

에이전트의 움직이는 물체 인지와 행동 생성을 위한 행동 네트워크의 베이지안 추론

민현정*, 조성배
연세대학교 컴퓨터과학과
{solusea, sbcho}@cs.yonsei.ac.kr

Bayesian Inference of Behavior Network for Perceiving Moving Objects and Generating Behaviors of Agent

Hyeun-Jeong Min and Sung-Bae Cho
Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

본 논문에서는 실제환경에서와 같이 예측할 수 없는 상황에서 에이전트의 인지와 자동 행동 생성 방법을 제안한다. 전통적인 에이전트의 지능제어 방법은 환경에 대해 알고 있는 정보를 이용한다는 제약 때문에 다양하고 복잡한 환경에 적용할 수 없었다. 최근, 미리 알려지지 않은 환경에서 자동으로 행동을 생성할 수 있는 센서와 행동을 연결하는 행동 기반의 방법과 추론, 학습 및 계획 기능의 부여를 위한 하이브리드 방법이 연구되고 있다. 본 논문에서는 다양한 환경조건으로 움직이는 장애물을 인지하고 피할 수 있는 행동을 생성하기 위해 행동 네트워크에 Bayesian 네트워크를 결합한 방법을 제안한다. 행동 네트워크는 입력된 센서 정보와 미리 정의된 목적 정보를 가지고 다음에 수행할 가장 높은 우선순위의 행동을 선택한다. 그리고 Bayesian 네트워크는 센서 정보들로부터 상황을 미리 추론하고 이 확률 값을 행동 네트워크의 가중치로 주어 행동 선택을 조정하도록 한다. 로봇 시뮬레이터를 이용한 실험을 통해 제안한 행동 네트워크와 Bayesian 네트워크의 결합 방법으로 움직이는 장애물을 피하고 목적지를 찾아 가는 것을 확인할 수 있었다.

1. 서론

전통적인 인공지능은 상대적으로 잡음이나 불확실성이 배제된 비교적 간단한 환경과 미리 환경에 대한 정보를 주고 작동하는 시스템을 고려해 왔다. 미리 정의된 환경에서 최적화된 순서를 계획하고 수행하는 전통적인 계획기반의 시스템과는 달리 행동에 기반한 시스템은 복잡하고 불확실한 환경에서 빠르게 반응하고 인지할 수 있다[1]. 행동 네트워크는 이러한 행동기반 시스템의 환경 자극에 즉각적으로 반응하여 빠르게 대응할 수 있으며 또한 목적을 부여하여 자율적인 행동을 생성할 수 있다는 장점이 있다.

장애물 피하기의 문제는 전통적인 방법으로 계획이나 지도 제작의 문제로 해결되어 왔다. 환경이 정의되어 있는 경우에 장애물 피하기 문제는 계획 방법으로 해결될 수 있다. 그리고 R. Brooks 가 제안한 행동 기반의 시스템을 이용해서 환경에 대한 지도를 가지고 있지 않는 경우에 로봇의 센서 정보와 행동선택 방법을 이용해서 장애물 피하기 문제를 해결할 수 있다[2]. 그러나 이러한 행동 기반의 방법이나 전통적인 계획 방법만으로는 환경이 변하거나 움직이는 장애물이 있을 경우에 해결하기 어렵다.

움직이는 장애물 피하기 문제는 미리 정의되어 있는 환경정보를 이용할 수 없고 실시간으로 센서 정보에 대하여 상황을 인지해야 하기 때문에 어려움이 따른다.

MIT 인공지능 연구실에서는 움직이는 장애물 피하기 위한 로봇의 행동 생성을 위해 각각의 상황을 학습시키는 방법을 이용한다[3]. 그리고 S. Hashimoto 는 진화 연산과 퍼지 시스템을 이용해서 움직이는 장애물 피하기의 인지와 행동 시스템을 생성했고, H. Inoue 는 장애물 피하기 행동선택을 위하여 Bayesian 네트워크와 유전자 알고리즘의 결합 방법을 이용했다[4].

본 논문에서는 행동 기반 인공지능의 행동선택구조를 보완하여 움직이는 장애물을 피하기 위한 추론 기능을 부여하고 그 방법으로 행동 네트워크와 Bayesian 네트워크를 결합한 모델을 제안한다. 이 방법은 Bayesian 네트워크를 이용하여 현재 환경의 상황을 추론하고 행동 네트워크가 주어진 가중치로 행동 선택을 조정할 수 있도록 유도한다. 본 논문에서 Bayesian 네트워크는 센서 정보를 이용하여 설계되므로 환경에 독립적으로 적용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 실험을 통해 행동 네트워크와 Bayesian 네트워크를 결합한 방법으로 움직이는 장애물 피하기 문제를 해결할 수 있음을 보여준다.

2. 행동 네트워크의 Bayesian 추론

2.1. 행동 네트워크

행동 네트워크는 그림 1 과 같이 구성된다. 그림 1 에

서와 같이 행동 네트워크는 각각의 기본적인 행동으로 구성되어 있다. P. Maes 가 제안한 행동 네트워크는 각각의 기본 행동을 구성하는 선행조건, 추가조건, 삭제조건, 활성화, 수행 코드를 가지고 있고, 각각의 내부 연결과 외부 연결을 가지고 있다[5]. 내부 연결은 선행조건 연결(predecessor link), 후계자 연결(successor link), 충돌자 연결(conflictor link)이 있고 외부 연결은 센서와 목적으로의 연결이 있다.

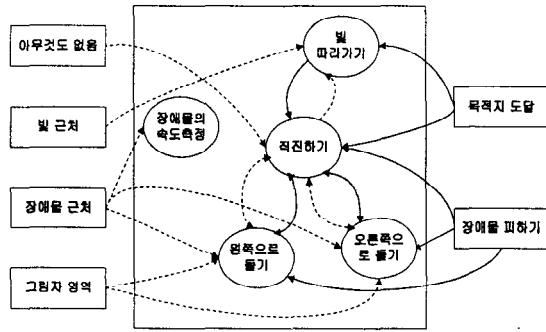


그림 1. 행동 네트워크

행동 네트워크를 만들기 위해 먼저 각각의 기본 행동들을 정의하고, 센서로부터 얻을 수 있는 정보와 목적을 연결하는 선행조건 연결, 후계자 연결, 충돌자 연결을 정의한다. 다음은 행동 네트워크를 구성하는 각 정보를 정의하는 방법이다.

- 1) 행동 네트워크를 구성하는 각 노드 정보
 - 선행조건 : 노드가 참이 되기 위한 조건
 - 추가조건 : 노드가 참이 되는 조건
 - 삭제조건 : 노드가 거짓이 되는 조건
 - 활성화 : 행동 선택을 위한 가중치
 - 수행코드 : 노드를 실행시키기 위한 코드
- 2) 행동 네트워크의 내부 연결
 - 선행조건 연결 : A 행동의 추가조건에 있고 B 행동의 선행조건에 있을 경우
 - 후계자 연결 : A 행동의 선행조건에 있고 B 행동의 추가조건에 있을 경우
 - 충돌자 연결 : 조건이 거짓이고 A 행동의 선행조건이면서 B 행동의 삭제조건에 있을 경우
- 3) 행동 네트워크의 외부 연결
 - 센서 : 센서정보를 이용하여 정의
 - 목적 : 로봇의 목적을 정의

2.2. Bayesian 추론

P 를 어떤 집합 V 에 있는 랜덤 변수 X 들의 결합 확률 분포라고 하고, 그래프 $G=(V, E)$ 가 DAG(directed acyclic graph) 일 때, 각각의 변수 $X \in V$ 에 대하여 $\{X\}$ 가 방향성 그래프의 모든 부모 노드들과 조건적으로 독립이면 (G, P) 를 Bayesian 네트워크라고 한다[6].

그림 2 는 움직이는 장애물을 피하기 위한 Bayesian

네트워크의 설계이다. 그림에서 '거리감지 0'의 확률은 $P(Near0) = 0.5, P(Far0) = 0.5$ 로 정의되고, '장애물 위치 변화' 노드는 $P(APPROACH) = 0.5, P(GO_AWAY) = 0.5$ 로 정의된다. 그리고 '로봇의 왼쪽' 노드의 확률은 $P(Obstacle|Near1, Near0) = 1, P(None|Near1, Near0) = 0, P(Obstacle|Far1, Far0) = 0, P(None|Far1, Far0) = 1$ 로 정의된다. 각 노드에 있는 확률은 센서정보에 따라 값이 변하게 되고 마지막으로 '오른쪽 피하기', '왼쪽 피하기', '정면 피하기'의 확률값 변화에 영향을 준다. 이 중에서 가장 확률이 높은 값을 행동 네트워크의 링크에 가중치로 제공한다.

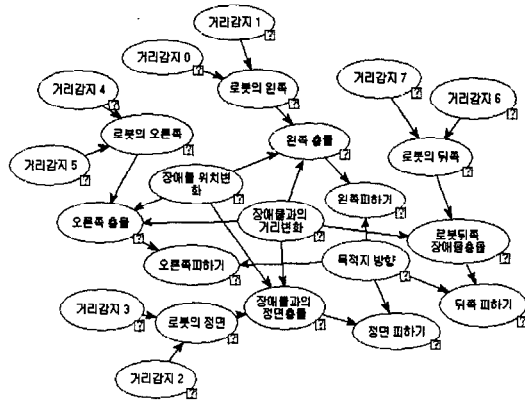


그림 2. 움직이는 장애물 피하기를 위한 Bayesian 네트워크

Bayesian 네트워크를 구성하는 노드들의 센서 정보는 장애물과의 거리감지 센서를 이용한 거리, 장애물의 속도, 목적지의 방향을 이용한다. 이것은 환경에 대하여 미리 알려지거나 정의 되어져야 하는 조건이 없기 때문에 환경에 독립적이고 따라서 환경이 변할 때마다 다시 Bayesian 네트워크를 재구성할 필요가 없다.

2.3. 행동 네트워크의 추론

Bayesian 네트워크의 추론은 환경에 독립적으로 작용하기 위해 가능한 센서정보로 최대한의 정보를 제공해야 하며 이렇게 구성된 정보로 행동 네트워크의 행동 선택에 영향을 준다.

본 논문에서 Bayesian 추론에 영향을 주는 정보로는 8 개의 거리감지 센서, 장애물과의 거리변화, 로봇에서 장애물의 위치 변화, 그리고 목적지 방향이 있다. 8 개의 거리감지 센서를 이용해서 로봇의 위치에서 어느 방향으로 장애물이 있는지를 추론할 수 있다. Bayesian 추론에서 마지막으로 확률값이 결정되는 노드는 '오른쪽 피하기', '왼쪽 피하기', '정면 피하기', '뒤쪽 피하기'이다. 각각의 노드는 'No_Turn', 'Left_Turn', 'Right_Turn'의 확률 변수를 가지고 있다. 센서 정보로부터 얻은 정보를 이용해서 확률값이 정해지면 Bayesian 네트워크의 이 마지막 노드로부터 확률값을 행동 네트워크의

‘움직이는 장애물 피하기’ 목적과 기본 행동인 ‘왼쪽 돌기’, ‘오른쪽 돌기’, ‘직진하기’와의 외부 연결(external links)에 가중치로 부여된다.

3. 실험 및 결론

본 실험에서는 YAKS 라는 로봇 시뮬레이터를 이용한다. 실험의 목적은 로봇의 대각선 방향의 빛으로 표시된 영역을 목적지로 찾아가면서 고정된 장애물과 움직이는 장애물을 피하는 것이다. 행동 네트워크를 구성하는 기본 행동으로는 직진하기, 왼쪽 피하기, 오른쪽 피하기, 빛 따라가기가 있으며, 로봇의 센서로는 장애물과의 거리 감지를 위한 거리감지 센서와 목적지의 빛을 찾기 위한 빛 감지 센서, 그리고 행동을 위한 모터가 있다. 시뮬레이터 환경은 두 개의 목적지와 고정된 장애물들, 그리고 움직이는 장애물로는 패턴을 가지고 있지 않으면서 임의로 움직이는 로봇으로 구성한다.

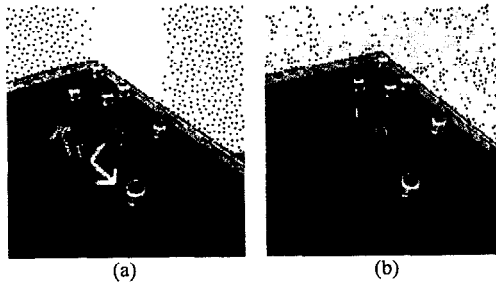


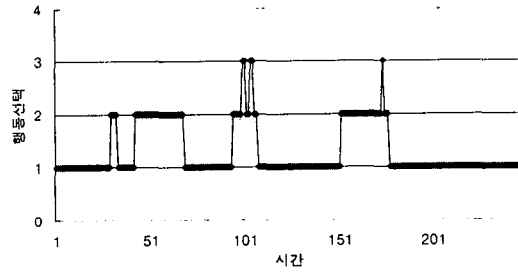
그림 3. 움직이는 장애물 피하기 시뮬레이션

그림 3 은 움직이는 장애물 피하기를 하는 시뮬레이션 과정을 100ms 의 단계로 보여주고 있다. 그림에서 0 번 로봇이 실제 행동 네트워크와 Bayesian 네트워크로 행동을 선택하는 로봇이고 1 번으로 표시된 로봇은 임의로 행동하면서 벽 장애물만 감지하면서 움직이는 장애물로 작용한다. 그림 3 의 (a)와 (b)는 100ms 의 단계로 0 번 로봇이 1 번으로 표시된 장애물을 피하는 과정의 피하기 전과 피하기 후의 상황을 보여준다.

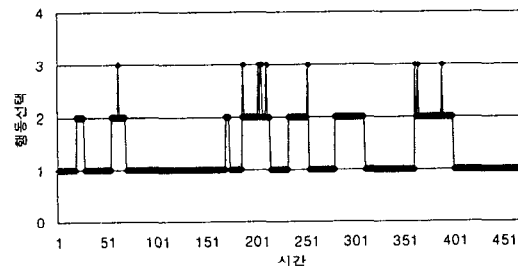
그림 4 는 장애물의 개수가 변하는 환경에서 목적지에 도달하기까지의 시간 변화에 따른 움직이는 장애물 피하기의 행동선택을 보여주고 있다. 행동선택에서 1 은 직진하기, 2 번과 3 번은 각각 오른쪽 돌기와 왼쪽 돌기의 행동이다. (a)는 약 250 번의 행동 선택이 발생했고 (b)는 약 470 번의 행동 선택으로 목적지에 도달했고, 각각 2 번과 3 번의 움직이는 장애물 피하기 행동이 발생했다. 그래프에서 (a)의 1 번째 장애물 피하기와 (b)의 1 번, 5 번째의 장애물 피하기 행동은 벽 피하기 행동이다.

로봇 시뮬레이터를 이용한 실험을 통해서 행동 네트워크와 Bayesian 네트워크를 결합한 방법으로 움직이는 장애물과 고정된 장애물 피하기를 하며 목적지를 찾아갈 수 있는 것을 확인했다. 행동 네트워크의 기본 행동과 센서와 목적을 연결함으로써 로봇의 자율적인

행동을 생성할 수 있으며, 또한 로봇의 센서 정보를 이용하여 상황을 추론하고 그 확률 값을 행동 네트워크의 행동 선택에 가중치로 제공함으로써 변화하는 상황에 적용할 수 있는 행동을 생성할 수 있었다. 향후 서비스 로봇의 지능적인 행동 생성을 위하여 다양한 환경에 적용하면서 순차적인 기능을 수행할 수 있는 하이브리드 방법의 연구가 필요하다.



(a)



(b)

그림4. 2개의 움직이는 장애물 피하기(a)와 3개의 장애물 피하기(b)의 행동선택

감사의 글

이 논문은 한국학술진흥재단(2002-005-H20002)의 연구과제에 의해 지원되었음.

참고문헌

[1] M. J. Mataric, "Interaction and Intelligent Behavior," *Ph.D.Thesis*, 1994.
 [2] R. A. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, RA-2-1, pp. 14-23, 1986.
 [3] W. D. Smart, "Making Reinforcement Learning Work on Real Robots," *Ph.D.Thesis*, 2002.
 [4] S. Hashimoto, F. Kojima, and N. Kubota, "Perceptual system for a mobile robot under a dynamic environment," *Proceedings 2003 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 747-752, 2003.
 [5] T. Tyrrell, "An evaluation of Macs's bottom-up mechanism for behavior selection," *Adaptive Behavior*, vol. 2, no. 4, pp.307-348, 1994.
 [6] R. E. Neapolitan, *Learning Bayesian network*, Prentice hall series in artificial intelligence, 2003.