

불확실한 환경 인식을 위한 행동 네트워크 기반 베이지안 네트워크 앙상블 기법

Behavior Network based Bayesian Network Ensemble Methodology for Recognizing Uncertain Environment

임승빈, 조성배
연세대학교 컴퓨터과학과

Seugn-Bin Im, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science Yonsei University

E-mail : envymask@sclab.yonsei.ac.kr

sbcho@cs.yonsei.ac.kr

요 약

시각 센서를 이용한 환경 및 상황 인식은 로봇의 자동화된 행동을 위해서 매우 중요하다. 실제 환경에서 사람은 주위를 인식할 때 여러 단계의 인식과정을 거친다. 효율적이고 정확한 환경 인식을 위해서는 지능형 로봇의 인식 또한 사람의 인식과정과 같이 다단계로 이루어져야 한다. 또한 실제 환경은 유동적이며 많은 불확실성을 가지고 있으므로 불확실한 상황에 강인한 인식 방법이 필요하다. 이러한 불확실성을 내포한 환경 및 상황 인식에는 베이지안 네트워크를 이용한 인식이 강인하나 복잡한 환경을 하나의 베이지안 네트워크로 인식하는 것은 어렵다. 이 논문에서는 복잡하고 불확실한 환경 인식을 위한 여러 베이지안 네트워크를 사람의 인식과 같은 다단계의 인식 과정으로 구성된 행동 네트워크 기반으로 결합하는 앙상블 기법을 제안한다. 불확실한 상황을 적용한 환경 실험과 로봇 시뮬레이터를 이용한 로봇 실험으로 베이지안 네트워크 앙상블 기법이 환경 인식에 효과적인 것을 확인할 수 있었다.

1. 서론

초기의 에이전트나 로봇 연구에서는 잡음이나 불확실성이 배제된 비교적 간단한 환경 혹은 미리 환경에 대한 정보를 가지고 있는 상태에서의 시스템이 연구되어 왔다. 그러나 실제 환경은 완전한 예측이나 모든 정보의 습득은 불가능하기 때문에 지능 로봇은 불확실한 실제 환경 정보의 처리가 가능해야 한다. 로봇이 영상정보를 이용하여 환경을 인식할 때에는 자신의 위치나 카메라의 각도에 따라 영상이 가려지게 되어 환경정보가 불확실해지므로 환경 인식을 위해서는 불확실한 정보 및 오류에 강한 인식 기법이 필요하다. 베이지안 네트워크(Bayesian Network)를 사용한 인식 방법은 불확실한 정보와 다양한 방향의 추론에 강인하지만[1], 베이지안 네트워크를 다양한 환경과 상황에 적용가능한 단일 네트워크로 설계하는 것은 매우 어려운 문제이다. 그러므로 다양한 상황에 적합한 여러 베이지안 네트워크를 설계하고 이들을 앙상블하여 사용하는 기법이 필요하다.

사람은 환경을 인식할 때 환경 정보에 따라 여러 단계의 인식 과정을 거친다. 지능 로봇의 경우에도 환경 정보에 따라 내부 목표를 갖는 여러 인식 행동들로 설계된 단계적 인식을 수행하면 정확하고 효율적인 인식이 가능하다. 또한 실제 환경은 불확실하므로 미리 계획된 행동보다는 주위 환경의 변화에 빠르게 반응하는 인식방법이 더 효율적이고 정확하다. 미리 정의된 환경에서 행동의 순서를 계획하고 수행하는 전통적인 계획기반의 시스템과는 달리 행동기반 시스템은 복잡하고 불확실한 환경에서 빠르게 반응하고 인지할 수 있다[2]. 행동 네트워크는 이러한 행동기반 시스템의 하나로 환경 자극에 즉각적으로 반응하여 빠르게 대응할 수 있으며 또한 내부 목적을 부여하여 자율적인 행동을 생성할 수 있다는 장점이 있다. 지능로봇의 인식을 행동 네트워크를 이용하여 사람의 다단계 인식으로 설계하면 복잡하고 불확실한 환경에서도 빠르고 적절하게 반응할 수 있다.

본 논문에서는 환경 인식을 위한 다양한 베이지안

네트워크를 사람의 인식 과정을 표현한 행동 네트워크 기반으로 상상블하여 불확실한 환경을 인식하는 기법을 제안한다. 위봇 시뮬레이터를 이용한 로봇 실험으로 베이지안 네트워크 상상블 기법이 불확실한 환경 인식에 성공적임을 확인할 수 있었다.

2. 관련연구

불확실한 영상 정보를 이용한 환경 인식에는 베이지안 네트워크를 이용한 연구가 많이 진행되어 왔다. J. Luo 등은 영상정보에서 높은 수준의 의미정보와 색, 픽셀 정보 등의 낮은 수준의 특징정보를 베이지안 네트워크에 적용하여 영상의 의미를 예측하는 방법을 제안하였다[1]. 독일 Hamburg 대학의 B. Neumann 등이 수행한 고수준 장면 인식을 위한 지식 표현 방법과 시스템 프레임워크 연구에서는[4], 장면을 인식하기 위해서 물체 중심의 확률적 모델을 생성하여 장면에 대한 해석이 가능함을 보이고 있고, 트리 형태의 확률적 인과 관계 설계 방법을 제안했다. 기존의 베이지안 네트워크를 이용한 연구는 좋은 결과를 내고 있지만 작은 상황에 맞는 베이지안 네트워크를 설계하였고 문제가 복잡하거나 커졌을 때 필요한 다양한 베이지안 네트워크의 결합에 대해서는 부족함이 있다.

P. Maes가 제안한 행동 네트워크는 로봇이 목적을 이루기 위해서 이루어져야 하는 가장 적절한 행동들을 선택하는 구조이다[5]. 행동 네트워크의 기본은 행동들이 경쟁을 하며 환경의 자극에 빠르게 반응하는 것이다. M. N. Niclolescu 등은 행동 네트워크를 계층적으로 구성하여 행동 네트워크의 계층적 유사 계획 전략을 구성할 수 있음을 제안하였다[6]. 이렇게 환경 자극에 빠르고 효율적인 행동이 가능한 행동 네트워크 기반으로 로봇의 인식을 모델링하면 사용할 수 있는 자원이 한정된 모바일 로봇의 효율적인 단계적 인식이 가능하다.

이 논문에서는 여러 개의 베이지안 네트워크를 행동 네트워크에 연결하여 환경을 인식하는 베이지안 상상블 기법을 제안한다.

3. 행동 네트워크 기반 베이지안 네트워크 상상블

시각 센서를 통한 에이전트의 환경 인식을 위하여 먼저 사람의 인식 과정을 행동 네트워크로 구축하고 행동 네트워크의 각 행동 노드에 인식을 위한 베이지안 네트워크를 연결한다. 구축된 행동 네트워크에서는 외부 환경 정보에 따라 필요한 인식 행동이 활성화되어 베이지안 추론이 이루어진다. 그림 1은 상상블 기법의 전체적인 구조를 보여준다.

3.1 행동 네트워크 기반 인식 모델링

행동 네트워크는 센서 입력에 따른 행동 선택 및 상태 이동으로 목적을 이루기 위한 네트워크로 유동적인 환경변화 및 센서 정보의 변화에 강한 반응형 시스템이다[1]. 표 1은 행동 네트워크에서 입력에 따라 활성화된 행동이 선택되는 방법을 설명한다.

모바일 로봇에서 센서의 이용이나 추론은 부하가 큰 행동이므로 효율적으로 이루어져야 한다. 그러므로

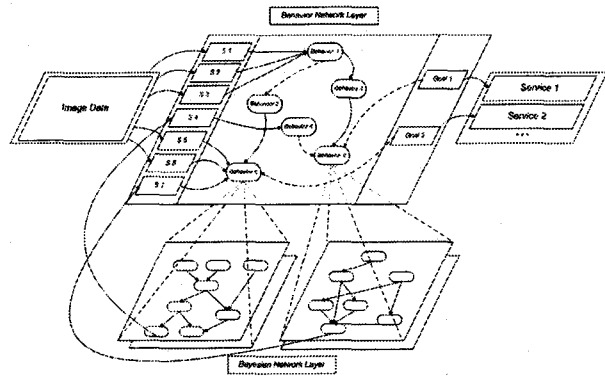


그림 1. 상상블 기법의 전체적인 구조

로봇이 환경 정보를 이용하여 장소를 인식하고 목표 물체의 존재를 추론할 때에는 환경 정보에 따라 분화되는 단단계 인식을 따르는 것이 효율적이다. 따라서 목표 물체를 찾는 행동 네트워크를 표 2와 같은 단계를 갖도록 모델링한다. 각 추론 단계에서 존재할 가능성이 낮다면 추론은 그 상태에서 종료되고 로봇은 다른 장소로 이동한다.

표 1. 행동 네트워크의 노드 활성화

전방 전파	$\Delta a_i = \sum_{j=1}^n f(a_j)$ $f(a_j) = \begin{cases} \Phi \times a_j, & s_j \in \text{precondition} \\ 0, & s_j \notin \text{precondition} \end{cases}$
후방 전파	$\Delta a_g = \sum_{i=1}^n f(a_i)$ $f(a_i) = \begin{cases} \gamma \times a_g, & g_i \in \text{positivelink} \\ 0, & g_i \in \text{negativelink} \end{cases}$
내부 확산	$\Delta a_b = \sum_{i=1}^n f(a_i)$ $f(a_i) = \begin{cases} a_b, & \text{predecessor link from } b, \\ \Phi / \gamma \times a_b, & \text{successor link from } b, \\ -\delta / \gamma \times a_b, & \text{conflictor link from } b, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ <p>Finally, activation of a; $a' = a + \Delta a_1 + \Delta a_2 + \Delta a_3$</p>

표 2. 단계적 추론 및 추론에 필요한 정보

Level	추론 행동	필요 정보
1	장소	장소, 발견물체
2	목표물체 존재	장소, 발견물체
3	목표물체 위치	물체 관련성

환경 인식은 행동 네트워크 기반의 베이지안 상상블 추론이 아닌 규칙기반 인식기법으로도 가능하지만 환경이 복잡해지고 도메인이 커질수록 규칙이 복잡하고 양이 많아져 규칙의 생성이나 이해가 어렵다. 그러나 행동 네트워크는 사람이 이해하기 쉬운 그래픽 모델이며 규칙기반 기법에 비하여 설계가 간단하므로 이 기법을 사용하여 환경 인식을 수행한다.

기존 행동 네트워크의 입력 값은 센서 정보이다. 그러나 정확한 단계적 인식을 위해서는 행동 네트워크의 입력에 센서 정보뿐만 아니라 이전 단계의 베이직한 추론 결과도 입력단에 포함되어야 한다. 따라서 행동 네트워크의 입력 노드에는 낮은 레벨의 센서 정보와 높은 레벨의 추론 결과 두 가지를 모두 입력 정보로 사용한다.

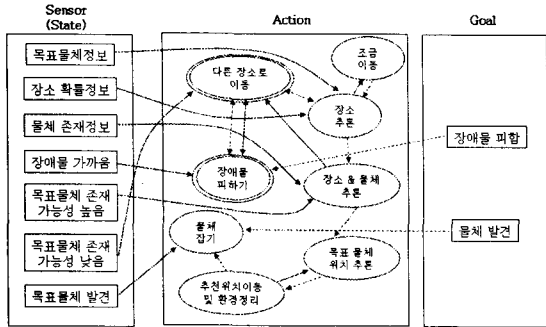


그림 2. 목표 물체를 찾기 위한 행동 네트워크

행동 네트워크의 행동 노드는 다음과 같은 세 가지 종류로 나누어진다.

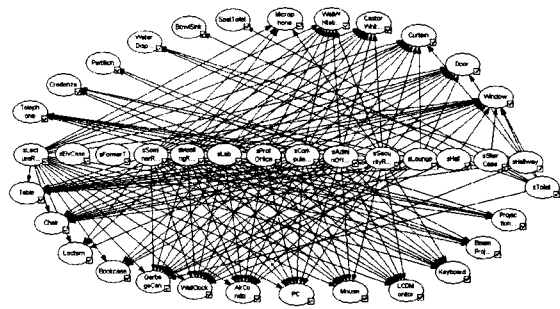
- 1) 추론 노드(Inference Node) : BN 추론
- 2) 행동 노드(Normal Action Node) : 행동 노드
- 3) 하위모듈 노드(Submodule Node) : 하위모듈 연결 여기서 정의한 세 가지 종류의 행동 노드는 역할은 다르지만 행동 네트워크 내부에서의 모양은 동일하며 기존 행동 네트워크의 행동 선택과 동일한 방법으로 각 노드들이 활성화된다. 그림 6은 이러한 기준으로 설계된 행동 네트워크이다.

3.2 베이직한 네트워크를 이용한 영상 인식

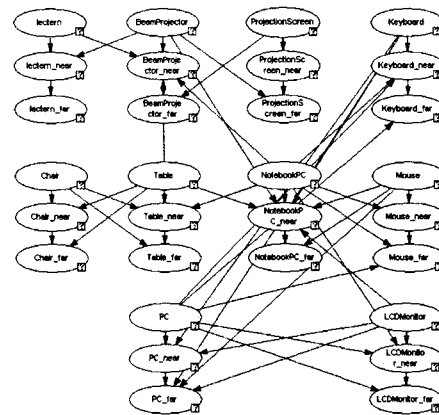
x_i 가 유한한 상태를 가지는 이산 변수일 때 x_1, x_2, \dots, x_n 을 포함하는 도메인 U 를 생각하면, U 를 표현하는 베이직한 네트워크는 조건부 독립 조건과 확률 분포들의 모임에 의하여 인코딩 된 U 의 조건부 확률 분포를 나타낸다. 베이직한 네트워크 B 는 $pair(B_s, \theta)$ 로 표현되며 B_s 는 네트워크의 구조를, θ 는 지역적 확률 분포를 인코딩한 파라미터들의 집합을 나타낸다[1]. 베이직한 네트워크는 오류와 다방향 추론에 강인한 그래프 모델로 노드 간의 아크는 노드 사이의 확률적 인과 관계를 표현한다.

지능 로봇이 상황에 맞는 적절한 서비스를 하기 위해서는 장소 인식 및 목표 물체의 탐색은 필수적이다. 로봇이 장소를 인식할 때 장소와 물체의 관계를 표현한 베이직한 네트워크를 이용하면 저수준의 분석정보만을 이용할 때보다 더 정확한 장소의 인식이 가능하다. 또한 영상에서 목표 물체를 찾을 때에는 카메라의 각도에 따라 물체가 가려져 로봇이 있는 장소에 목표 물체가 있음에도 발견하기 어려운 경우가 있다. 그러므로 각 물체들의 장소별 연관 관계를 베이직한 네트워크로 표현하면 발견된 물체 정보를 이용하여 불확실한 상황에서도 목표 물체를 발견할 수 있다. 이 논문에서는 장소-물체의 연관관계와 물체-물체의 연관관

계를 베이직한 네트워크로 표현하여 영상을 인식하였다.



a) 장소-물체 베이직한 네트워크



b) 목표물체 위치추천 베이직한 네트워크 (빔프로젝터)

그림 3. 설계된 베이직한 네트워크

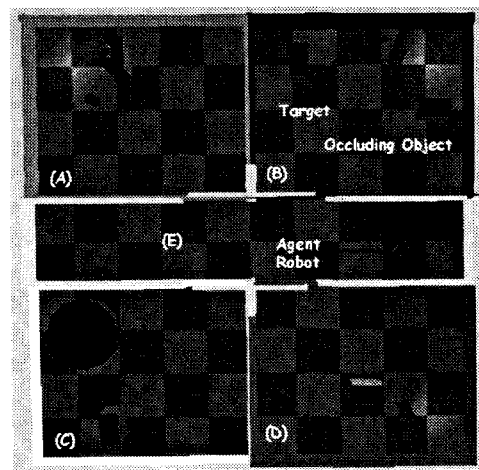


그림 4. 위봇 시뮬레이션 실험 환경 (A: Toilet, B: Classroom, C: Office, D: Diningroom, E: Corridor)

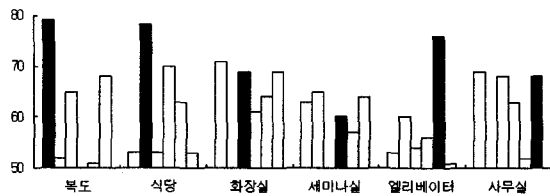
4. 위봇 시뮬레이션 실험

이 논문에서는 불확실한 환경에서의 베이직한 앙상블 인식기법을 실험하기 위하여 환경을 '실내 환경에서 가려져 보이지 않는 목적 물체 찾기'로 한정하고

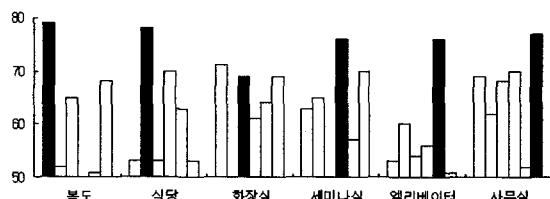
이를 위한 행동 네트워크 및 베이지안 네트워크들을 설계하고 실험하였다.

그림 4는 위봇 시뮬레이터에서 작성된 실험 환경을 보여준다. 실험 환경은 색이 다른 벽으로 구성된 4개의 방과 하나의 복도로 구성되어 있으며 각 방에는 차별적인 색을 가진 단순한 물체들이 놓여 있다. 세미나실에 놓여 있는 목표 물체인 빔프로젝터는 갈색 물체에 가려져 방에 들어온 로봇의 시야에는 각도에 따라 보이지 않는 경우도 있다.

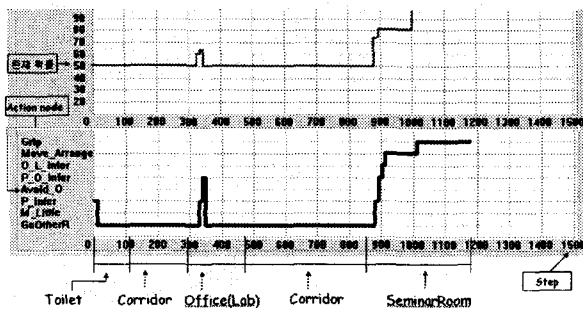
로봇은 각각의 방을 무작위로 이동하며 목표 물체인 빔프로젝터를 찾는다. 로봇은 각 장소에서 랜덤하게 생성되는 장소 확률값과 로봇의 카메라에서 추출한 존재 물체정보를 얻고 이를 베이지안 네트워크에 적용하여 장소 및 존재 물체 추론을 수행한다. 각 장소의 랜덤 확률값은 실제 장소에서 저수준의 영상 분석을 할 때 얻을 수 있는 확률 분포를 따라 생성되었다.



a) 로봇의 이동에 따른 장소 확률값



b) 물체 존재정보를 이용한 장소 확률 추론



c) 행동 네트워크 노드의 활성화도

그림 5. 케페라 로봇의 실험 결과

그림 5의 a)는 단순 저레벨 장소 확률값이며 b)는 물체 존재정보를 이용하여 모든 장소에서 장소-물체 베이지안 네트워크로 장소 인식 실험을 한 결과이다. 세미나실의 경우 a)에서는 어느 장소인지 판단하기 어려웠으나 b)에서는 고수준의 물체정보를 활용하여 확률값이 수정되었음을 알 수 있다.

그림 5의 c)는 실제 로봇이 이동하며 제안하는 방법으로 효율적인 추론을 하며 이동한 실험 결과를 보여준다. 이 실험에서 로봇은 A-E-C-E-B의 순서로 각

장소를 방문하였으며 물체의 존재 확률이 높지 않은 장소에서는 고수준의 추론을 진행하지 않고 바로 다른 장소로 이동했으며 세미나실에서 처음에는 가려져 보이지 않았지만 고수준의 추론을 행할수록 목표 물체의 확률값이 수정되며 목표로 하던 빔프로젝터를 발견하였음을 확인할 수 있다. 이 실험에서 추론보다 이동에 시간이 많이 걸린 것은 로봇의 이동이 최적화된 길 찾기가 아니라 방을 이동하는데 많은 시간이 걸렸기 때문이다. 앙상블 인식 기법은 위와 같은 조건의 10번의 반복 실험에서 100%의 목표 물체 찾기 성공률을 보였다.

5. 결론 및 향후과제

행동 네트워크 기반 다단계 베이지안 앙상블 인식 기법이 불확실한 환경을 잘 인식할 수 있음을 불확실성을 적용한 환경 실험과 시뮬레이터에서의 Khepera 로봇 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

로봇의 정확하고 빠른 환경 인식을 위해서는 사람이 인식하는 방법과 동일한 다단계의 인식 기법이 필요하다. 규칙 기반 인식기법은 복잡한 환경의 경우 규칙이 너무 늘어나고 복잡해지기 때문에 실제로 적용하기 어렵지만 행동 네트워크로 다단계 인식을 설계하면 규칙 기반 접근방법에 비하여 사람이 이해하기 쉽고 설계가 쉽다.

향후 실제 영상처리 기법을 반영한 실험이 필요하며 실제 로봇으로의 확장 연구가 과제로 남는다.

6. 감사의 글

이 연구(논문)는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

7. 참고문헌

- [1] J. Luo, A. E. Savakis, A. Singhal, "A Bayesian network-based framework for semantic image understanding", *Pattern Recognition*, vol. 38, no 6, pp. 919-934, 2005.
- [2] M. J. Mataric, "Interaction and intelligent behavior," Ph.d. Thesis, 1994.
- [3] D. M. Chickering, D. Heckerman, and C. Meek, *A Bayesian approach to learning Bayesian networks with local structure*, Microsoft Technical Report MSR-TR-97-7, 1997.
- [4] G. F. Cooper and E. Herskovits, "A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data," *Machine Learning*, vol. 9, no 4, pp. 309-347, 1992.
- [5] P. Maes, "How to do the right thing," *Connection Science*, vol. 1, no. 3, pp. 291-323, 1989.
- [6] M. N. Niculescu, M. J. Mataric, "A Hierarchical architecture for behavior-based Robots," *Proc. First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, pp 227-233, 2002.
- [7] K. J. Kim, S. B. Cho, "BN+BN: Behavior network with Bayesian network for intelligent agent," *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pp 979-991, 2003.
- [8] T. Tyrrell, "An evaluation of Maes's bottom-up mechanism for behavior selection," *Adaptive Behavior*, vol. 2, no. 4, pp. 307-348, 1994.