을 생성하고, 이를 다시 신경망으로 만든 후 주어진 문제에 적용하여 다시 적합도를 결정한다. 그림 4는 신경망의 구조정보를 결정짓는 염색체를 보여준다. 셀은 하나의 세그먼트로 표현되며 NS, B, T, S, N, W, E의 정보를 포함한다. NS는 뉴런 셀인지 아닌지를 결정하며, B, T, S, N, W, E는 성장신호의 방향을 결정한다. 염색체는 셀의 수만큼의 세그먼트로 이루어진다.

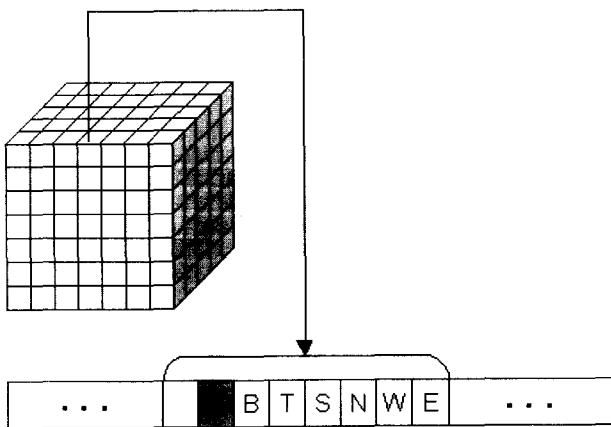


그림 4 하나의 신경망을 표현하는 염색체
Fig. 4 Chromosome representation of one neural network module.

3. 행동선택 방법

복잡한 문제를 해결하기 위해 큰 문제를 여러개의 쉬운 부분문제로 분할하여 제어기를 개발한 후에 결합하는 방식이 사용된다[9,10]. 이때 다양한 행동들의 목표를 상호 조정해주기 위한 행동 선택 방법이 필요하다. 표 1은 다양한 행동 방법에 대한 Pirjanian의 분류를 보여준다[11]. 이러한 행동 선택

방법중의 하나인 행동 네트워크는 다양한 행동들의 선택 순서를 추상적인 연결관계를 이용하여 표현하는 방법이다 [12,13,14,15,16]. 행동 네트워크는 다양한 행동모듈의 경쟁을 바탕으로 행동을 선택하며 행동, 외부상태, 내부목표가 링크를 통해 서로 연결되어져 있으며, Pirjanian의 분류중 winner-take-all에 해당한다. 행동은 로봇이 목표를 달성하기 위해 선택하는 기본적인 모듈을 나타내고, 외부상태는 로봇이 환경으로부터 입력받는 상태정보를 나타내며, 내부목표는 로봇이 달성해야 하는 내부상태를 나타낸다.

표 1 행동선택 방법의 분류
Table 1 Classification of action selection mechanism.

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

3.1 행동 네트워크

행동 네트워크는 행동, 외부목표, 내부목표가 링크를 통해 연결되어져 있다. 행동은 선행조건, 추가조건, 삭제조건, 활성화도, 실행코드로 이루어져 있다. 선행조건은 행동이 실행되기 위해서 참이어야 하는 조건들의 집합이다. 추가조건은 행동이 실행되었을 때 참이 되기 쉬운 조건들의 집합이다. 삭제조건은 행동이 실행되었을 때 거짓이 되기 쉬운 조건들의 집합이다. 활성화도는 행동이 활성화된 정도를 나타낸다. 실행코드는 행동이 선택되었을 때 수행되는 내용을 담는다. 그림 5는 행동의 구성요소를 보여준다.

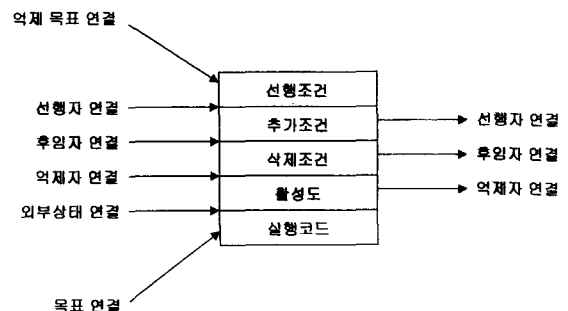


그림 5 행동의 구성요소와 연결관계
Fig. 5 Components and relationships of behavior.

외부상태가 행동의 선행조건일 때 외부상태연결이 설정된다. 목표에 도움이 되는 행동일 경우 목표와 행동사이에는 목표연결이 설정된다. 목표에 방해가 되는 행동일 경우 억제 목표연결이 설정된다. 행동들 사이에는 선행자연결, 후임자연

결, 억제자연결이 존재한다. 행동 B의 실행이 행동 A의 실행에 도움이 되는 경우 A에서 B로 선행자연결이 존재한다. 행동 A의 실행이 행동 B의 실행에 도움이 되는 경우 A에서 B로 후임자연결이 존재한다. 행동 B의 실행이 A의 실행에 방해가 될 경우에는 A에서 B로 억제자연결이 존재한다. 그림 6은 각각의 연결이 설정되기 위한 조건을 보여준다.

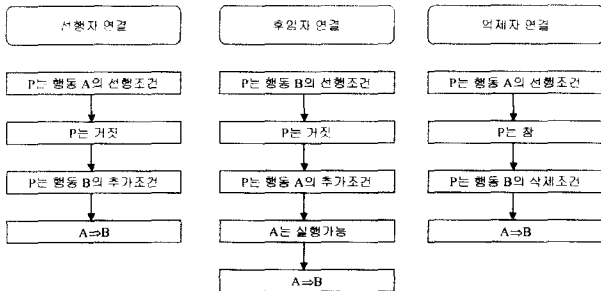


그림 6 내부연결의 세가지 형태가 설정되기 위한 연속적인 조건

Fig. 6 Conditions for three internal links' activation.

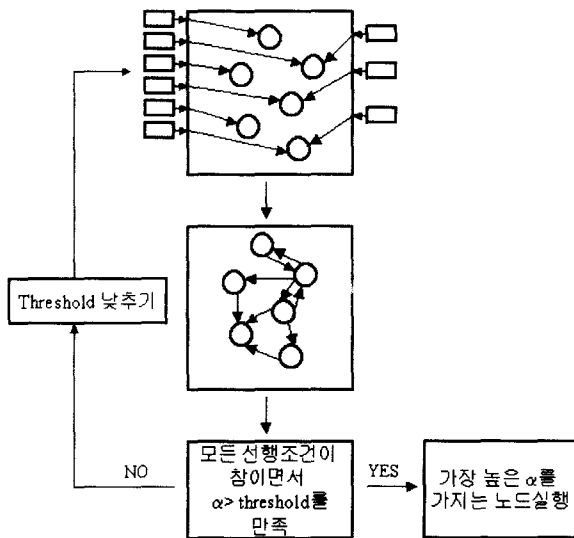


그림 7 행동 네트워크의 행동선택 과정 (α = 활성화값)

Fig. 7 Action selection procedure of behavior network.

3.2 행동선택 과정

그림 7은 여러 행동 중에서 현재 상황에 가장 적합한 하나의 행동을 선택하기 위한 과정을 보여준다.

1. 외부상태와 목표로부터 들어온 신호를 행동에 입력한다.
2. 행동들 사이의 내부연결을 통해 활성도를 교환한다. 이때 행동들은 상호 협조하기도 하고 억제하기도 한다.
3. 행동들의 활성도가 무한히 커지는 것을 막기위해 정규화를 수행하며, 행동들의 활성도의 합이 π 가 되도록 한다.
4. 행동들 중에서 선행조건이 모두 참이고, 활성도가 임계

치 θ 보다 클 경우 선택한다. 이때 선택된 행동이 한 개 이상일 경우 활성도가 가장 높은 행동을 선택하고, 선택된 행동이 없을 경우 임계치 θ 를 10% 줄인 후 1번 과정으로 돌아간다. 행동이 선택될 때까지 1에서 4의 과정을 반복한다.

3.3 매개변수 조정

행동 네트워크의 연결강도와 행동선택 과정을 조정하기 위해 매개변수를 설정한다.

- γ : 목표연결, 내부 연결의 강도 조정
- δ : 목표연결, 내부 연결의 강도 조정
- ϕ : 외부상태연결, 내부 연결의 강도 조정
- θ : 활성화 임계치
- π : 정규화 기준값

목표연결에 대한 연결 가중치는 γ 로 설정하고, 억제목표연결에 대한 가중치는 δ 로 설정한다. 외부상태연결에 대한 가중치는 ϕ 로 설정한다. 내부 연결중에서 선행자연결은 1로 설정하고 후임자연결은 $\frac{\phi}{\gamma}$ 로 설정하며 억제자연결은 $\frac{\delta}{\gamma}$ 로 설정한다. 연결 가중치는 네트워크에서 목표의 역할을 증대하거나 외부상태의 중요도를 조정하는 역할을 한다.

4. 실험 및 결과

제안하는 모델의 유용성을 보이기 위해 Khepera 이동로봇 시뮬레이터를 사용한다. 이동로봇은 4개의 기본 행동모듈을 행동선택방법을 이용하여 동적으로 선택하게 된다. “빛 따라가기”와 “장애물 피하기”는 CAM-Brain에서 진화되었으며, 단순한 “직진하기”와 “배터리 충전하기”는 프로그램 되었다[4].

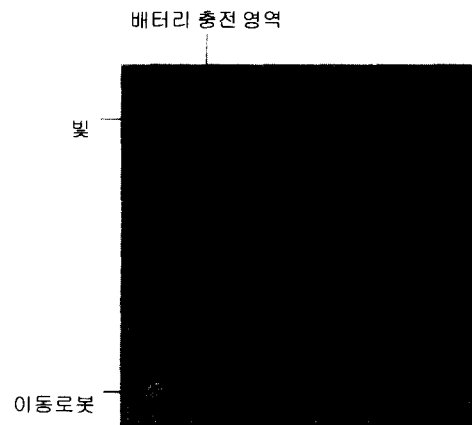


그림 8 시뮬레이션 환경

Fig. 8 Simulation environment.

주어진 환경에서 이동로봇은 초기에 정해진 배터리 수준을 가지고 환경을 탐색하게 된다. 배터리 수준은 한번 이동할때마다 1만큼 감소한다. 배터리 수준이 0이 되면 로봇은 이동을 멈추게 된다. 배터리 충전영역은 로봇이 배터리를 충전할

수 있는 장소이다. 배터리가 부족하면 로봇은 자동적으로 배터리 충전영역으로 이동하여야 한다. 그림 8은 이동로봇이 주어진 작업을 수행할 시뮬레이션 환경을 보여주고 있다. 배터리 충전영역은 검은색으로 표시되어 있으며, 빛이 놓여져 있어 "빛 따라가기" 행동을 이용하여 찾아갈 수 있다.

4.1 기본 행동

장애물 피하기는 주변에 장애물이 있을 경우 충돌 없이 이동로봇이 나아가도록 한다. 빛 따라가기는 빛이 강한 곳으로 이동로봇을 이동하는 역할을 수행한다. 직진하기는 주변에 장애물이 없을 때 이동로봇이 직진하도록 하는 역할을 한다. 배터리 충전하기는 로봇의 배터리 수준을 초기값으로 회복하는 역할을 수행한다.

4.2 행동 네트워크

행동 네트워크는 그림 9와 같이 정의되고, 왼쪽에 위치한 상자는 외부상태를 나타내며, 오른쪽에 위치한 상자는 로봇의 내부목표를 나타낸다. 중앙의 원은 로봇이 선택할 수 있는 기본 행동을 나타낸다. 외부상태, 내부목표, 행동이 여러 가지 연결을 통해 네트워크 형태로 엮여져서 행동 선택을 수행한다. 주어진 환경에서 얻을 수 있는 외부상태는 배터리 충전 영역 안, 배터리 충전 영역 근처, 그늘진 곳, 로봇 주변에 아무것도 없음, 장애물이 가까이 있음 등이다. 내부목표로는 배터리가 채로가 아님, 배터리가 절반 이상임 등이다. 각각의 상태는 표 2와 같이 정의된다. 표 3은 행동 사이에 설정된 선행자, 후임자 연결관계를 보여주며, 표 4는 각 행동의 선행 조건과 추가조건을 보여준다.

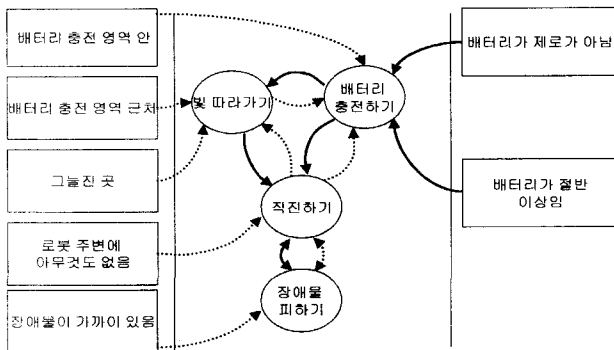


그림 9 행동 네트워크(실선은 선행자연결 또는 목표상태연결을 나타내고, 점선은 후임자연결 또는 외부상태 연결을 나타냄)

Fig. 9 Behavior network; solid line represents predecessor or goal links, dashed line represents successor or environment link.

표 2에 나온 수식에서 $dist(A(x, y), B(x', y'))$ 는 두 지점 사이의 유클리디안 거리를 의미한다. *robot*은 현재 이동하는 로봇의 좌표를 나타낸다. *light*는 이동로봇으로 들어오는 빛 센서의 값중 최소값을 의미한다. Khepera 이동로봇의 빛 센서는 최소 50에서 최대 500 사이의 값을 가지며, 50일 때 가장 강한 빛을 의미한다. *distance*는 이동로봇으로 들어오는

거리 센서의 값중 최대값을 의미한다. Khepera 이동로봇의 거리 센서는 최소 0에서 최대 1024 사이의 값을 가지며, 1024일 때 장애물과 가장 가까운 위치에 있다는 것을 의미한다. *m*은 로봇의 초기 배터리 수준을 의미하고, *n*은 로봇의 현재 배터리 수준을 의미한다. (0,0)은 시뮬레이션 환경의 왼쪽 위 지점을 나타낸다. 이동로봇의 위치를 알 수 있다는 것은 로봇이 환경에 대한 정보를 미리 가지고 있다는 것으로 파악할 수 있다. 하지만 이러한 문제점은 로봇의 센서 중에서 바닥의 검은 부분을 탐지할 수 있는 것을 이용하면 해결할 수 있다. 즉, 배터리 충전 영역에 해당하는 부분을 검은 색으로 설정하면 이동로봇이 충전영역을 위치정보 없이 파악할 수 있다.

표 2 행동 네트워크의 외부상태와 내부목표

Table 2 Environmental sensors and internal goals of behavior network.

종류	이름	참일 조건	값
외부	배터리 충전 영역 안	$dist(robot, (0,0)) < 320$	이진
	배터리 충전 영역 근처	$dist(robot, (0,0)) < 800$	이진
	그늘진 곳	$light > 400$	이진
	로봇 주변에 아무 것도 없음	$distance < 800$	이진
	장애물이 가까이 있음	$distance > 800$	이진
내부	배터리가 채로가 아님	$\frac{m-n}{m}$	실수
	배터리가 절반 이상임	$\begin{cases} 1.0 & n \leq 0.5 * m \\ 0.0 & n > 0.5 * m \end{cases}$	실수

표 3 선행자 연결과 후임자 연결

Table 3 Predecessor links and successor links.

선행자 연결
배터리 충전하기 → 빛 따라가기
배터리 충전하기 → 직진하기
빛 따라가기 → 직진하기
직진하기 → 장애물 피하기
장애물 피하기 → 직진하기
후임자 연결
빛 따라가기 → 배터리 충전하기
직진하기 → 빛 따라가기
직진하기 → 배터리 충전하기
직진하기 → 장애물 피하기
장애물 피하기 → 직진하기

표 4 각 행동별 선행조건과 추가조건

Table 4 Preconditions and add lists of each behavior.

행동	선행조건	추가조건
배터리 충전하기	배터리 충전영역 안	배터리가 채로가 아님 배터리가 절반 이상임
빛 따라가기	그늘진 곳 배터리 충전영역 근처	배터리 충전영역 안
장애물 피하기	장애물이 가까이 있음	로봇주변에 아무것도 없음
직진하기	로봇주변에 아무것도 없음	장애물이 가까이 있음 배터리 충전영역 안 배터리 충전영역 근처

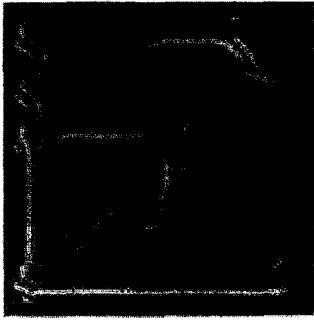


그림 10 로봇의 이동경로
Fig. 10 Trajectory of robot.

4.3 결과 및 분석

그림 10은 이동로봇의 초기 배터리를 2500으로 설정해 주었을 때의 경로를 보여준다. 이동로봇은 주어진 환경에서 여러 번의 배터리 충전을 했으며 4690번의 행동 선택을 수행하였다. 이동로봇은 장애물과의 충돌을 최소화하면서 배터리 수준이 낮아졌을 때, 배터리 충전영역으로 이동하여 배터리 충전하기 행동을 수행하였다. 그림 11은 4690번 동안의 움직임동안 로봇이 선택한 행동의 순서를 보여준다. 그림 12는 로봇이 시작위치로부터 200번 동안 움직임 동안 선택한 행동의 순서와 움직임을 대비해서 보여준다.

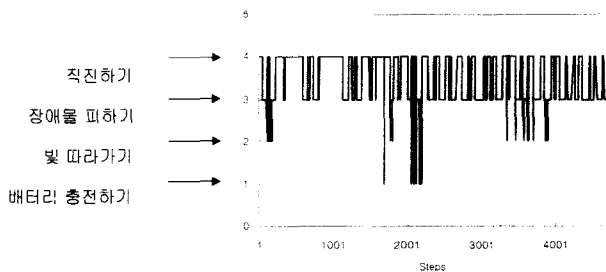


그림 11 로봇의 행동 선택 순서
Fig. 11 Action sequence of robot.

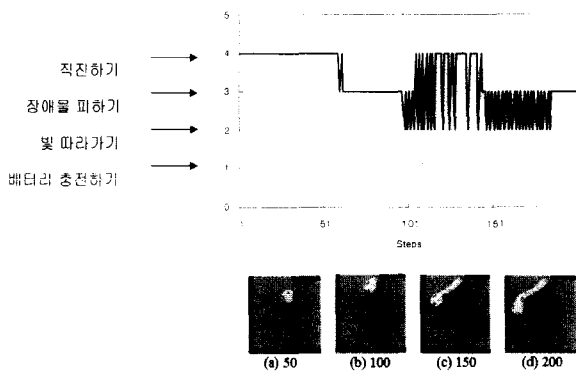


그림 12 로봇의 단계적인 이동모습
Fig. 12 Stepwise trajectory of robot.

그림 12는 로봇이 시뮬레이션 환경의 왼쪽 아래에서 이동하기 시작했을 때 50번 단위로 이동모습과 행동 선택 순서를

비교한 그림이다. 그림 12에서 로봇은 처음 50번 동안은 직진하기를 선택한다. 주변에 장애물도 없고 빛도 장애물에 가려 크게 영향을 주지 못하기 때문에 직진하기가 선택된다. 50번 이후부터는 장애물과의 거리가 가까워져 장애물 피하기를 연속적으로 선택한다. 100번부터 150번 사이에서 로봇은 빛 따라가기와 장애물 피하기를 연속적으로 선택한다. 로봇은 150번부터 200번까지 빛 따라가기와 장애물 피하기를 연속적으로 선택한다. 장애물이 다시 가까워졌기 때문에 장애물 피하기의 선택 회수가 많아졌다. 100번부터 200번 사이의 빛 따라가기의 선택회수가 많아진 이유는 로봇이 장애물을 피하여 빛의 유입이 차단되지 않은 영역으로 이동하였기 때문이다. 그림 13은 로봇이 서로 다른 위치에서 시작하였을 때의 이동경로를 보여준다. 그림 13을 볼 때 로봇의 시작 위치와 관계없이 목표를 달성하여 오랜 시간동안 탐색을 수행하는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론 및 향후연구

본 연구에서는 셀룰라 오토마타 기반 신경망을 이용하여 개발된 장애물 피하기와 직진하기 등의 행동모듈을 생태학에 기반한 행동 네트워크를 이용하여 결합하였다. 제안하는 모델의 유용성을 보이기 위해서 Khepera 이동로봇 시뮬레이터를 이용하였고, 시뮬레이션 환경에 적합한 행동 네트워크를 정의하였으며 실험결과를 분석해보았다. 이동로봇은 사용자의 개입없이 자동적으로 필요한 행동을 선택하였고 목표를 달성하였다. 분석결과 로봇의 행동선택이 주변환경상태의 변화에 맞게 이루어지는 것을 확인할 수 있었다. 생태학에 기반한 행동선택 방법은 기존의 정형적인 행동선택 방식과 달리 예측할 수 없는 상황에서 동적으로 행동을 선택하는 기능을 수행한다. 앞으로의 연구에서는 동적으로 행동을 수행하는 방법의 장점을 체계적인 실험과정을 통해 보이고 정적으로 행동을 선택하는 규칙 기반 선택 방법과 비교할 것이다[17,18].

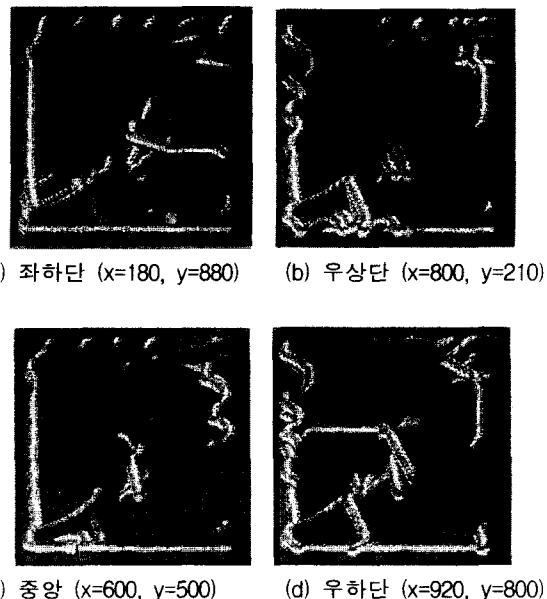


그림 13 여러 가지 시작위치에서 이동로봇의 움직임
Fig. 13 Trajectories of robot at different start points.

감사의 글

이 연구는 과학기술부가 지원하는 뇌과학연구 프로그램에 의하여 지원 받은 것입니다.

참고 문헌

[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, October, 1997.

[2] H. de Garis, M. Korkin, F. Gers, E. Nawa, and M. Hough, "ATRs artificial brain (CAM-Brain) project: A sample of what individual CoDi-1Bit model evolved neural net modules can do," Proceedings of International Conference on Artificial Life and Robotics, Japan, 1999.

[3] G.-B. Song and S.-B. Cho, "Incremental evolution of CAM-Brain," Proceedings of International Conference on Artificial Life and Robotics, pp. 297-300, Beppu, Japan, 1999.

[4] S.-B. Cho and G.-B. Song, "Evolving CAM-Brain to control a mobile robot," Applied Mathematics and Computation, Vol. 111, pp. 147-162, 2000.

[5] G.-B. Song and S.-B. Cho, "Combining incrementally evolved neural networks based on cellular automata for complex adaptive behaviors," The First IEEE Symposium on Combinations of Evolutionary Computation and Neural Networks, pp. 121-129, May 2000.

[6] 김경중, 조성배, "다수의 CAM-Brain 모듈을 이용한 행동생성 방법론," 인지과학회 춘계학술발표대회, pp. 63-66, 2001.

[7] Khepera Simulator Homepage, <http://diwww.epfl.ch/lami/team/michel/khep-sim/>.

[8] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

[9] R. A. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 2, No. 1, pp. 14-23, March 1986.

[10] P. Maes and R. Brooks, "Learning to coordinate behaviors," The American Conference on Artificial Intelligence, pp. 796-802, August, 1990.

[11] 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.

[12] P. Maes, "How to do the right thing," Connection Science Journal, Vol 1, No. 3, pp 291-323, 1989.

[13] M. Niolescu and M. J. Mataric, "Learning and interacting in human-robot domains", to appear in

Special Issue of IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2001.

[14] Monica Niolescu, Maja J Mataric, "Extending behavior-based systems capabilities using an abstract behavior representation", Working Notes of the AAAI Fall Symposium on Parallel Cognition, pp. 27-34, North Falmouth, MA, Nov 3-5, 2000.

[15] Klaus Dorer, "Behavior networks for continuous domains using situation-dependent motivations," International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'99), pp. 1233-1238, 1999.

[16] T. Tyrrell, "An evaluation of Maes's bottom-up mechanism for behavior selection," Adaptive Behavior, Vol. 2, pp. 307-348, 1994.

[17] E. Aguirre and A. Gonzalez, "Fuzzy behaviors for mobile robot navigation: Design, coordination and fusion," International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 25, pp. 255-289, 2000.

[18] G.-B. Song and S.-B. Cho, "Rule-based integration of multiple neural networks evolved based on cellular automata," FUZZ-IEEE'99, pp. 791-796, August 1999.

저 자 소 개



김경중 (金京中)

1996.3-2000.2 연세대학교 컴퓨터과학학사
 2000.3-2002.2 연세대학교 컴퓨터과학석사
 2002.3-현재 연세대학교 컴퓨터과학과박사
 과정 재학중
 전화 : 02-2123-3877
 팩스 : 02-365-2579
 E-mail : uribyul@candy.yonsei.ac.kr



조성배 (趙誠培)

1984.3-1988.2 연세대학교 전산과학 학사
 1988.3-1990.2 한국과학기술원 전산학 석사
 1990.3-1993.8 한국과학기술원 전산학 박사
 1993.10-1995.4 ATR 인간정보통신연구소
 객원연구원
 1995.9-현재 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 전화 : 02-2123-2720
 팩스 : 02-365-2579
 E-mail : sbcho@cs.yonsei.ac.kr