

# 서비스 로봇의 물체 탐색 성능 향상을 위한 온톨로지 기반 베이지안 네트워크 모델링

송윤석<sup>0</sup>, 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

corlary@sclab.yonsei.ac.kr, sbcho@cs.yonsei.ac.kr

## Bayesian Network Modeling based on Ontology for Improving Object Detection Performance of Service Robots

Youn-Suk Song<sup>0</sup>, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

### 요 약

최근 영상 인식 정보를 서비스 로봇 도메인에서 사용하기 위한 연구와 함께 전통적인 영상 인식 방법의 성능을 높이기 위한 연구가 진행되고 있다. 기존의 방법들은 기하학적 모델을 기반으로 예측 가능한 환경에서 상황을 인식하였기에 이를 실내 환경과 같은 동적인 환경에 적용하는 것은 정확도나 인식의 효율 면에서 한계를 갖는다. 이에 지식 기반 접근 방법을 통해 정확도를 향상 시키거나 계산 비용을 감소시킴으로써 영상 인식 성능을 높이기 위한 다양한 연구가 있어 왔다. 본 논문에서는 서비스 로봇이 물체를 탐색할 때, 대상 물체가 다른 물체에 의해 가려짐으로써 발생하는 불확실한 상황을 해결하기 위한 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 발견된 물체를 컨텍스트 정보로 사용하여 대상 물체의 존재 여부를 추론하며, 이를 위해 신뢰도를 모델링할 수 있는 확률적 모델인 베이지안 네트워크와 도메인 지식을 모델링할 수 있는 온톨로지를 함께 사용한다. 효과적인 모델링을 위해 본 논문에서는 기본적인 물체 관계를 모듈화 하여 설계하기 위한 베이지안 네트워크 구조와 확률 값 설정 방법, 이들을 온톨로지를 기반으로 주어진 상황에 따라 결합하는 방법을 제안한다. 이는 물체 관계를 모델링할 때 발생하는 중복 설계를 감소시켜주고 유지 및 보수를 용이하게 한다. 설계된 추론 모델은 실험 결과 5가지 장소에서 높은 정확도를 보여주었다.

### 1. 서론

서비스 로봇에 대한 수요가 증가하면서 이들의 성능 향상을 위한 연구가 활발하다. 그 중 영상 정보는 중요한 정보 중 하나로 이를 통해 보다 정확하고 고수준의 정보를 얻기 위한 연구들이 진행되고 있다. 과거 고정된 산업 현장에서 기능하던 로봇과는 달리 서비스 로봇은 인간과 함께 변화하는 실내 환경에 거주하므로, 영상 정보의 불확실성을 줄여 로봇이 이해할 수 있는 정보로 바꾸어 처리하는 것은 중요하다. 영상 정보를 처리하는 전통적인 연구는 영상으로부터 특징을 추출하고 미리 설계되어 있는 기하학적 모델을 통해서 상황을 인식하거나 물체를 인식하였으나[1] 최근 실내 환경에 기존의 방법을 적용하기 위해 지식기반 접근 방법을 함께 사용하여 불확실성을 처리하고 성능을 향상시키려는 연구가 있어 왔다. 이를 위해 다양한 방법들이 소개되었는데 그 중 베이지안 네트워크는 불확실성을 모델링하기 위한 방법으로 잘 알려져 있다[2]. 베이지안 네트워크를 사용하여 다양한 방법으로 불확실한 상황을 처리하고 물체를 인식하기 위한 연구가 표1에 정리되어 있다.

표 1. 지식 기반 영상처리 연구

연구자	년도	기법	연구 목적
Socher	00	BN	물체 인식
Marengoni	03	HBN	항공 사진 물체 인식
Luo	05	BN	사진 특징 추출
Song	05	BN	가려진 물체 인식

베이지안 네트워크를 사용하여 도메인에 대한 지식을 모델링하고 적용하는 방법은 많은 연구에서 유용함을 보여왔으나 일반적으로 베이지안 네트워크는 큰 규모의 문제에서 설계상 어려움이 있는 것으로 알려져 있다[3]. 이를

위해 지식 공학적 접근과 객체 지향적인 개념을 바탕으로 베이지안 네트워크를 설계하는 방법 등이 소개되었다.

본 논문에서는 베이지안 네트워크를 사용하여 서비스 로봇이 특정 물체를 탐색할 때, 다른 물체에 가려져서 잘 탐지가 되지 않는 경우에 발생하는 불확실성을 줄이기 위한 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 인식된 물체 정보를 바탕으로 대상이 되는 물체가 존재하는지 여부를 추론함으로써 불확실성을 줄여주는데, 이를 위해 특정 확률 분포를 갖는 작은 베이지안 네트워크들을 설계한 후 이를 온톨로지를 통해 주어진 상황에 맞도록 결합하는 방법을 사용하였다.

### 2. 배경

#### 2.1 베이지안 네트워크와 모델링 연구

베이지안 네트워크는 베이즈 규칙을 기반으로 노드로 표현되는 각 변수의 의존 관계를 모델링하여 관측된 변수의 상태를 증거로 다른 변수들의 상태에 대한 신뢰 값을 구하기 위한 DAG (Directed Acyclic Graph) 모델이다. 불확실성을 모델링 하기 위해 베이지안 네트워크가 널리 쓰임에 따라 이를 위한 추론 알고리즘과 설계 도구들이 개발되어 왔고 점차 더 복잡하고 큰 규모의 문제에 베이지안 네트워크가 적용되어 왔다. 이에 따라 설계자들에 의해 문제의 복잡도에 대한 어려움이 제기되어 왔으며 지식공학 기법과 독립 가정을 이용한 설계 등이 소개되면서 noisy-or 기법 등이 사용되었다.

90년대 중반에 Mahoney 등은 군사적인 목적으로 베이지안 네트워크를 설계하기 위해서 세부 문제들로의 모듈화, 객체 지향적 개념, 지식, 평가 등을 통해 베이지안 네트워크를 설계해 가는 방법을 정리하였다. 또한 이들은 대상 간의 일반적인 확률 관계를 기반으로 특정 문제에 맞는 모델을 자동으로 설계하는 방법을 지원하기 위한 프레임 워크도

연구하였다. Koller 등도 큰 규모의 도메인에서 베이지안 네트워크를 설계하기 위해 복잡한 도메인을 객체들간의 관계로 묘사하기 위한 객체 지향 베이지안 네트워크를 제안하였다. 이는 베이지안 네트워크를 하나의 통계적 기능의 프로그램으로 보고 이를 라이브러리와 하여 특정 확률 모델 문제를 위해 사용하였다.

본 논문에서는 추론 속도의 장점과 설계 상의 유용함을 위해 트리 구조 형태를 유지하며 물체 관계를 모델링하기 위한 방법을 제안한다. 또한, 이러한 방법으로 설계된 베이지안 네트워크를 상위 베이지안 네트워크와 설계된 베이지안 네트워크를 있는 가상 노드를 통해 결합하기 위한 방법을 제안하여 필요한 경우 추론 모델을 생성하여 추론하기 위한 방법을 제안한다.

2.2 온톨로지

온톨로지는 실제계에 존재하는 다양한 개념들을 표현하기 위한 유용한 도구로 최근 웹과 에이전트 등 지식 기반 시스템을 위해서 많이 사용되며 연구 되고 있다[4]. 온톨로지는 개체와 그들의 특징, 상호 작용 등을 표현하기 위해 사용되는데 이는 지식 구조를 명확하게 하여 논리적이고 관련 있는 개념 간의 추론을 가능하게 하고 이를 공유함으로써 사람이나 시스템 간의 지식 공유와 재사용을 가능하게 한다. 온톨로지는 일반적인 목적을 위한 온톨로지와 특정 목적에 맞도록 설계된 온톨로지 크게 나뉘어 진다. 특정 도메인을 위한 온톨로지는 지식 기반 시스템에서 도메인과 관계된 사실을 표현하고 또한 어떻게 문제를 풀지에 대한 내용도 표현한다.

- 도메인 사실을 표현하기 위한 지식: 관심 있는 도메인에 대한 사실들을 기술함
- 문제를 해결하기 위한 지식: 목적을 달성하기 위한 지식을 기술

본 논문에서는 서비스 로봇이 활동하는 실내 환경을 활동, 물체, 장소의 세가지 클래스로 나누어 온톨로지를 통해 모델링하는데 이는 복잡한 환경을 명확히 하는데 유용하다. 제안하는 베이지안 네트워크 모델은 물체 존재를 추론하기 위해서 온톨로지를 참조하여 상황에 맞도록 결정되는데, 이러한 방법은 확장된 도메인에서도 베이지안 네트워크 모델들이 쉽게 사용될 수 있게 한다.

3. 제안하는 추론 모델의 설계

3.1 서비스 로봇과 동작 환경

제안하는 방법은 표 2 와 같은 8 가지 장소와 40 가지 물체가 존재하는 실내 환경에 적용되었다.

표 2. 동작 환경

분류	내용
장소	강의실, 컴퓨터실, 연구실, 휴게실, 회의실, 세미나실, 수위실, 화장실
물체	책상, 의자, 둥근 탁자, 소파, 쿠션, 강의대, 찬장, 책장, 쓰레기통, 세면대, 변기, 벽시계, 에어컨, 전화기, 컴퓨터, 마우스, LCD, 키보드, 빔 프로젝터, 스크린, 오디오, 스피커, 마이크, 칠판, 과티션, 커튼, 물통, 문, 창문, 자판기, 음료수, 책, 열쇠, 펜, 노트, 냉장고, 컵, 그릇, 휴지, 핸드폰, 선풍기

서비스 로봇은 그림 1 과 같은 구조로 동작한다. 사용자는 특정 물체 탐색에 대한 요청을 내리고 그 결과를 보고 받는다. 서비스 로봇은 센서를 통해 영상 이미지를 시스템에 전달하고 시스템으로부터 요청을 받으면 특정 장소로 이동한다. 사용자의 요청과 로봇의 센서 정보를 바탕으로 영상 처리가 이루어지며, 물체 탐색을 시작한다. 이 때, 추론 모듈을 통해서 물체의 존재 가능성을 예측한다. 추론 모듈은 Global Search 를 위한 부분과 Local Search 를 하기 위한 두

부분으로 나뉘어져 있으며, Manager 는 현재 상황에 따라 두 탐색 중 어떤 탐색을 할지를 결정하고 이에 해당되는 Visual Operator 를 통해 영상을 처리하고 추론을 한다. 이 때 Global Search 를 위해서는 현재 장소와 관계된 정보를 통해 물체 존재 가능성을 추론하고, Local Search 를 위해서는 발견된 물체를 통해서 추론을 한다.

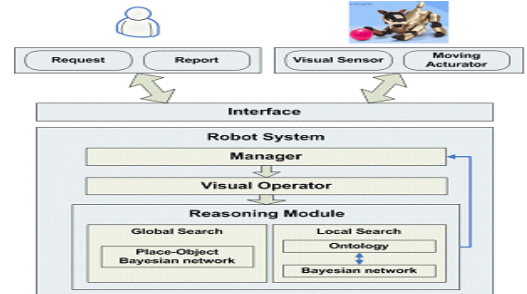


그림 1. 전체적인 시스템

3.2 기본적인 물체관계 모델링: 프리미티브 베이지안 네트워크

프리미티브 베이지안 네트워크는 물체 관계를 표현하기 위한 기본 설계 단위이다. 프리미티브 베이지안 네트워크는 루트 노드를 활동으로 하는 트리 구조로서 활동, 클래스, 물체, 가상 노드의 4가지 종류의 노드로 구성된다. 각 노드의 정의는 다음과 같다.

- 활동 노드: 루트 노드. 프리미티브 베이지안 네트워크를 구분하는 기준. 다른 베이지안 네트워크와의 영향을 주고 받기 위한, 입력 출력으로 사용 됨
- 클래스 노드: 물체 간의 관계를 세분화
- 물체 노드: 물체를 표현, 입력과 출력으로 사용됨
- 가상 노드: 물체 간의 관계를 조정하기 위해서 사용

프리미티브 베이지안 네트워크를 통해서 설계되는 물체 간의 관계는 '동등 관계', '부등 관계', '부속 관계', '독립 관계'의 4가지로 나뉘어진다. 두 물체 X, Y 의 관계는 다음과 같다.

- 동등관계:  $P(X|Y) = P(Y|X)$
- 부속관계:  $P(Y|X) = P(X|Y) = 1$
- 부등관계:  $P(X|Y) \neq P(Y|X)$
- 독립관계:  $P(X|Y) = P(X)$  or  $P(Y|X) = P(Y)$

그림 2는 이들 모델의 기본적인 구조를 보여준다.



그림 2. 기본적인 물체 관계 모델

부등 관계는 함께 기능하지만 한 물체의 존재가 다른 물체의 존재에 미치는 영향력이 다른 경우로 여러 가지 기능으로 사용될 수 있는 물체가 적은 영향력, 즉 다른 물체의 필요 조건이 된다. 프린터와 A4 용지와와의 관계가 이에 해당한다. 본 논문에서는 이와 같은 관계를 표현하기 위해서 가상 노드를 사용하였는데, 이는 3.3절에서 설명된다.

3.3 일반 노드 및 가상 노드 확률 값 설정 방법

확률 값 설정을 통해서 물체 간의 관계 정도를 표현하는 것은 구조와 함께 매우 중요하다. 일반적으로 베이지안

네트워크 설계에서 확률 값 설정은 어려운 문제로 알려져 있다. 특히, 제안하는 방법처럼 발견된 물체를 통해서 다른 물체의 존재를 추론하기 위해서는 증거가 없을 때 이진 속성을 갖는 각 노드들의 초기 확률 값이 (0.5, 0.5)로 유지되는 것이 중요하다. 본 논문에서는 확률 값 설정을 용이하게 하고 발견된 물체가 없을 경우 모든 노드의 초기 확률 값을 동일하게 유지하도록 하기 위해 다음 식을 만족하도록 확률 값을 설정되도록 하였다.

$$\sum P(child_{yes/no} | parent_{yes/no}) = 1$$

$$P(child_{yes} | parent_{yes}) = P(child_{no} | parent_{no})$$

이 때, 부모가 없는 노드들은 (0.5, 0.5) 형태로 초기 값을 가진다. 위와 같은 식을 통해 확률 값을 설정할 때, 확률 테이블 값은 대칭적으로 나타나게 되는데 이 중 실질적으로 부모 노드와 같은 관계는  $P(child_{yes} | parent_{yes})$  에 위치한 값을 통해서 알 수 있고 이를 영향 값이라 부른다.

- 영향 값: 확률 테이블에서  $P(child_{yes} | parent_{yes})$  에 해당하는 값으로, 이 값은 클래스 안에서 물체가 영향을 주고 받는 정도를 나타냄

이와 같은 방법은 단순하지만, 물체 관계를 모델링하는데 있어 매우 유용하다. 가상 노드는 프리미티브 베이직한 네트워크 안에서 물체 간의 존재 관계가 부동일 때 사용되거나 결합을 위해서 사용된다. 이 때, 설정되는 값은 다음 함수를 통해 얻어지는 값을 고려하여 설정한다.

$$P(A)' = \frac{P(A)v}{P(A)v + (1 - P(A))(1 - v)}$$

$P(A)$ 는 가상 노드가 연결된 노드의 영향값,  $v$  는 가상 노드에 설정되어 있는 영향 값.

### 3.4 온톨로지 기반 베이직한 네트워크 결합

설계된 온톨로지로부터 얻은 활동 간의 관계를 바탕으로 상위 수준에서 활동 간의 관계를 표현하는 베이직한 네트워크를 생성할 수 있다. 이는 프리미티브 베이직한 네트워크의 루트 노드인 활동 노드를 증거로 사용하기 위해 관련 활동 노드의 자식으로 가상 노드를 연결하여 현재 활동 노드의 확률 값을 영향 값으로 갖도록 한다. 가상 노드에 증거 값을 설정한 다음 상위 수준의 추론을 통해 얻어진 값과 초기 프리미티브 노드의 활동 노드 값의 차를 활동 노드에 반영하여 물체 존재 확률을 추론한다. 이와 같은 과정이 다음에 정리되어 있다.

1. 해당되는 프리미티브 베이직한 네트워크의  $P(root\ node | Evidence)$  를 값을 계산 (R1)
2. 온톨로지를 바탕으로 주어진 활동 간의 관계를 모델링
3. 1 단계에서 계산된 영향 값을 갖는 가상 노드를 2 단계에서 만들어진 활동 노드 중 같은 이름을 갖는 노드에 연결
4. 가상 노드에 증거 값을 설정하고 Belief update (R2)
5. Belief update 후, 활동 노드 값을 해당 프리미티브 베이직한 네트워크의 활동 노드에 초기 확률 값으로 설정 (설정 값:  $0.5 + R2 - R1$ )
6. 베이직한 네트워크에 존재하는 물체 노드의 확률 값을 통해 물체의 존재 가능성을 추론

본 논문에서는 이처럼 상황에 필요한 모델을 온톨로지로부터 추론하여 베이직한 네트워크를 생성하기 위해서 Propose & Revise 알고리즘을 사용한다. 이를 다음에 정리하였다.

- 1> 대상 물체 입력
- 2> 대상 물체와 관련된 가장 작은 단위의 추론 모델 선택
- 3> 센서로부터 입력 (물체)

- Propose and Revise -

- 4> 발견된 증거를 통해 큰 단위의 추론 모델이 필요한지 판단 및 제안 (Propose) -> 필요 없다면 3 단계, 그렇지 않다면 5 단계
- 5> 온톨로지를 통해서 필요하다고 생각되는 두 추론 모델의 결합이 Consistency 한지 판단 -> 옳다면 7 단계, 옳지 않다면 6 단계
- 6> 동일 수준의 다른 대안적인 모델을 검색 발견했다면 (fix), 5 단계, 그렇지 못했다면 3 단계.
- 7> 베이직한 네트워크를 결합

## 4. 실험 및 결과

### 4.1 실험 환경

실험은 5개의 장소(컴퓨터실, 연구실, 휴게실, 회의실, 강의실)에서 설계된 모듈을 통해 보이지 않는 빔 프로젝터를 추론하는 성능을 평가하는 것으로 수행되었다. 이 때, 서비스 로봇은 여러 장소들을 다니면서 임의의 순서로 발견되는 물체들을 발견하고 가려진 대상 물체의 존재를 추론한다고 하였다.

### 4.2 실험 결과

	컴퓨터실	연구실	휴게실	회의실	강의실
성공률	74%	76%	100%	98%	94%

그림 4. 빔 프로젝터 추론 성공률

로봇은 5개의 물체를 발견하는 동안 기준 값 70%에서 각 장소에 대해 빔 프로젝터의 존재 확률을 예측하였다. 실험 결과는 100번의 수행을 통해서 얻어진 결과이다. 예측 성공률은 대부분의 장소에 좋은 성능을 보여주었으나, 빔 프로젝터가 존재하는 환경과 유사한 곳 (컴퓨터실, 연구실)에서는 성능이 저하되는 것을 보여주었다.

## 5 결론

본 논문에서는 불확실한 실내 환경에서 로봇이 찾고자 하는 물체의 존재 확률을 추론하여 여러 장소에서 효과적으로 물체를 찾기 위한 추론 모델을 제안하였다. 이를 설계하기 위해서 작은 단위인 프리미티브 베이직한 네트워크 구조를 통해 물체 간의 관계를 정의하고 이들을 함수로 사용하여 온톨로지를 바탕으로 상황에 따라 결합하도록 하였다. 이와 같은 방법은 설계 용이하게 해주고 다양한 규모의 활동 물체 베이직한 네트워크를 쉽게 도메인에 적용하게 함으로써 추론 성능을 향상 시켜준다.

추후에는 보다 확장된 도메인에서 다양한 실험을 통해 제안하는 방법의 유용성을 검증하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] K. Murphy, et al., "Using the forest to see the trees: A graphical model relating features, objects, and scenes," *Proc. Neural Info. Proc. System*, vol. 16, pp. 1499-1506, 2003.
- [2] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [3] M. Neil, et al., "Building large-scale Bayesian networks," *The Knowledge Engineering Review*, vol. 15, no. 3, pp. 257-284, 2000.
- [4] A. Chella, et al., "Modeling ontologies for robotic environments," *Proc. Conf. of Software engineering and knowledge engineering*, pp. 77-80, 2002.