

# 서비스 로봇의 가려진 물체 인식을 위한 온톨로지 기반 동적 베이지안 네트워크 모델링 및 추론

(Dynamic Bayesian Network Modeling and Reasoning Based on  
Ontology for Occluded Object Recognition of Service Robot)

송윤석<sup>†</sup> 조성배<sup>\*\*</sup>

(Youn-Suk Song) (Sung-Bae Cho)

**요약** 서비스 로봇의 물체 인식은 배달, 심부름 같은 로봇이 수행하는 대부분의 서비스를 위해 매우 중요하다. 기존의 방법은 산업 환경에서 기하학적 모델에 기반 하여 물체를 인식하였으나, 환경 조건이 변화하고 로봇의 이동이 발생하는 실내 환경에서는 로봇의 위치에 따라 영상 속에서 물체가 가려져 있거나 작을 수 있어 인식이 잘되지 않는 상황이 발생한다. 이러한 불확실한 상황을 해결하기 위해 본 논문에서는 영상에서 인식된 물체들을 컨텍스트 정보로 사용하여 관심 있는 물체의 존재를 추론하기 위한 방법을 제안한다. 이를 위해 베이지안 네트워크와 온톨로지를 함께 사용하여 확률적 프레임 안에서 도메인 지식을 모델링하기 위한 방법과 추론 모델의 확장을 위해 동적으로 베이지안 네트워크를 생성하고 추론하는 방법을 제안한다. 실험을 통해서 이러한 방법의 성능을 검증하였고 확률적 모델 안에서 귀납적 추론이 갖는 장점을 확인할 수 있었다.

**키워드** : 물체 인식, 서비스 로봇, 베이지안 네트워크, 온톨로지

**Abstract** Object recognition of service robots is very important for most of services such as delivery, and errand. Conventional methods are based on the geometric models in static industrial environments, but they have limitations in indoor environments where the condition is changable and the movement of service robots occur because the interesting object can be occluded or small in the image according to their location. For solving these uncertain situations, in this paper, we propose the method that exploits observed objects as context information for predicting interesting one. For this, we propose the method for modeling domain knowledge in probabilistic frame by adopting Bayesian networks and ontology together, and creating knowledge model dynamically to extend reasoning models. We verify the performance of our method through the experiments and show the merit of inductive reasoning in the probabilistic model

**Key words** : Object Recognition, Service Robot, Bayesian network, Ontology

## 1. 서론

최근 서비스 로봇에 대한 관심과 연구가 증가하고 있다[1,2]. 단순하고 반복적인 작업 환경을 위해 기능하는 로봇에서 점차 엔터테인먼트나, 교육, 의료 환경과 같은 실생활을 위한 로봇이 개발되며 보다 지능적인 판단을

위한 연구가 중요해졌다. 이를 위해 거리나 빛 감지 센서 등을 사용하는 비교적 간단한 청소 로봇에서부터 사람을 보조하기 위한 복잡한 기능을 갖는 로봇에 이르기 까지 센서를 통해 수집된 데이터를 적절히 처리하고 서비스에 필요한 정보를 얻기 위한 연구가 활발하다. 그 중 로봇이 시각 정보를 사용하여 물체를 적절히 인식하기 위한 연구도 진행되어 왔는데, 이는 배달이나 심부름과 같은 대부분의 서비스에서 매우 중요하다.

물체 인식을 위한 기존의 연구는 주로 물체의 존재 여부와 종류, 환경이 알려진 고정된 환경에서 기하학적 정보를 바탕으로 물체를 인식하기 위한 접근 방법을 연구하였으나, 가변적이고 로봇의 이동이 발생하는 실내

· 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원 사업의 연구결과로 수행되었음. IITA-2006-(C1090-0603-0046)

† 정 회 원 : 연세대학교 컴퓨터학과  
corlary@sclab.yonsei.ac.kr

\*\* 정 회 원 : 연세대학교 컴퓨터학과 교수  
sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2006년 8월 3일

심사완료 : 2007년 4월 5일

서비스 환경에서는 영상 안에서 인식하고자 하는 물체가 가려져 있거나 작아 인식이 어려운 상황이 발생한다 [3]. 따라서 이를 처리하는 것은 실내 환경에서 자율적으로 동작하는 서비스 로봇의 행동 결정과 성능 향상을 위해 중요하다.

본 논문에서는 이와 같은 성능 향상을 위해 컨텍스트 정보를 사용, 물체 관계를 모델링하고 발견된 물체를 통해 대상 물체의 존재 여부를 추론하기 위한 방법을 제안한다. 컨텍스트란 관심이 되는 대상 이외의 정보로서 영상에서 물체에 대한 컨텍스트 정보는 대상 물체의 주변과 전체적인 영상, 다른 물체의 존재나 위치 등이 될 수 있다. 이외에도 소리 정보와 같은 이종의 센서 정보도 컨텍스트 정보로 사용될 수 있다. 컨텍스트 정보는 불명확한 정보를 위해서 추가적인 정보를 제공하여 이를 명확하게 하는데 매우 유용하다.

최근 이와 같은 컨텍스트 정보와 기존의 기하학적 모델을 함께 사용하여 물체 인식 성능을 향상시키려는 연구가 진행되어 왔다. Torralba 등은 실내 환경에서 물체 인식을 위해 장소 정보를 컨텍스트 정보로 사용하였다. 이들은 Hidden Markov Model(HMM)을 통해 이전 장소를 바탕으로 현재 장소를 추론하고 다시 이를 바탕으로 물체 존재 가능성을 추론하였다[6]. 또한, Boosting Random Field를 사용하여 물체 관계를 학습하고 이를 바탕으로 물체의 존재 가능성을 추론하는 방법을 제안하였다[7]. 이는 물체를 컨텍스트 정보로 사용할 수 있게 하였으나 지식 모델링에 있어 전문가 지식의 반영이 어렵다는 단점이 있다.

Marengoni 등은 항공 사진 인식 시스템인 Ascender I의 계산 비용을 줄이기 위해서 물체 인식을 여러 단계

로 나누고 각 단계에서 얻어진 특징 정보를 컨텍스트 정보로 사용하여 다음 단계의 시각 함수를 선택하는 방법을 제안하였다[8,9]. 이를 위해 베이저안 네트워크와 유틸리티 값을 사용하여 각 단계마다 필요한 시각 함수를 추론하도록 하였다.

Socher 등은 물체를 인식하는데 있어 시각 정보와 함께 사용자의 음성 정보를 컨텍스트 정보로 사용하였다. 이를 위해 베이저안 네트워크를 설계하여 각기 다른 센서로부터 들어온 정보를 합성하고 발생하도록 하였다 [10]. 이는 노이즈가 존재하는 음성과 시각 센서정보를 확률적으로 결합함으로써 노이즈를 반영하고 다양한 컨텍스트 정보를 사용할 수 있다는 가능성을 보여주었다. 하지만 물체 인식을 위해 사용자가 음성 정보를 제공해 주어야만 한다는 단점이 있다.

Luo 등은 특정 물체가 존재할 수 있는 위치 정보를 베이저안 네트워크를 통해 모델링함으로써 이를 바탕으로 물체 인식 성능을 높이고자 했다[11]. 이는 물체가 존재할 수 있는 위치를 모델링하여 인식 오류를 줄여주는데 유용하지만, 직접적으로 물체의 존재여부는 판단할 수 없다는 단점이 있다.

Song 등은 가려진 물체를 추론하기 위해서 물체 간의 관계를 베이저안 네트워크를 사용하여 모델링하였다. 이를 트리 구조의 베이저안 네트워크를 설계하는 방법을 제안하였는데, 이와 같은 방법은 전문가의 설계나 학습 면에서 유용하였으나, 주어진 환경에 어떠한 모델을 적용해야 할지에 대한 고려가 없어 규모가 큰 환경에서는 이를 해결하는 것이 필요하다[12].

표 1에 위에서 소개한 연구들의 기법, 목적이 정리되어 있다.



그림 1 관련 연구들

표 1 관련 연구들

연구자	년도	사용 기법	사용 컨텍스트
Socher	2000	베이저안 네트워크	사용자 음성 정보
Torralba	2003	Hidden Markov 모델	장소 정보
Marengoni	2003	계층적 베이저안 네트워크	인식된 특징 정보
Luo	2003	베이저안 네트워크	위치 정보
Torralba	2004	Boosting Random Field	물체 정보
Song	2005	베이저안 네트워크	물체 정보

본 논문에서는 알려진 정보가 모두 수집되지 않는 불확실한 환경에서 강건하게 동작할 수 있고 적용되는 환경의 변화나 확장에 대해 유연하게 모델링하기 위해 베이저안 네트워크와 온톨로지를 함께 사용하여 물체 관계를 모델링하는 방법을 사용한다. 베이저안 네트워크는 증거를 바탕으로 물체 존재에 대한 신뢰도를 표현하는데 유용하며, 온톨로지는 설계자들과 시스템 사이에서 도메인 지식을 공유하는데 유용하다[4,5]. 설계자는 온톨로지를 사용하여 상황에 맞게 추론 모델을 선택하거나 동적으로 생성하는데 필요한 지식을 시스템에 제공할 수 있다. 이를 바탕으로 시스템은 미리 설계된 확률적 추론 모델인 베이저안 네트워크들을 결합하여 새로운 추론 모델로 확장한다. 이러한 접근 방법은 중복되는 설계와 상황에 적합한 추론 모델을 선택하는 문제를 해결하는데 있어 유용하다.

**2. 제안하는 모델링 및 추론 방법**

이번 장에서는 제안하는 추론 방법에 대해서 설명한다. 본 논문에서 제안하는 시스템은 전문가에 의해서 설계된 베이저안 네트워크를 물체 존재 추론을 위해서 사용하며 추론 모델을 확장하기 위해 온톨로지 기반으로 이들을 결합한다. 2.1절과 2절에서 전체적인 시스템에 대해 설명하고 이후 추론 과정을 제어하는 알고리즘과 모델에 대해서 설명하고자 한다.

**2.1 서비스 로봇의 물체 인식 과정**

본 연구에서 사용되는 서비스 로봇은 그림 2와 같은 시스템으로 구성되어 있다. 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 존

재 가능성을 예측한다. 추론 모듈은 Global Search를 위한 부분과 Local Search를 하기 위한 두 부분으로 나뉘어져 있으며, Manager는 현재 상황에 따라 두 탐색 중 어떤 탐색을 할지를 결정하고 이에 해당되는 Visual Operator를 통해 영상을 처리하고 추론을 한다. Global Search를 위해서는 현재 장소와 관계된 정보를 통해 물체 존재 가능성을 추론하고, Local Search를 위해서는 발견된 물체를 통해서 추론을 한다.

이와 같은 시스템을 바탕으로 로봇은 사용자로부터 요청을 받으면 장소를 인식한 후, 장소-물체 관계를 통해 현 장소에 대상 물체가 존재할지의 여부를 추론한다. 만약 특정 장소에서 물체 인식을 수행하기로 결정을 하게 되면, 물체 탐색을 수행하는 동안 발견된 물체를 통해서 대상 물체의 존재를 추론하고 계속해서 탐색할지의 여부를 판단하게 된다. 이 과정에서 제안하는 방법은 인식된 물체를 바탕으로 다른 물체의 존재 여부를 판단하기 위해서 사용 된다. 이와 같은 접근 방법은 물체 인식에 소요되는 비용을 감소시켜줄 수 있어 물체 탐색에 효과적이다[13]. 모든 장소에서 검색을 마치거나 물체를 발견한 로봇은 사용자에게 보고를 하고 임무를 마친다. 다음 절에서는 제안하는 물체 관계 모델링 방법에 대해서 설명하고자 한다.

**2.2 제안하는 물체 존재 추론 시스템**

온톨로지와 베이저안 네트워크를 바탕으로 물체 존재를 추론하기 위해 본 논문에서 제안하는 시스템은 그림 3과 같다.

시스템은 크게 3가지 Manager로 구성되어 있는데, Robot Manager와 Ontology Manager 그리고 BN Manager이다. 각 Manger 에 대한 설명이 아래에 있다.

- Robot Manager: 사용자와 추론 모듈(Manager) 간의 인터페이스. 컨트롤 알고리즘을 포함하고 있고 전체적인 추론 과정을 제어한다.
- Ontology Manager: 도메인 지식을 포함하고 있는 온톨로지를 사용하여 추론 모델을 결정하거나 생성하는데 필요한 정보를 제공한다.
- Bayesian network Manager: 대상 물체의 존재 가능성을 추론하고 Ontology Manger로부터 얻은 정보를 바탕으로 미리 설계된 베이저안 네트워크들을 결합하여 추론 모델을 확장한다.

사용자의 질의와 발견된 증거(물체)를 통해 Robot Manager는 Ontology Manager에게 추론 모델(베이저안 네트워크)를 제안하도록 요청하고, Ontology Manager는 현재까지 발견된 물체를 포함하는 추론 모델을 제안한다. 이 때 제안한 모델이 BN Manager에 의해 관리되고 있는지를 BN Manager에게 묻는다. 만약 베이저안 네트워크가 존재한다면 BN Manager는 사용자

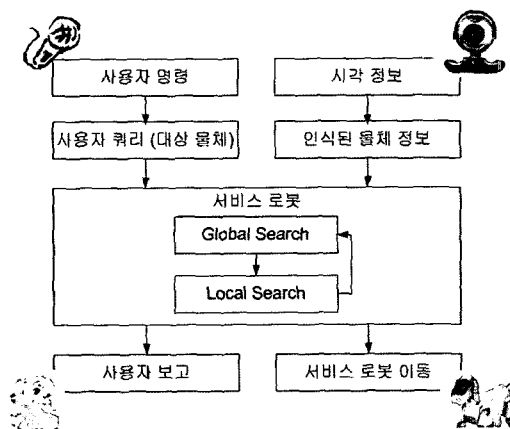


그림 2 전체적인 시스템

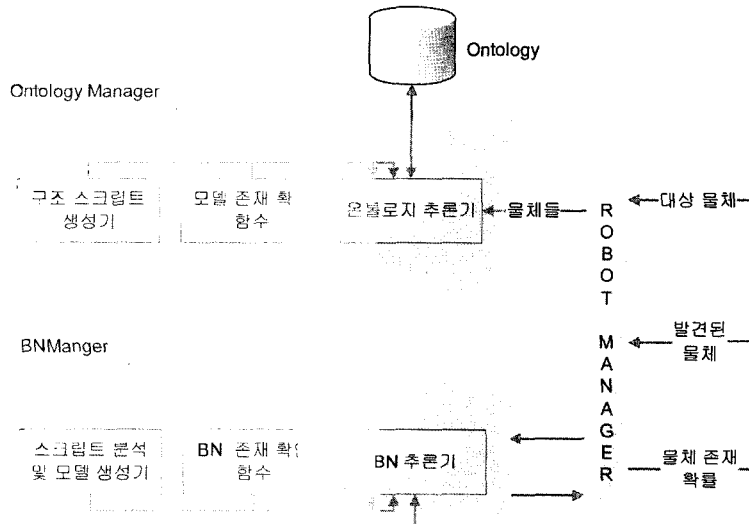


그림 3 전체적인 추론 시스템

의 쿼리와 증거를 바탕으로 추론한 결과를 Robot Manager에게 보내고, 그렇지 않다면 Ontology Manager로부터 모델간의 관계에 대한 정보를 Script로 받고, 기존에 존재하는 프리미티브 베이지안 네트워크를 결합하여 추론한다. 이와 같은 추론 과정은 Robot Manger 안에 있는 제안-개선(Propose & Revise) 알고리즘에 의해서 모델링되는데, 이에 대해 다음 절에서 설명하고자 한다.

**2.3 제안-개선 알고리즘**

제안-개선(이하 p&r) 알고리즘은 사용자의 요청과 발견된 증거에 따라 베이지안 네트워크와 온톨로지 사이에서 추론 과정을 제어하기 위한 간단한 알고리즘이다. p&r 알고리즘에는 두 가지 파라미터가 존재 하는데, 찾

고자 하는 대상 물체와 베이지안 네트워크의 결합에 사용되는 결합도이다.

- 파라미터 값: 대상 물체, 베이지안 네트워크를 위한 결합도
- 결합도: 베이지안 네트워크들을 결합 할 때 서로 영향을 주고받는 정도를 나타냄

전체적인 알고리즘의 동작이 그림 4에 있다.

사용자가 파라미터 값으로 특정 물체의 존재 추론을 요청하면 이를 포함하고 있는 가장 작은 단위의 추론 모델을 선택하여 이를 초기 모델로 한다. 이 때 가장 작은 단위의 추론 모델은 미리 설계되어 있는 베이지안 네트워크로 프리미티브 베이지안 네트워크라고 불리고,

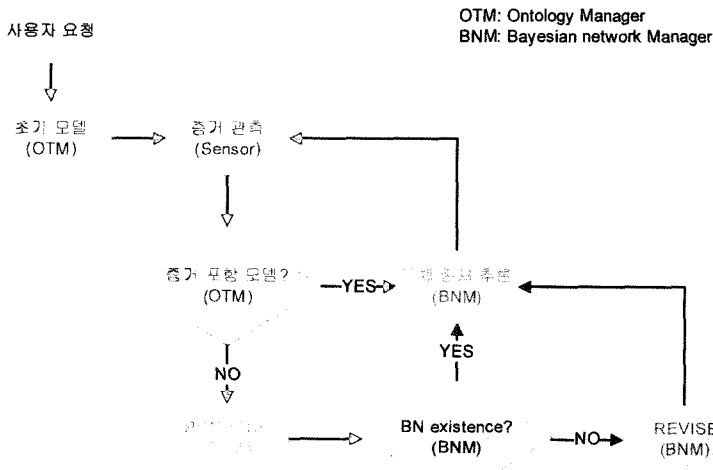


그림 4 추론 모델 동작 과정 (제안-개선 알고리즘)

이와 같은 모델을 찾는 과정에서는 온톨로지가 사용된다. 이후 새로운 물체가 발견되면 본 논문에서 사용하는 조건을 따라, 필요한 경우 온톨로지를 통해 다른 모델이 필요한지에 대한 정보를 얻는다. 본 논문에서는 새로운 모델이 필요한지를 판단하는 기준을 새롭게 발견된 증거가 현재 모델에 포함되어 있지 않고 이를 포함하는 새로운 모델이 존재하는 경우이다.

• 제안하는 기준:

$$Object \notin Model_x \cap \exists (Object \cap Model) \in Model_y$$

이와 같은 기준으로 새로운 모델이 필요하다고 판단되면 새 모델을 제안하게 되는데, 이 때 제안모델이 설계된 베이지안 네트워크 모델에 없다면 새로운 베이지안 네트워크로 개선하기 위한 정보를 온톨로지로부터 다시 얻는다. 이때 파라미터 값으로 얻은 결합도를 통해 베이지안 네트워크들을 결합하여 추론한다. 결합하는 방법과 관련된 설명은 4.5절에서 보다 자세히 다룬다.

**2.4 도메인 지식을 모델링하기 위한 온톨로지와 관련된 이론**

본 논문에서는 물체들 간의 관계를 활동을 기준으로 모델링하였다. 활동 이론은 활동을 이처럼 물체 관계의 기준으로 사용하는데 대한 이론적인 배경이 된다. 이는 1920년대에 Vygotsky에 의해서 정리된 이론으로 활동은 특정 대상을 도구를 사용하여 원하는 결과(목적)를 달성하는 과정으로 정의한다[14]. 이와 같은 개념은 왜 물체들이 함께 존재하는지에 대한 설명을 뒷받침해준다. 본 논문에서는 활동 이론을 참고하여 온톨로지를 설계하기 위한 세 가지 클래스, ‘활동’, ‘행동’, ‘물체’를 정의하였다. 표 2에 이들의 특징과 각 클래스가 갖는 속성에 대해서 정리했다.

온톨로지의 구조와 추론 예가 아래에 있다.

Ontology Structure:	
- Objects	Object= {ReadingMaterials, Monitor, Mouse, ... } ReadingMaterials= {Textbook, Paper, Novel, ...} Monitor= {LCD Monitor, CRT Monitor}
- Action=	{Reading, Computer Inputing, Audio

Adjusting ... )
Necessary & Sufficient Property of Reading: (Has_objects only ReadingMaterials)
- Activity= {Indoor, Outdoor}
Indoor= {Presenting, Lecturing, Washing, ... }
Reasoning:
Reading $\ni$ ReadingMaterials

**2.5 온톨로지 기반 베이지안 네트워크 모델링**

온톨로지를 통해서 모델링된 도메인 지식은 추론을 통해서 클래스들 간의 계층적인 구조를 보여준다. 전문가 추론된 온톨로지 구조를 활용하여 행동 클래스에 속한 물체들을 하나의 추론단위로 모델링하게 되는데 이를 프리미티브 베이지안 네트워크라 부른다. 이 때 설계자는 온톨로지의 트리 구조를 반영하기 위해 공통-원인 구조를 바탕으로 전체적인 베이지안 네트워크를 모델링한다. 프리미티브 베이지안 네트워크는 세 종류의 노드로 구성이 되는데 각 노드에 대한 설명이 다음에 정리 되어 있다.

- 행동 노드: 루트 노드, 프리미티브 베이지안 네트워크의 기준
- 클래스 노드: 생성 단위인 공통-원인 구조의 루트 노드. 관련성 있는 물체들을 묶어 줌. 클래스 노드가 갖는 파라미터는 상위 클래스에 함께 속해 있는 다른 클래스와 물체들의 존재에 미치는 영향을 나타냄. 확률 값 출력만 가능.
- 물체 노드: 발견된 물체가 입력 값으로 사용. 파라미터 값은 같은 클래스에서 다른 노드들과 주고 받는 영향력을 나타냄. 물체의 존재 확률을 출력.

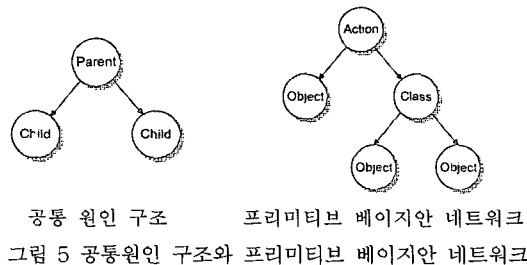


표 2 활동-행동-물체 클래스

클래스	특징	속성	
활동	행동들 간의 관계를 만든다. 이는 베이지안 네트워크 간의 결합을 위해서 사용된다.	Has_action Has_activity	주관적 ↕ 객관적
행동	같은 목적을 위해서 사용되는 다른 종류의 물체들을 묶는다. 하나의 행동에 포함되는 물체들은 적은 규모를 이루고 실제로 설계자는 행동 개념으로 모델링된 부분을 베이지안 네트워크로 모델링한다.	Has_obejct	
물체	같은 기능을 하는 물체들끼리 묶는다.	-	

본 연구에서는 파라미터 설정 방법으로 이진 교차 확률 값 설정 방법을 사용한다. 이진 교차 확률 값 설정 방법은 물체의 존재, 부재를 표현하는 이진 속성의 모든 노드에서 루트 노드의 초기 확률 값을 (0.5, 0.5)로 설정하고 그 외의 노드들은 확률 테이블 값을 대칭적으로 교차되게 구성하는 방법이다. 이는 증거가 없을 때 모든 노드들의 확률 값을 (0.5, 0.5)로 유지시켜 주고, 각 물체가 갖는 영향력을 표현하는데 유용하다.

• 이진 교차 확률 값 설정:

$$P(c_{yes}|parent_{yes}) = P(c_{no}|parent_{no}), \sum_i P(c_{state}|parent_i) = 1$$

이 때  $c$ 는 자식 노드,  $parent$ 는 부모노드

이 때  $P(c_{yes}|parent_{yes})$ 에 해당하는 값을 영향 값이라고 부른다.

• 영향 값:  $P(c_{yes}|parent_{yes})$

이진 교차 확률 값으로 확률 값을 설정하면, 부모 노드로부터 (0.5, 0.5)의 확률 값을 받는 경우 노드가 가진 영향 값  $\alpha$ 가 어떤 값이라도 자식 노드의 확률 값이 (0.5, 0.5)로 유지되는 과정이 다음에 있다.

• 증명.

$$\begin{aligned} P(c_{yes}|parent_{yes}) &= P(c_{yes}|parent_{yes})P(c_{yes}) \\ &\quad + P(c_{yes}|parent_{no})P(parent_{no}) \\ &= \alpha \times 0.5 + (1-\alpha) \times 0.5 \\ &= 0.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(c_{no}|parent_{no}) &= P(c_{no}|parent_{yes})P(parent_{yes}) \\ &\quad + P(c_{no}|parent_{no})P(parent_{no}) \\ &= (1-\alpha) \times 0.5 + \alpha \times 0.5 \\ &= 0.5 \end{aligned}$$

이와 같은 과정이 루트 노드와 그 자식 노드 관계에서부터 다른 자식 노드로 연쇄적으로 일어나며 모든 노드의 확률 값을 (0.5, 0.5)로 유지시켜준다.

같은 클래스 안에서 한 노드(X)의 영향 값이 다른 노드(Y)의 존재에 미치는 영향력은 다음에 나온 수식처럼 2단계로 구해진다.

$$1\text{단계: } P'_{class} = \frac{P_{class} \alpha_X}{P_{class} \alpha_X + (1 - P_{class})(1 - \alpha_X)}$$

$$2\text{단계: } P'_Y = P'_{class} \times \alpha_Y + (1 - P'_{class}) \times (1 - \alpha_Y)$$

물체가 발견되어 노드 X가 증거가 될 경우 먼저 X의 영향 값을 통해 X가 포함된 클래스 노드의 확률 값을 바꾸고 클래스 노드에 속한 다른 자식 노드인 Y에 영향을 미친다. 이와 같은 계산은 같은 클래스에 포함된 모든 노드들뿐만 아니라 전체 모델에 영향을 미치며 그 영향력은 위의 과정을 따라 반복적으로 계산되며 결정된다. 일반적으로 1보다 작은 영향 값들이 반복적으로 확률 값을 감소시켜나가기 때문에 증거로 발견된 노드와 거리가 멀수록 적은 영향을 받게 된다.

## 2.6 온톨로지 기반 베이지안 네트워크 결합

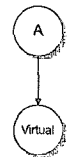
본 논문에서는 온톨로지로 부터 받은 베이지안 네트워크의 상위 구조를 통해 프리미티브 베이지안 네트워크들을 가상적으로 결합하는 방법을 제안한다. 증거 값을 통해 변환 프리미티브 베이지안 네트워크의 루트 노드의 확률 값은 상위 베이지안 네트워크에서 가상 노드의 영향 값으로 사용된다. 이러한 방법은 지식 모델의 재사용 관점에서 물체 관계를 확장하는데 효율적인 방법이다. 결합을 통한 추론 과정이 다음에 정리되어 있다.

1. 주어진 프리미티브 베이지안 네트워크의  $P(\text{root node} | \text{Evidence})$ 를 값을 계산한다.
2. 온톨로지와 결합도를 참고하여 행동(활동) 간의 관계인 상위 베이지안 네트워크를 모델링 한다. (단, 대상 물체가 포함되는 행동 네트워크가 포함된 프리미티브 베이지안 네트워크를 표현하는 노드의 영향 값은 1로 한다)
3. 1단계에서 계산된 결과를 반영하기 위해, 각 프리미티브 베이지안 네트워크의  $P(\text{root node} | \text{Evidence})$  값을 영향 값으로 갖는 가상 노드를 2단계에서 만들어진 활동 노드에 연결한다.
4. 가상 노드를 증거로 설정하고 Belief update를 한다.
5. Belief update 후의 활동 노드의 값을 프리미티브 베이지안 네트워크의 활동 노드에 초기 확률 값으로 설정한다.
6. 이때 해당 베이지안 네트워크에 존재하는 물체 노드의 확률 값을 통해 현재 존재하는 물체의 존재 가능성을 추론한다.

그림 6은 이와 같은 과정을 보여준다.

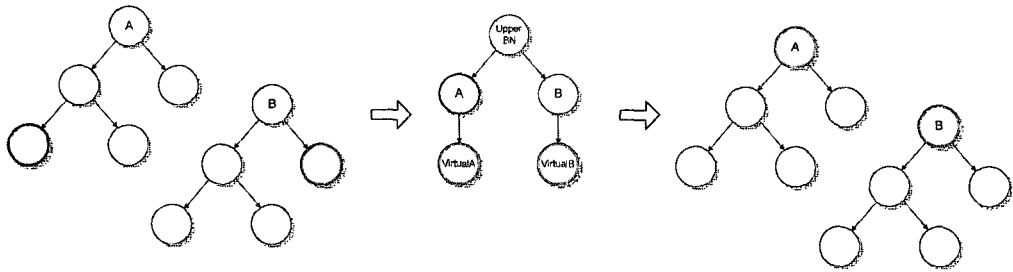
가상 노드를 가진 부모 노드의 확률 값 변화는 이전 베이지안 네트워크에서 갖는 확률적인 영향을 새로운 노드에 반영시켜 줌으로 같은 결합도를 통해 하나로 연결된 베이지안 네트워크와 같은 결과를 보인다.

• 가상 노드를 자식으로 갖는 부모 노드의 확률 값 변화:



$$\begin{aligned} P'_A &= \frac{P_A \alpha_V}{P_A \alpha_V + (1 - P_A)(1 - \alpha_V)} \\ &= \frac{0.5 \alpha_V}{0.5 \alpha_V + (1 - 0.5)(1 - \alpha_V)} = \frac{0.5 \alpha_V}{0.5} = \alpha_V \end{aligned}$$

위의 식처럼 가상 노드에 설정된 영향 값  $\alpha_V$ 는 부모 노드인 A 노드의 확률 값을  $\alpha_V$ 값과 같도록 영향을 미친다. 따라서 가상 노드를 사용하면 새롭게 생성된 베이지안 네트워크에서도 이전의 베이지안 네트워크에서 갖고 있던 확률 값을 반영할 수 있다. 이처럼 결합된 베이지안 네트워크를 통해서 추론된 결과를 다시 해당되는 베이지안 네트워크의 루트 노드의 초기 확률 값으로 입력하면, 결합되어 있을 때와 같이 다른 노드에 영향을 준다.



각 페이지안 네트워크 추론      가상 노드에 추론 값 반영 및 상위 페이지안 네트워크 추론      추론된 값 재반영

그림 6 페이지안 네트워크 결합 추론 과정

이와 같은 방법은 페이지안 네트워크 모듈화를 가능하게 해주고 상황에 맞도록 페이지안 네트워크를 결합하는 것을 가능하게 한다. 또한 요구되는 조건에 따라 페이지안 네트워크들의 결합 정도를 조절할 수 있어 보다 동적이고 유연한 추론 모델 생성을 가능하게 한다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 환경

실험은 제한하는 방법의 유용성을 증명하기 위해서 주어진 환경을 시뮬레이션 환경으로 모델링하여 로봇이 물체를 존재를 추론하는 것과 관계된 성능을 평가하였다. 모델링된 환경은 표 3과 같이 각 장소에 물체가 존재한다.

로봇은 이와 같은 환경에서 빔 프로젝터를 찾는 임무를 수행하였고, 각 장소에서 발견된 물체를 통해서 빔 프로젝터의 존재 확률을 추론하였다. 실험은 페이지안 네트워크의 결합 정도와 물체를 찾는 횟수에 따라 성능 차이를 비교하여 보았다. 표 4에 수행한 실험에 대한 조건이 정리되어 있다.

모형	발견된 물체들						
	의자	책상	컴퓨터	키보드	모니터	철판	스크린
Lecturing							
Presenting							
Projecting							

그림 7 물체 발견에 따른 확률값 변화(퀴리: 빔프로젝터)

3.2 실험 결과

첫 실험은 발견된 물체에 따라 어떤 추론 모델이 선택되는지를 관찰하였다. 발견된 물체에 따라 p&r 알고리즘은 정의된 활동 혹은 행동(추론 모델)과 프리미티브 페이지안 네트워크들을 선택하였다. 이 때, 추론과 결합에 사용된 프리미티브 페이지안 네트워크들은 다음 그림 8과 같다.

주어진 실내 환경 중, 회의실과 컴퓨터실에서의 성공률은 그림 9와 같다.

그래프의 X축은 증거 개수, Y축은 추론 성공률을 나타낸다. 회의실에는 빔프로젝터가 존재한다. 이와 같은

표 3 각 장소에 존재하는 물체

장소	각 장소에 존재하는 주요 물체
컴퓨터실	책상, 의자, 강단, 컴퓨터, 마우스, 마우스패드, 모니터, 키보드, 마이크, 스피커, 칠판, 분필
연구실	책상, 의자, 강단, 컴퓨터, 마우스, 마우스패드, 모니터, 키보드, Usb 허브, UBS 메모리, 스피커, 칠판, 분필, 책장, 책, 노트, 펜, 필통, 파일
휴게실	의자, 책상, 등근의자, 소파, 구선, 책장, 책, 노트, 펜, 필통, 파일, 오디오, 컴퓨터, 모니터, 마우스, 마우스패드, 키보드, USB 메모리, USB 마우스, 자판기, 음료수
회의실	의자, 책상, 강단, 책, 노트, 펜, 필통, 파일, 자, 컴퓨터, 마우스, 마우스패드, 모니터, 키보드, Usb 허브, UBS 메모리, 빔 프로젝터, 프로젝터 스크린, 문, 장
수위실	모니터, 키보드, 마우스, 컴퓨터책상, 의자, 열쇠, 텔레비전

표 4 실험 조건

대상 물체	증거 수	BN 결합도	실험 횟수	기준 값
빔프로젝터	3, 5, 7, 9	60%, 75%, 90%	각 장소 100회씩 3회 반복	65%

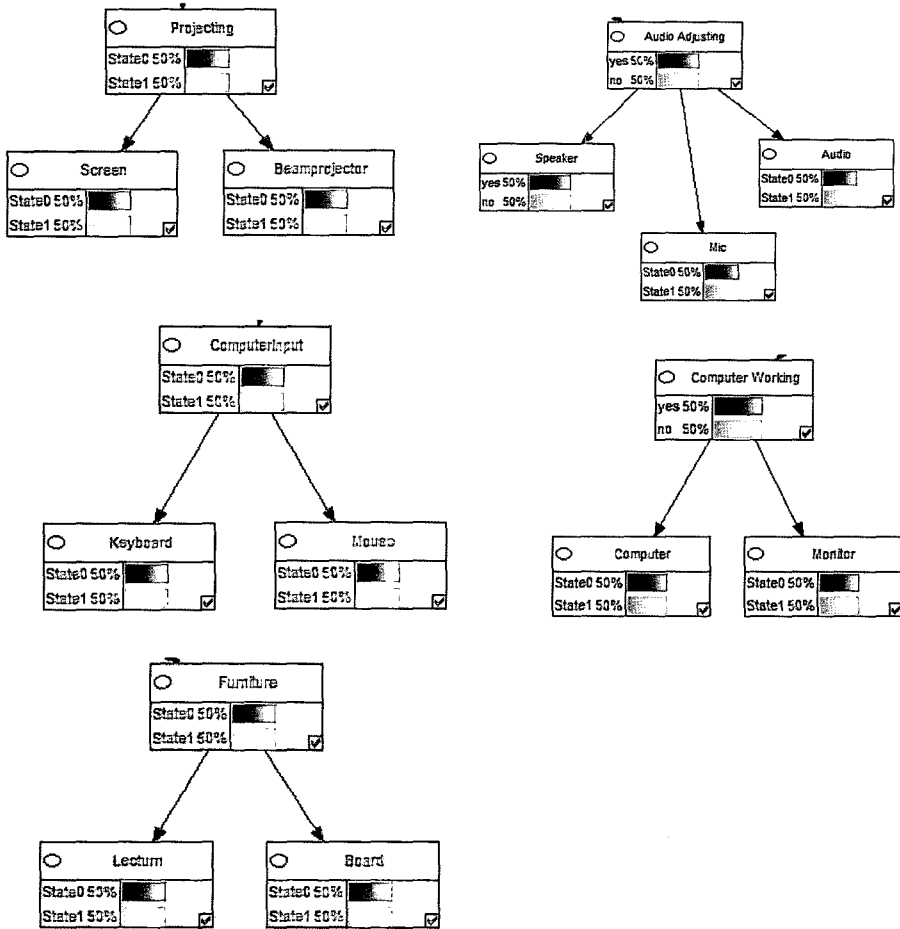


그림 8 결합에 사용된 프리미티브 베이지안 네트워크들

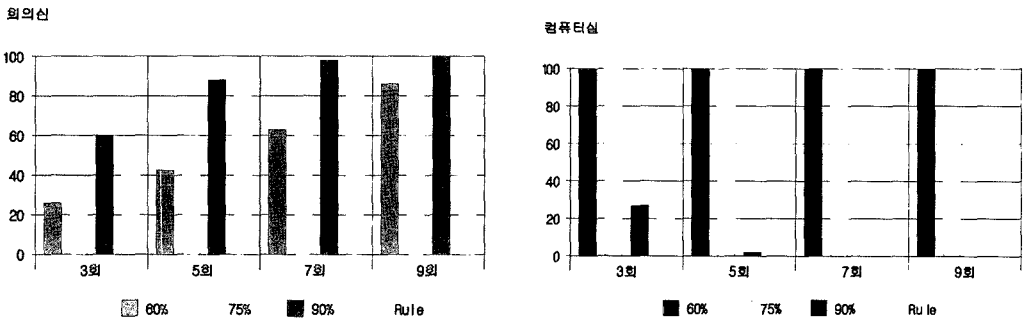


그림 9 회의실에서의 빔프로젝터 추론 결과

조건에서 성공률은 증거 수가 많고 결합도가 높을수록 높아지는 성향을 보였다. 이는 빔프로젝터와 관련된 증거가 많이 발견되고, 추론 모델이 증거에 민감할수록 빔프로젝터가 존재한다고 판단하기 쉽기 때문으로 분석된다. 결합도가 낮더라도 증거를 충분히 모으는 경우 80%

에 가까운 성공률을 보였다. 반면 빔프로젝터가 존재하지 않는 컴퓨터실에서는 증거의 수가 많아지고 모델이 증거에 민감할수록 성공률이 떨어지는 것을 알 수 있다. 이를 통해서 추론 성능이 영향을 받는 조건을 다음과 같이 정리할 수 있다.



• 조건에 따른 성공률:

물체가 존재하는 경우: 결합도 높음, 찾는 횟수 많음  
 물체가 존재하지 않는 경우: 결합도 낮음, 찾는 횟수 적음

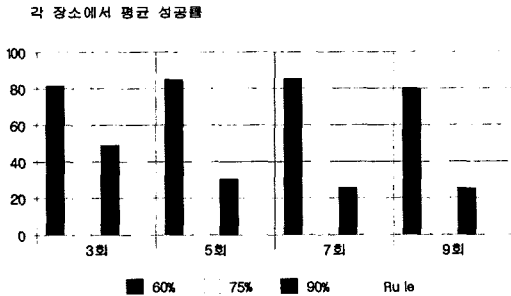


그림 10 모든 장소에서의 빔프로젝터 추론 성공률 평균

전체적인 성공률은 결합도가 낮은 60%에서 모든 증거 수에 대해 성공률이 가장 높게 나타났고, rule의 경우 물체가 존재하지 않는 경우에도 존재한다고 판단하는 False-Positive 에러를 발생시키는 경우가 많아 20% 정도의 낮은 성공률을 보여주었다. 이와 같은 결과를 통해서 결합도를 줄이고 탐색하는 물체의 수를 증가시키는 경우, 증거 누적에 의한 판단 기능으로 추론 성능이 높은 것을 알 수 있다. 이는 낮은 결합도로 인해 rule과 같은 False-Positive 오류를 줄이면서도 많은 물체를 증거로 사용할 때 다양성이 좋아지기 때문으로 분석된다. 이 경우 물체 인식에 드는 비용이 증가할 수 있지만 불확실성이 존재하는 환경에서는 효과적임을 알 수 있다. 이는 증거 누적에 의한 귀납적 추론이 가능한 베이저안 네트워크의 장점이 반영된 것으로 보인다.

4. 결론 및 토의

본 연구에서는 실내 환경에서 동작하는 서비스 로봇이 물체를 인식할 때 발생할 수 있는 불확실한 상황을 해결하기 위한 방법을 제안하였다. 서비스 로봇은 이동을 하며 환경을 인식하고 또, 실내 환경은 고정되어 있지 않고 가변적이기 때문에 로봇에게 입력된 영상에서 인식하려는 물체는 작거나 다른 물체에 의해 가려져 인식하기 어려운 상황이 발생한다. 제안하는 방법은 온톨로지와 베이저안 네트워크를 함께 사용하여 전체적인 도메인 지식을 온톨로지 모 델링하고, 이 통해 추론 모델 선택과 확장이 동적으로 이루어지도록 하였다.

실험을 통해서 조건에 따른 제안하는 방법의 성공률을 검증하였는데, 실험 결과는 낮은 결합도로 결합된 모델에 많은 증거를 사용할 때 다양성이 유지되며 다른 모델에 비해 False-Positive 에러와 True-Negative 에

러에 강건한 것으로 관측되었다. 이는 확률 모델에 의한 귀납 추론을 방법의 장점을 보여준다.

향후 연구로는 온톨로지로부터 직접 베이저안 네트워크를 만들기 위한 방법과 다양한 컨텍스트 정보를 함께 사용하여 성능을 높이기 위한 연구를 수행하고자 한다. 또한, 실시간으로 결합도를 조절하여 결합하는 방법과 확률 값을 떨어뜨리도록 추론하는 방법에 대해서도 연구할 계획이다.

참고 문헌

- [1] P. Dario, et al., "Robot assistants: Applications and evolution," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 18, pp. 225-234, 1996.
- [2] N. Roy, et al., "Towards personal service robots for the elderly," *Proc. Interactive Robots and Entertainment*, 2000.
- [3] 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.
- [4] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [5] B. Chandrasekaran, JR Josephson, and VR Benjamins, "What are ontologies, and why do we need them," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 20-26, 1999.
- [6] A. Torralba, et al., "Context-based vision system for place and object recognition," *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, pp. 273-280, 2003.
- [7] Torralba, K. Murphy, and W. Freeman, "Contextual Models for Object Detection using Boosted Random Fields," *AI Memo*, 2004.
- [8] M. Marengoni, et al., "Decision making and uncertainty management in a 3D reconstruction system," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 25., no. 7, pp. 852-858, 2003.
- [9] R. T. Collins, et al., "The ascender system: Automated site modeling from multiple aerial images," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 72, no. 2, pp. 143-162, 1998.
- [10] G. Socher, et al., "Bayesian reasoning on qualitative descriptions from images and speech," *Image and Vision Computing*, vol. 18, pp. 155-172, 2000.
- [11] J. Luo, and et al., "Probabilistic Spatial Context Models for Scene Content Understanding," *IEEE Computer Society International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 235-241, 2003.
- [12] Y. S. Song and S. B. Cho, "Reasoning Occluded Objects in Indoor Environment Using Bayesian

Network for Robot Effective Service," *Journal of KISS: Computing Practices*, vol. 12, no. 1, pp. 56-64, 2006.

- [13] 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.
- [14] L. S. Vygotsky, *Mind in Society*, Harvard University Press, 1978.



송 윤 석

2004년 연세대학교 컴퓨터 과학과(학사)  
2006년 연세대학교 컴퓨터 과학과(석사)  
2006년~현재 LG 전자 근무 중. 관심분야는 지능형 시스템, 인공지능, 임베디드 시스템

조 성 배

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제  
제 13 권 제 1 호 참고