

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

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

송윤석 · 조성배

Youn-Suk Song and Sung-Bae Cho

연세대학교 컴퓨터 과학과

### 요 약

최근 실내 환경에서 로봇의 서비스를 위해 영상 정보를 사용하기 위한 연구가 활발하다. 과거의 영상 처리 접근 방법은 미리 정의된 기하학적 모델에 기반 하기에, 이를 실내 환경과 같은 가변적인 환경에 적용할 시 성능이 저하된다. 이에 지식을 기반으로 불확실성을 해결하여 영상 인식 성능을 높이기 위한 다양한 연구가 진행되어 왔다. 본 논문에서는 실내에서 활동하는 서비스 로봇의 물체 탐색 성능을 향상시키기 위해, 대상 물체가 다른 물체에 의해서 가려져 있는 경우 대상 물체의 존재 여부를 추론하기 위한 베이지안 네트워크 모델링 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 물체 간의 관계를 모델링하여 발견된 물체를 통해 대상 물체를 추론할 수 있게 하였다. 이를 위해 작은 규모의 베이지안 네트워크(프리티티브 베이지안 네트워크)를 위한 설계 방법을 정의하고 이들을 다시 상황에 맞게 결합하였다. 실험은 설계된 모델의 성능을 검증하기 위해 수행되었는데, 5가지 장소에서 82.8%의 정확도를 보여주었다.

### Abstract

Recently the study that exploits visual information for the services of robot in indoor environments is active. Conventional image processing approaches are based on the pre-defined geometric models, so their performances are likely to decrease when they are applied to the uncertain and dynamic environments. For this, diverse researches to manage the uncertainty based on the knowledge for improving image recognition performance have been doing. In this paper, we propose a Bayesian network modeling method for predicting the existence of target objects when they are occluded by other ones for improving the object detection performance of the service robots. The proposed method makes object relationship, so that it allows to predict the target object through observed ones. For this, we define the design method for small size Bayesian networks (primitive Bayesian network), and allow to integrate them following to the situations. The experiments are performed for verifying the performance of constructed model, and they shows 82.8% of accuracy in 5 places.

**Key Words** : 영상 인식, 베이지안 네트워크, 서비스 로봇, 가려진 물체 추론

### 1. 서 론

서비스 로봇에 대한 수요가 증가하면서 이들의 성능 향상을 위한 연구가 진행되고 있다[1]. 그 중 로봇이 보다 정확하고 지능적인 서비스를 사용자에게 제공하기 위해 영상 정보를 통해 물체를 인식하거나 상황을 인식하는 것은 중요한 연구 분야이다. 과거 고정된 산업 현장에서 기능하던 로봇과는 달리 서비스 로봇은 인간과 함께 거주하며 변화하는 실내 환경에서 서비스를 제공하는데, 이와 같은 환경은 영상 정보

의 불확실성을 발생시킬 수 있어 이를 처리하는 것은 중요하다. 이를 위해 미리 설계되어 있는 기하학적 모델을 기반으로 물체나 상황을 인식하던 전통적인 방법에 지식을 사용하여 불확실성을 처리하고, 기존의 방법으로는 처리할 수 없었던 상황을 인식하거나 처리함으로써 영상 인식 성능을 향상시키려는 연구가 있어 왔다[2].

그 중 베이지안 네트워크는 지식을 모델링하기 위한 좋은 방법으로 알려져, 여러 연구에서 이를 적용하였다. Socher 등은 시각 정보와 사용자의 음성 정보를 함께 사용하여 물체를 인식하기 위해, 베이지안 네트워크를 통해 이들 간의 관계를 모델링하였다. Marengoni 등은 항공사진을 효과적으로 분석하기 위해 기존의 시스템에 베이지안 네트워크를 사용하여 적절한 영상 처리 함수를 선택하고 결정하는 방법을 제안하였다. Park 등은 베이지안 네트워크를 통해 저수준의 정보로는 추론하기 어려운 사람의 행동과 상호 작용을 확률적으로 모델링하여 추론하도록 하였다. Luo 등은 사진 이미지로

접수일자 : 2005년 10월 21일

완료일자 : 2005년 12월 5일

감사의 글 : 본 연구는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구 개발 사업 (인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

부터 특징을 뽑아내어 물체와 색과 같은 정보와, 보다 저수준의 정보를 함께 사용하여 원하는 이미지로 분류하기 위해 베이저안 네트워크를 사용하였다. 관련 연구들이 표 1에 정리되어 있다.

표 1. 베이저안 네트워크 기반 영상 인식 관련 연구.  
Table 1. Related works based on Bayesian network for image recognition.

연구자	년도	연구 목적
Socher [3]	2000	물체 인식
Marengoni [4]	2003	항공사진 분석
Park [5]	2004	사람의 상호작용 인식
Luo [6]	2005	사진 특징 추출

본 논문에서는 물체 인식 성능을 높이기 위해 가려진 물체의 존재 여부를 추론하는 방법으로 물체 관계를 베이저안 네트워크를 통해 모델링하는 방법을 제안한다.

## 2. 베이저안 네트워크 모델링

베이저안 네트워크는 베이즈 규칙을 기반으로 노드로 표현되는 각 변수의 의존 관계를 확률적으로 모델링 하여 관측된 변수의 상태를 증거로 다른 변수들의 상태에 대한 신뢰값을 구하기 위한 DAG (Directed Acyclic Graph) 모델이다 [7]. 불확실성을 모델링하기 위해 베이저안 네트워크가 널리 쓰임에 따라 이를 위한 추론 알고리즘과 설계 도구들이 개발되어 왔고, 이에 따라 큰 규모의 문제에 베이저안 네트워크가 사용됨에 따라 다양한 설계 방법들이 제안되었다.

90년대 Laskey 등은 세부 문제들로의 모듈화, 객체 지향적 개념, 지식, 평가 등을 통해 베이저안 네트워크를 설계해 가는 방법을 연구하여 이를 군사 시스템에 적용하였다[8]. 이들은 변수 간의 일반적인 확률 관계를 하나의 객체로 보고 이를 기반으로 특정 문제에 맞도록 추론 모델을 설계하기 위해 Noisy-Min 등과 같은 방법으로 베이저안 네트워크를 결합하여 추론 모델을 설계하였다.

Koller 등도 큰 규모의 도메인에서 베이저안 네트워크를 설계하기 위해 복잡한 도메인을 객체들 간의 관계로 묘사하기 위한 객체 지향 베이저안 네트워크를 제안하였다[9]. 이는 베이저안 네트워크를 하나의 통계적 기능의 프로그램으로 보고 이를 라이브러리화 하여 특정 확률 모델 문제를 위해 사용한다. Neil 등은 큰 규모의 베이저안 네트워크를 설계하기 위해서 Idiom이라 불리는 5가지 기본 설계 단위를 제안하여 설계 시 어떤 구조를 사용해야 할지를 정의하였다[10]. 이들은 이와 같은 기본 구조와 객체 지향적 개념을 사용하여 하나의 중심 베이저안 네트워크에 여러 개의 주변 베이저안 네트워크를 결합하는 방법으로 시스템의 안정성을 평가하는 베이저안 네트워크를 설계하였다.

본 논문에서는 베이저안 네트워크를 사용하여 다양한 물체들 간의 관계를 모델링하기 위한 방법을 제안한다. 이는 서비스 로봇이 물체를 인식할 때, 물체가 가려져 있는 경우 대상 물체의 존재 여부를 추론할 때 유용하다. 제안하는 방법은 효율적인 모델링을 위해서 기본적인 물체 관계 모델과 이 때 적용될 수 있는 확률 값 설정 방법을 정의하였다. 또한 설계 규모와 중복을 줄이기 위해서 위의 방법으로 설계된 기

본 단위의 베이저안 네트워크(프리미티브 베이저안 네트워크)를 상황에 따라 상위 베이저안 네트워크를 통해 결합하는 방법을 정의하였다.

## 3. 제안하는 물체 관계 모델링 방법

### 3.1 활동 이론

활동은 특정 대상을 도구(본 논문에서는 물체만을 의미)를 사용하여 원하는 결과(목적)를 달성하는 과정으로 1920년대에 Vygosky 는 도구에 의해서 인간의 활동이 증대된다고 제안하여 ‘주체-도구-대상’의 간단한 구조를 통해 활동 모델을 만들었다[11]. 그 후 Leont’ev 에 의해서 공동체 개념이 추가가 되고 1999년 Engestrom 등에 의해서 확장된 활동 이론은 앞서 소개된 이론을 바탕으로 공동체와 주체는 규칙에 의해서 관계가 만들어지고 객체와 사회는 일의 분담으로 관계를 갖는다는 내용을 추가하였고[12], 이러한 활동은 같은 목적을 가진 다른 활동(행동)들로 구성되며 포함관계를 갖는다[13].

본 논문에서는 이와 같은 활동 개념을 사용하여 물체 간의 관계를 만들고, 다시 활동 간의 관계를 상위 수준에서 정의하여 여러 물체들 간의 관계를 필요에 따라 확장한다. 그림 1 에는 활동 이론에서 사용되는 요소들 간의 관계가 나타나 있다.

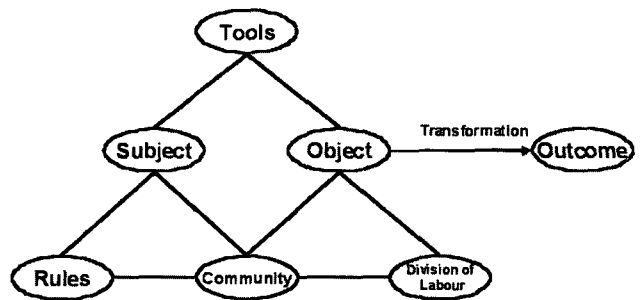


그림 1. 활동 이론 속의 물체(도구)  
Fig 1. Objects(tools) in activity theory

### 3.2 전체적인 모델링 프로세스

물체들 간의 관계를 모델링하기 위해 본 논문에서는 물체들의 존재 목적을 표현하는 활동을 기준으로 이들 간의 관계를 모델링하였다. 물체 관계를 모델링 하는 전체적인 과정은 다음과 같다.

#### 1> 도메인 분석

서비스 환경에서 모델링 해야 하는 물체들을 조사하고 각 물체들이 포함될 수 있는 최소 단위의 활동(목적)을 기준으로 물체 간의 관계를 분석한다.

#### 2> 물체 관계 모델링 단계: 프리미티브 베이저안 네트워크 설계

같은 활동에 속한 물체들 간의 관계를 정해진 기준에 따라 분류하여 해당 되는 베이저안 네트워크로 설계한다.

#### 3> 활동 관계 모델링 단계: 베이저안 네트워크 결합

상위 수준에서 활동들 간의 관계를 스크립트를 통해 표현

한다. 사용되는 증거 값은 프리미티브 베이저안 네트워크의 활동에 해당되는 루트 노드의 확률 값을 사용한다.

4> 테스트

설계된 추론 모델을 서비스 환경에서 사용하며 검증을 한다.

그림 2는 이와 같은 과정을 통해 설계된 간단한 추론 모듈의 구조를 보여준다.

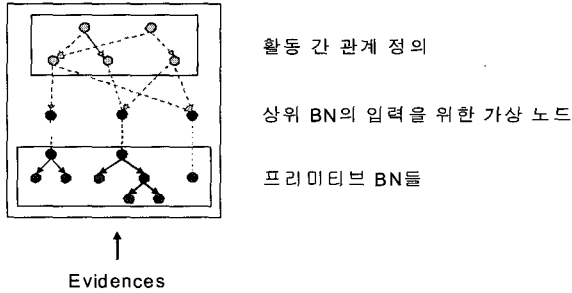


그림 2. 물체 관계 기반 추론 모듈.  
Fig 2. Inference module based on Object relationship.

3.3절과 3.4절에서는 물체 관계를 모델링하는 방법과 이들을 결합하는 방법에 대해서 설명한다.

3.3 물체 관계 모델링 단계

3.3.1 프리미티브 베이저안 네트워크

프리미티브 베이저안 네트워크는 물체 관계를 표현하기 위한 기본 설계 단위로서 여러 베이저안 네트워크를 구성하는데 사용된다. 프리미티브 베이저안 네트워크는 루트 노드를 활동으로 하는 트리 구조로서 활동, 클래스, 물체, 가상 노드의 4가지 종류로 구성된다. 각 노드들의 정의는 다음과 같다.

- 활동 노드: 루트 노드. 프리미티브 베이저안 네트워크를 구분하는 기준. 상위 수준의 활동 관계 모듈과 영향을 주고받기 위한 입력 출력으로 사용 됨.
- 클래스 노드: 필요한 경우 물체간의 관계를 세분화하기 위해서 사용.
- 물체 노드: 물체를 표현. 입력과 출력으로 사용됨.
- 가상 노드: 물체 간의 관계를 조정하기 위해서 사용.

간단한 프리미티브 베이저안 네트워크의 구조가 그림 3에 있다.

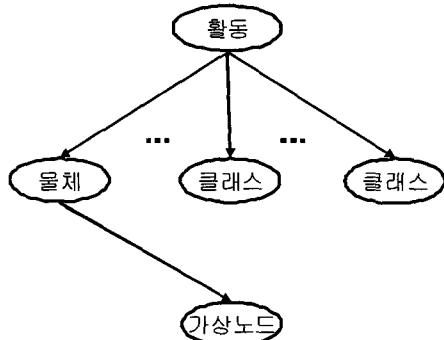


그림 3. 프리미티브 베이저안 네트워크.  
Fig 3. Primitive Bayesian network.

3.3.2 프리미티브 베이저안 네트워크의 기본 구조들

베이저안 네트워크를 사용하여 물체들 간의 관계를 모델링하기 위하여 본 논문에서는 물체들 간의 관계를 동등, 부속, 부등 관계로 정의하였다. 두 물체 X, Y 간의 기본적인 관계는 다음과 같은 확률적인 관계로 표현될 수 있다.

- 동등관계:  $P(X|Y) = P(Y|X)$
- 부속관계:  $P(Y|X) = P(X|Y) = 1$
- 부등관계:  $P(X|Y) \neq P(Y|X) \text{ and } P(Z|X, Y) \neq P(Z|X), P(Z|Y)$

위에서 정의된 물체들 간의 관계를 모델링하기 위해 본 논문에서는 각 경우에 대해 그림 4와 같은 구조들을 사용하였다.

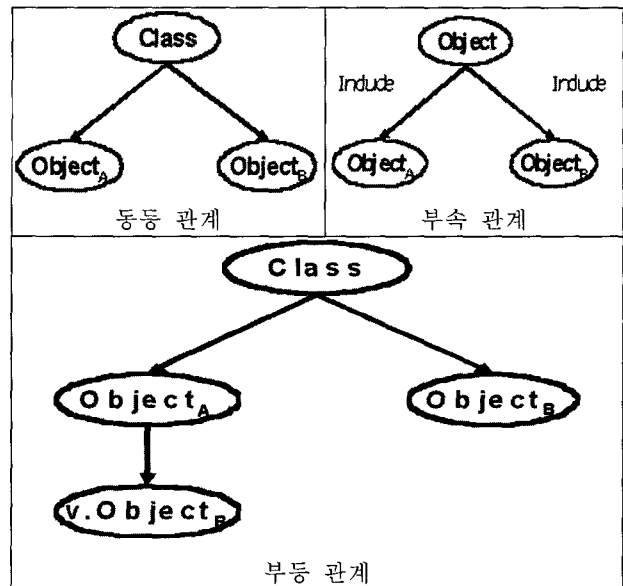


그림 4. 물체들 간의 관계를 위한 구조 (v는 가상 노드를 의미)

Fig 4. Structures for object relationship (v means the virtual node)

3.3.3 이진 교차 확률 값 설정

보이지 않는 물체를 발견된 물체를 통해 추론할 때, 증거가 없을 때 그 물체의 존재 여부에 대한 기대 값이 중립이 되는 것은 중요하다. 일반적으로 베이저안 네트워크의 확률 값 설정은 어려운 문제로 알려져 있다. 이를 위해 noisy-or 과 같은 방법을 통해 확률 값을 설정하거나 데이터를 통해 학습하는 방법 등이 사용되었으나 이와 같은 방법은 초기 확률 값을 단일한(uniform) 형태로 유지하기가 어렵다. 이에 본 논문에서는 다음과 같은 조건을 만족하도록 확률 값을 설정하였는데, 이는 쉽게 단일 형태의 확률 값이 유지되도록 하였다.

$$\sum_{parent_i} P(child_{state} | parent_i) = 1$$

이 때, parent<sub>i</sub> 는 부모의 상태.

이 경우,  $P(child_{yes} | parent_{yes})$  에 해당하는 확률 값을 영향 값이라고 하는데 이는 같은 부모를 갖는 다른 노드가 표

현하는 물체의 존재 확률에 미치는 영향력으로 해석한다. 이와 같은 설정 방법은 부모 노드와 자식 노드가 모두 이진 상태일 경우 부모의 상태에 대한 자식의 상태 확률 값을 테이블로 나타냈을 때 대각선에 있는 값이 같은 형태를 보이므로 이진 교차 확률 값 설정이라고 불린다. 이진 교차 확률 값 설정은 영향 값만 고려하면 되므로 물체가 다른 물체의 존재에 미치는 영향력을 쉽게 표현하고 설정한다. 자식 노드에 의해 설정된 영향 값  $\alpha$ 에 상관없이 루트 노드가 단일 값일 경우 연쇄적으로 자식의 초기 확률 값이 단일한 형태가 되는 것은 다음 수식을 통해서 증명된다.

$$P(C_{yes} | P) = P(C_{yes} | P_{yes})P(P_{yes}) + P(C_{yes} | P_{no})P(P_{no})$$

$$= \alpha \times 0.5 + (1 - \alpha) \times 0.5$$

$$= 0.5$$

이 때, C는 자식 노드 P는 부모 노드.

### 3.4 활동 관계 모델링 단계

앞의 과정을 통해 설계된 프리미티브 베이지안 네트워크들은 보다 복잡한 목적을 표현하는 활동 노드를 기준으로 결합되어 물체들 간의 관계를 확장한다. 이를 위해 본 논문에서는 스크립트를 바탕으로 상위 수준에서 활동들 간의 관계를 모델링 하여 이를 통해 여러 프리미티브 네트워크들이 확률적인 영향을 받으며 추론되는 방법을 제안한다. 이는 활동 베이지안 네트워크라고 불리는 상위 수준의 베이지안 네트워크를 추론하는 상황에 맞게 설계하고, 프리미티브 베이지안 네트워크의 루트 노드인 활동 노드를 다른 프리미티브 베이지안 네트워크와 영향력을 주고받기 위한 입력과 출력으로 사용하여 대상 물체의 존재를 추론한다.

#### 3.4.1 활동 간의 관계

활동은 목표처럼 관련된 여러 활동들로 구성되어 있다. 이와 같은 특징은 활동을 기준으로 물체들 간의 관계를 모델링할 때 이를 모듈화 할 수 있다는 것을 의미한다. 본 논문에서는 활동 간의 관계를 부분, 공동체, 지원, 베타, 독립의 5가지 관계로 나누고 이에 대한 기준을 활동 이론을 바탕으로 (목적, 행동, 주체, 대상, 시간, 장소)로 삼았다. 목적은 활동이 추구하고 있는 동기를 의미하며 행동은 활동이 실질적으로 수행하는 행위와 관련된다. 주체는 활동을 하는 개체를 의미하고 대상은 활동을 통해 목적을 달성하고자 하는 대상으로 유형적, 무형적 대상이 모두 포함된다. 시간은 활동이 발생해서 종료하기까지의 시간을 의미하고 장소는 활동이 발생하고 있는 장소이다. 그림 5는 두 활동 간의 시간 관계를 보여준다.

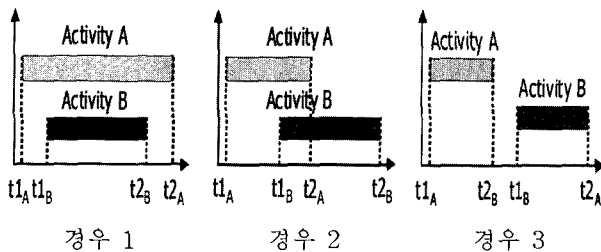


그림 5. 두 활동 간의 시간 관계

Fig. 5. Time relationship between two activities.

경우 1은 하나의 활동을 하고 있는 가운데 다른 활동이 동시에 진행되는 경우이다. 경우 2는 하나의 활동을 하고 있는

가운데 다른 활동이 발생하여 먼저 있던 활동이 종료되어도 지속되는 경우이다. 경우 3은 동시에 두 활동이 발생하지 않는 경우를 의미한다. 두 활동 A와 B의 각 경우에 따른 시간 관계는 다음처럼 정리 된다.

- 경우 1:  $t_{1A} \leq t_{1B}, t_{2B} \leq t_{2A}$
- 경우 2:  $t_{1A} \leq t_{1B}, t_{2A} \leq t_{2B}$
- 경우 3:  $t_{2B} \leq t_{1B}$

이와 같은 기준을 바탕으로 각 활동들 간의 관계를 활동 이론에 따라 표 2와 같이 정리하였다.

표 2. 활동 간의 관계.

Table 2. The relationship between activities.

	목적	행동	주체	대상	시간	장소
계층 관계	같음	다름	같음	같음	경우1	같음
공동체 관계	같음	-	다름	같음	경우1	같음
지원 관계	다름	다름	-	다름	경우1	같음
베타 관계	다름	다름	같음	-	경우3	다름
독립 관계	위에 해당되지 않는 활동					

본 논문에서는 물체 관계 모델링을 위해서 활동들이 같은 목적을 위해서 존재하는 계층 혹은 공동체 관계인 경우를 모델링 하여 관계된 프리미티브 베이지안 네트워크들을 결합하였다.

#### 3.4.2 베이지안 네트워크 결합

활동들로 구성된 활동 관계 베이지안 네트워크는 스크립트를 통해서 정의된다. 스크립트는 <PrimitiveBNs> 태그를 통해서 결합에 사용하기 위한 이미 설계된 프리미티브 베이지안 네트워크들을 선언하고 이들 간의 관계를 <ActivityRelation> 태그를 통해서 표현한다. 이 때 활동 간의 관계는 두 활동씩 표현되는데, 앞 쪽에 있는 활동이 뒤에 나오는 활동의 부모 노드가 되며 자식 노드 오른쪽에 정의된 숫자는 자식 노드가 가지고 있는 영향 값이다. 표 3에 프리젠테이션 활동을 추가하여 기존의 활동들 간의 관계를 표현하기 위한 스크립트가 나와 있다.

표 3. 활동 간의 관계를 정의하기 위한 스크립트.

Table 3. Scripts for defining activity relationship.

```

<PrimitiveBNs>
Computer;
Study;
Sitting;
</PrimitiveBNs>

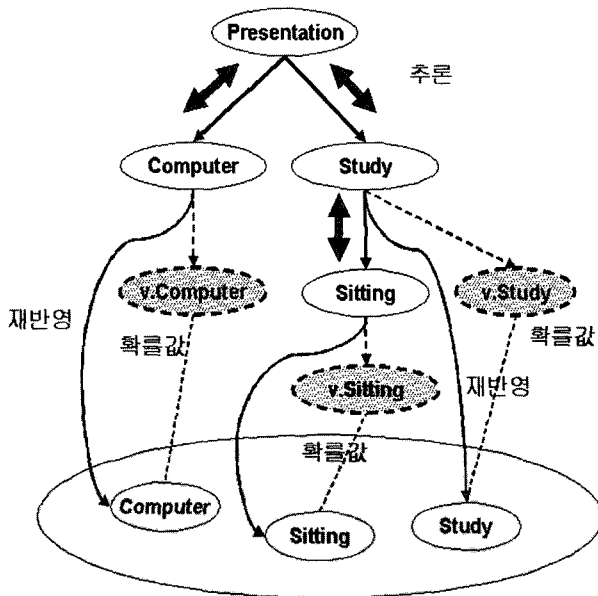
<ActivityRelation>
Presentation Computer 0.8;
Presentation Study 0.7;
Study Sitting 0.7;
</ActivityRelation>
    
```

상위 활동 베이지안 네트워크는 발견된 물체들을 통해 변환된 프리미티브 베이지안 네트워크의 루트 노드인 활동 노드를 증거로 사용하는데, 위해서 가상 노드를 사용한다. 가상

노드는 현재 활동 노드의 확률 값을 영향 값으로 갖는다. 프러미티브 베이지안 네트워크를 표현하는 활동 베이지안 네트워크의 리프 노드들은 모두 가상 노드를 자식으로 갖는다. 이 때, 가상 노드를 증거로 설정하게 되면 다음 식에 의해서 이를 자식으로 가진 활동 노드의 확률 값이 변하게 된다.

$$P_{activityA}^i = \frac{P_{activityA} P_{v.activityA}}{P_{activityA} P_{v.activityA} + (1 - P_{activityA})(1 - P_{v.activityA})}$$

이와 같은 변화를 메시지 전달 알고리즘[8]을 사용하여 활동 베이지안 네트워크에 있는 모든 노드로 전달하고 이를 통해 변화된 확률 값을 다시 해당되는 프러미티브 베이지안 네트워크의 활동 노드의 초기 값으로 입력하여 찾고자 하는 대상 물체의 존재를 추론한다. 그림 6은 이처럼 프러미티브 베이지안 네트워크를 활동 베이지안 네트워크를 통해 결합하고 추론된 결과를 다시 반영하여 대상 물체의 존재를 추론하는 것을 나타낸다.



프러미티브 베이지안 네트워크 풀

그림 6. 프러미티브 베이지안 네트워크 결합 및 추론.

Fig. 6. Integration of primitive Bayesian networks and inference.

#### 4. 실험 및 결과

##### 4.1 실험 환경

실험은 제안하는 모델의 성능을 검사하기 위해 수행되었다. 본 연구가 적용되는 환경은 대학교 실내 환경으로 모델링 대상이 되는 물체와 물체들이 존재하는 장소는 표 4와 같다. 이와 같은 환경에서 이미 발견된 물체를 통해 각 장소에서 발견되지 않은 대상 물체를 추론할 때의 확률 값을 기반으로 추론의 정확도를 평가하였다.

표 4. 환경 정보.

Table 4. Environment Information.

분류	내용	수
장소	강의실, 컴퓨터실, 화장실, 연구실, 휴게실, 회의실	6
물체	책상, 의자, 등근 탁자, 소파, 쿠션, 강의대, 강단, 책장, 노트, 책, 펜, 필통, 파일함, 자, 쓰레기통, 세면대, 변기, 벽시계, 에어컨, 전화기, 컴퓨터, 마우스, 마우스 패드, 모니터, 키보드, USB 허브, USB 메모리, 빔 프로젝터, 스크린, 오디오, 스피커, 마이크, 칠판, 분필, 분필지우개, 분필 털기, 커튼, 물통, 문, 창문, 자판기, 음료수, 열쇠	43

##### 4.2 실험 결과

실험은 5개의 장소 (컴퓨터실, 연구실, 휴게실, 회의실, 세미나실)에서 세미나실에 존재하는 빔 프로젝터의 존재 가능성을 추론하는 것을 통해 수행되었다. 이 때, 서비스 로봇은 여러 장소들을 다니며 빔 프로젝터를 찾고, 각 장소에 존재하는 물체들은 임의의 순서로 발견된다고 하였다. 실험 결과가 그림 7에 나와 있다.

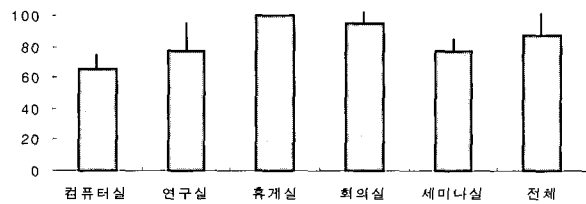


그림 7. 추론의 정확도.

Fig. 7. The accuracy of inference.

로봇은 5개의 물체를 발견하는 동안 기준 값 70%에서 각 장소에 대해 빔 프로젝터의 존재 확률을 예측하였다. 추론 결과는 전체적으로 82.8%의 좋은 결과를 보여주었지만, 컴퓨터실에서는 상대적으로 낮은 정확도를 보여 주었다. 이는 빔 프로젝터가 존재하지 않지만 관련된 물체가 많이 존재하는 환경에서는 상대적으로 False-positive 에러가 발생하기 쉽기 때문인 것으로 분석된다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 서비스 로봇의 물체 인식 성능을 높이기 위해서 물체 관계를 베이지안 네트워크를 기반으로 모델링하여 가려진 물체를 추론하기 위한 방법을 제안하였다. 효율적인 설계를 위해 부분적으로 설계된 베이지안 네트워크를 결합하여 전체적인 추론 모듈을 구성하도록 하였고, 이진 교차 확률 값 설정을 통해 물체들 간에 존재하는 영향력 관계를 쉽게 표현할 수 있게 하였다. 실험 결과는 설계된 베이지안 네트워크의 추론 성능이 좋다는 것을 보여주었다.

추후엔 다양하게 결합된 여러 추론 모델들의 결과를 앙상블 하여 성능을 높이기 위한 연구와 프러미티브 베이지안 네트워크들 간의 관계를 동적으로 만들고 이를 실제 환경에 적용하기 위한 연구 등을 수행하고자 한다.

### 참고 문헌

- [1] P. Dario, *et al.*, "Robot assistants: Applications and evolution," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 18, pp. 225-234, 1996.
- [2] 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.
- [3] G. Socher, *et al.*, "Bayesian reasoning on qualitative descriptions from images and speech," *Image and Vision Computing*, vol. 18, pp. 155-172, 2000.
- [4] 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.
- [5] S. Park and J. K. Aggarwal, "A hierarchical Bayesian network for event recognition of human actions and interactions," *Acm Journal of Multimedia Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 164-179, 2004.
- [6] J. Luo, *et al.*, "A Bayesian network-based framework for semantic image understanding," *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 919-934, 2005.
- [7] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [8] K. B. Laskey, *et al.*, "Network fragments: Representing knowledge for constructing probabilistic models," *Proc. of 13th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 334-341, 1997.
- [9] D. Koller, *et al.*, "Object oriented Bayesian networks," *Proc. of 13th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 302-313, 1997.
- [10] M. Neil, *et al.*, "Building large-scale Bayesian networks," *The Knowledge Engineering Review*, vol. 15, no. 3, pp. 257-284, 2000.
- [11] L. S. Vygotsky, *Mind in Society*, Harvard University Press, 1978.
- [12] M. Kaenampornpan, *et al.*, "Modeling context: An activity theory approach," *Proc. 2nd European Symposium on Ambient Intelligence*, pp. 367-374, 2004.
- [13] R. A. Brooks, "Intelligence without representation," *Artificial Intelligence*, vol. 47, pp. 139-159, 1991.

### 저자 소개



**송윤석(Song, Youn-Suk)**

2004년 : 연세대 컴퓨터 과학과 학사  
2004년~현재 : 동 대학원 컴퓨터 과학과 석사과정

관심분야 : 지능형 로봇, 지능형 에이전트, 인공 생명

Phone : 02-2123-4803

Fax : 02-365-2579

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



**조성배(Cho, Sung-Bae)**

1988년 : 연세대 전산학과 학사  
1990년 : 한국과학기술원 전산학과 석사  
1993년 : 한국과학기술원 전산학과 박사  
1993년~1995년 : 일본 ATR 인간정보통신 연구소 객원 연구원.  
1998년 : 호주 Univ. of New South Wales 초청 연구원.

1995년~현재 : 연세대학교 컴퓨터 과학과 정교수.

관심분야 : 신경망, 패턴인식, 지능정보처리

Phone : 02-2123-2720

Fax : 02-365-2579

E-mail : sbcho@cs.yonsei.ac.kr