

로봇의 효과적인 서비스를 위해 베이지안 네트워크 기반의 실내 환경의 가려진 물체 추론 (Reasoning Occluded Objects in Indoor Environment Using Bayesian Network for Robot Effective Service)

송 윤 석 * 조 성 배 **
(Youn-Suk Song) (Sung-Bae Cho)

요 약 최근 서비스 로봇에 대한 연구가 여러분야에서 활발해지며, 노인 보조와 같은 실내 서비스를 위한 연구가 많이 이루어지고 있다. 이 때 로봇이 효과적이고 정확한 서비스를 하기 위해서 물체와 상황을 적절하게 인식하는 것은 중요하다. 전통적인 물체 인식 방법은 미리 정의된 기하학적 모델에 기반하였으나 이런 접근 방법은 대상 물체가 다른 물체에 가려져 보이지 않는 상황 등 불확실성을 포함하는 실내 환경에서는 한계가 있다. 본 논문에서는 로봇의 효과적인 물체 탐색을 위해 대상이 되는 물체의 존재 가능성을 추론하기 위한 베이지안 네트워크 모델을 제안한다. 이를 위해 활동별로 물체 간의 관계를 모델링하여 고정되어 있지 않은 환경에 보다 유연하게 적용될 수 있게 하였다. 전체적인 구조는 공통-원인 구조를 물체 간의 관계를 나타내는 단위로 사용하여 이를 결합해가며 구성되는데 이러한 방법은 베이지안 네트워크 설계를 효과적이게 한다. 제안하는 베이지안 네트워크 모델을 검증하기 위해 두 개의 베이지안 네트워크의 성능을 실험을 통해 검사하였는데 각각 86.5%와 89.6%의 정확도를 보였다.

키워드 : 가려진 물체 탐색, 영상 이해, 서비스 로봇, 베이지안 네트워크

Abstract Recently the study on service robots has been proliferated in many fields, and there are active developments for indoor services such as supporting for elderly people. It is important for robot to recognize objects and situations appropriately for effective and accurate service. Conventional object recognition methods have been based on the pre-defined geometric models, but they have limitations in indoor environments with uncertain situation such as the target objects are occluded by other ones. In this paper we propose a Bayesian network model to reason the probability of target objects for effective detection. We model the relationships between objects by activities, which are applied to non-static environments more flexibly. Overall structure is constructed by combining common-cause structures which are the units making relationship between objects, and it makes design process more efficient. We test the performance of two Bayesian networks for verifying the proposed Bayesian network model through experiments, resulting in accuracy of 86.5% and 89.6% respectively.

Key words : Detecting occluded objects, Image Understanding, Service Robot, Bayesian Network

1. 서 론

최근 서비스 로봇에 대한 연구가 활발하다[1,2]. 특히 선진 국가에서는 노인들의 생활을 보조하기 위한 연구

등, 실내 환경에서 기능하는 로봇에 대한 연구가 증가하고 있다[3,4]. 로봇이 실내 환경에서 동작할 때, 상황을 인식하고 서비스하기 위해 물체를 인식하는 것은 중요하다. 물체를 인식하기 위한 전통적인 연구는 고정된 환경에서 영상 안에 있는 정보를 바탕으로 특징을 추출하고 미리 설계되어 있는 기하학적 모델을 통해서 물체의 존재 여부와 위치 등을 결정하였으나 영상 안에서 물체가 가려져 있거나 너무 작은 경우, 이러한 방법만으로는 물체를 인식하는데 실패하기 쉽고 이후 로봇의 행동을 결정하기 어렵다[5]. 이에 이러한 불확실한 상황을 다루는 것은 서비스 로봇을 위해 중요하다.

* 이 논문은 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

† 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과

corlary@sclab.yonsei.ac.kr

** 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수

sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2005년 7월 1일

심사완료 : 2005년 10월 26일

시각 정보를 통해서 물체를 감지하거나 찾기 위한 연구는 오래 전부터 있어 왔다. 과거 연구들은 물체를 인식할 때 두 가지 가정에 기반하였는데, 첫째는 관심의 대상이 되는 모든 물체는 상대적으로 적은 수의 형태-모델들(shape-models)을 통해서 정의될 수 있어야 하고 둘째는 지역적으로 측정될 수 있는 특징을 가지고 있어야 한다는 것이다[5,6]. 이런 가정하에 전통적인 시스템들은 주로 산업 현장에서 미리 정의된 기하학적인 모델을 통해 물체의 위치나 방향을 알아내는데 사용되었다. 하지만 환경이 고정되어 있지 않은 실내 환경에서는 이와 같은 가정과 기하학적인 모델만으로는 물체를 인식하고 판단하는 데 한계가 있다.

따라서 기하학적 모델과 함께 지식을 사용하여 성능을 향상시키려는 연구가 있어왔다. Torralba 등은 Hidden Markov Model을 사용하여 장소간 이동을 모델링하여 영상으로부터 모아진 특징 벡터들을 통해 장소를 인식하고 이에 따라 물체를 인식할 때 우선 순위를 주도록 하였다[7]. Marengoni 등은 항공사진 분석 시스템인 Ascender I에 베이지안 네트워크와 유틸리티 값을 사용하여 적절한 영상 처리 함수를 선택하고 결정하는 방법을 제안하였다[8,9]. 이를 통해 시스템은 계산량을 감소시키고 정확도를 향상시킬 수 있었다. Sang-Ho 등은 사람의 행동과 상호작용을 인식하기 위해서 사람의 신체 구조를 머리와 몸, 팔, 다리 등으로 나누고 영상 처리 과정을 통해 신체 부위의 위치와 방향 등을 알아내어 이를 베이지안 네트워크를 통해 전체적인 움직임을 추론하도록 하였다. 이렇게 얻어진 정보를 다시 동적 베이지안 네트워크를 사용해서 시간에 따른 각 부위의 움직임을 추론하도록 하여 고수준의 정보를 얻어냈다[10].

Socher 등은 시각 정보와 음성 정보를 함께 고려하여 물체를 인식하기 위한 베이지안 네트워크를 설계하였다. 그들은 물체의 종류를 루트 노드로 갖고 장면 정보와 음성 정보를 부분 트리로 둔 형태로 베이지안 네트워크를 설계하여 장면 인식과 음성 인식에서 발생하는 불확실성을 보완, 이를 해결하도록 하였다[11]. Luo 등은 색, 텍스처와 같은 저수준 특징 벡터와 함께 물체 수준의 의미 정보를 함께 사용하여 장면을 이해하는 베이지안 네트워크 프레임워크를 제안하였다[12]. 이는 저수준 특징 벡터를 사용할 때 발생하는 특징 추출 알고리즘의 한계와 이미지 상태에서 발생하는 불확실성을 보완하여 보다 정확한 결과를 보여주었다.

본 논문에서는 가변적인 실내 환경에서 로봇이 물체를 인식하거나 찾을 때, 이미 인식된 물체 정보를 통해 대상이 되는 물체의 존재 가능성을 추론함으로써 로봇이 물체를 찾는 데 있어 불확실성을 해결하고 불필요한

물체 인식 계산을 줄이기 위한 활동-물체 베이지안 네트워크를 제안한다.

2. 베이지안 네트워크

베이지안 네트워크는 베이즈 규칙을 기반으로 노드로 표현되는 각 변수의 의존 관계를 통해 확률 값을 추론하여 신뢰 값을 구하기 위한 DAG (Directed Acyclic Graph) 모델이다. 노드들간의 관계는 방향을 가진 에지를 통해 표현되며, 원인이 되는 부모 노드와 결과가 되는 자식노드로 나뉘어진다. 각 노드는 여러 개의 속성을 가질 수 있고 이들의 합은 1이 된다. 부모를 가진 자식 노드들은 의존 관계를 나타내는 확률 테이블을 가지고 있고 부모가 없는 노드들은 초기 확률 값을 갖는다. 베이지안 네트워크는 부분적인 증거만으로도 추론이 가능하기 때문에 불확실한 조건에서 부분적인 신뢰도를 얻는데 사용될 수 있다[13]. 부모가 한 개일 때 자식 노드의 확률 값은 다음의 식을 통해서 얻어진다.

$$P(A) = \sum_i P(A | B_i)P(B_i)$$

식에서 B는 A노드의 부모 노드이고 i는 부모 노드의 상태 수이다. A노드의 확률 값은 부모 노드가 가진 상태의 확률 값과 자식 노드가 가지고 있는 조건부 확률 값의 곱으로 표현된다. 일반적인 노드들 사이의 확률 분포 $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 은 다음과 같이 나타낸다.

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_i P(x_i | Parents(X_i))$$

그림 1은 베이지안 네트워크의 예를 보여준다.

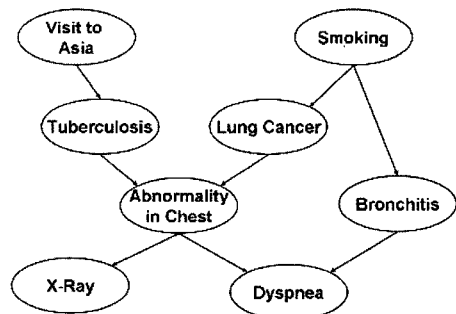


그림 1 아시아 네트워크, Lauritzen, 1988

베이지안 네트워크에서 추론은 크게 예측 방향과 진단 방향으로 나뉘어져 확률 값의 전파로 이루어진다. 그림 1에서 결핵(Tuberculosis)이나 폐암이 있을 때 흉부에 이상이 올 것을 추론하여 X-레이 결과나 호흡 곤란(Dyspnea) 증상을 예측하는 것이 전자에 속하고, X-레이 결과나 호흡 곤란 증상을 관측함으로써 결핵이나

폐암을 원인으로 추론하는 것이 후자에 속한다. 베이저안 네트워크에서 추론 속도는 얼마나 노드들이 연결되어 있는지, 루프의 수, 증거와 질의 노드 간의 위치 등과 같은 구조적인 요인에 영향을 받는데, 노드 간의 경로가 여러 개 존재할 경우엔 계산이 어려워지기 때문에 근사값을 사용하는 알고리즘을 적용한다[14]. 단일 경로 구조를 갖는 베이저안 네트워크에서는 조건부 독립 조건과 베이즈 규칙을 적용하여 추론이 이루어진다. 두 노드 X,Y의 관계가 X→Y와 같을 때 X가 증거노드이면 Y의 확률값 추론은 확률 테이블을 통해서 이루어지고 Y가 증거노드인 경우엔 X의 확률값 추론이 베이즈 규칙을 적용해서 이루어지는데 베이즈 규칙은 다음과 같다.

$$Bel(X) = P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} = \alpha P(x)\lambda(x) \quad (1)$$

이 때 $\alpha = \frac{1}{P(Y)}$, $\lambda(x) = P(Y|X)$

위 식을 바탕으로 X의 모든 상태 값의 합이 1이 된다는 사실을 적용하여 α값을 구하고 Bel(X)의 확률값을 계산한다. 본 논문에서 제안하는 베이저안 네트워크는 이러한 과정을 반복적으로 거치는 알고리즘인 메시지 전달 방식[6]을 적용하여 확률 값을 계산할 수 있다.

3. 활동-물체 베이저안 네트워크

3.1 서비스 로봇

제안하는 방법의 유용함을 보이기 위하여 13가지 장소와 33가지 물체가 존재하는 실내 환경을 설계하였다. 관계된 장소와 물체는 표 1과 같다.

이때, 서비스 로봇은 크게 사용자 요청, 이동, 세밀 조사, 결과 보고의 4 단계로 물체를 찾기 위한 서비스를

제공한다. 첫 번째 단계에서 로봇은 사용자로부터 특정 물체를 찾아 달라는 요청을 받는다. 두 번째 단계에서는 로봇이 이동을 하며 영상으로부터 장소 인식을 하여 현재 장소에 찾고자 하는 물체가 있을 가능성을 베이저안 네트워크를 통해 분석한 뒤, 물체의 존재 가능성이 일정 기준 값 이상인지를 확인한다. 이 때는 조금 낮은 기준 값을 사용하는데, 이와 같은 방법은 전체적인 상황을 우선적으로 분석하는 것을 고려한 것으로[15] 물체를 먼저 인식할 때 실제로 물체가 존재하지 않는 장소에서 발생할 수 있는 불필요한 계산 비용을 줄일 수 있다. 두 번째 단계에서 세밀 조사가 결정되면 세 번째 단계에서 물체 인식을 수행하는데 이 때, 물체 인식 과정 중 현재 장소에서 계속 탐색할지 다른 장소로 이동할지를 결정하기 위한 방법이 필요하다. 본 논문에서 제안하는 활동-물체 베이저안 네트워크는 물체들 간의 존재 관계를 통해 대상 물체의 존재 가능성을 추론하여 특정 물체의 존재가 기준 값 이상이면 위치를 옮겨가며 탐색을 하고 그렇지 않으면 다른 장소로 이동하도록 한다. 마지막 4 번째 단계에서는 서비스 로봇이 사용자에게 보고를 하며 서비스를 마친다. 전체적인 시스템 흐름도는 그림 2와 같다.

3.2 활동-물체 베이저안 네트워크의 구조

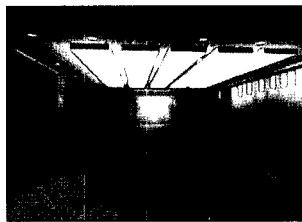
실내 환경에서 다른 물체에 가려져 있거나 크기가 작아 보이지 않는 물체의 존재를 추론하기 위해서는 단서가 되는 정보가 필요하다. 이와 같은 정보에는 장소, 다른 물체 등이 있을 수 있다. 장소는 특정 장소에 존재하는 물체들을 모델링하는 기준으로 사용되어 고정된 환경에서는 좋은 방법이 될 수 있으나, 가변적인 실내 환경에서 이와 같은 방법은 한계가 있다. 반면, 다른 물체를 통해 대상 물체를 추론하는 방법은 변화하는 상황에 보다 유연하다. 이를 위해서 물체 간의 관계를 모델링하

표 1 서비스 로봇 환경

분류	내용
장소	강의실, 복도, 사무실, 컴퓨터실, 계단, 엘리베이터, 화장실, 연구실, 휴게실, 회의실, 교수연구실, 세미나실, 수위실
물체	책상, 의자, 등근 탁자, 소파, 쿠션, 강의대, 찬장, 책장, 쓰레기통, 세면대, 변기, 벽시계, 에어컨, 전화기, 컴퓨터, 마우스, LCD, 키보드, 빔 프로젝터, 스크린, 오디오, 스피커, 마이크, 칠판, 파티션, 커튼, 물통, 문, 창문, 자판기, 음료수, 책, 열쇠



세미나실



회의실



휴게실

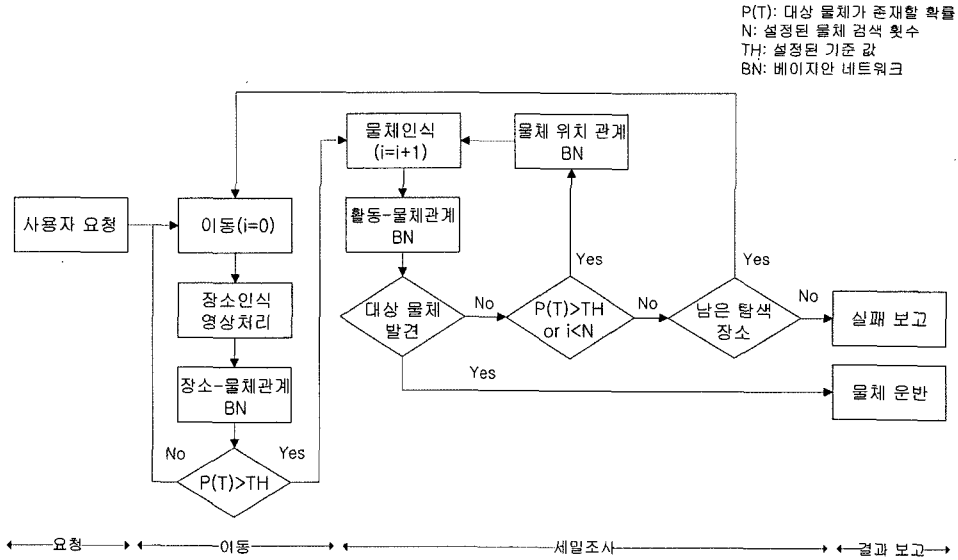


그림 2 물체를 찾기 위한 전체적인 시스템 흐름도

기 위한 기준이 필요한데, 본 논문에서는 활동을 물체들의 관계를 만드는 기준으로 사용하였다.

활동과 물체 간의 관계를 확실적인 관계로 나타내는 베이직안 네트워크는 세 노드 간의 관계 중 하나인 공통-원인 구조를 기본 단위로 하여 이를 결합해가는 방법으로 설계된다. 이와 같은 방법은 물체들 간의 관계를 작은 단위에서 점진적으로 모델링해 가는데 있어 유용하다. 3.2.1절에서는 제안하는 활동-물체 베이직안 네트워크의 전체적인 구조를 설명하고 3.2.2절에서는 기본 설계 단위와 확률 값 설정과 관계된 내용을 다룬다. 3.2.3절과 3.2.4절에서는 각각 가상노드와 다른 구조를 갖는 베이직안 네트워크와 관계된 내용을 설명한다.

3.2.1 전체적인 구조

전체적인 활동-물체 베이직안 네트워크는 단일 경로의 트리 구조이다. 이는 세가지 종류의 노드로 구성되는데 활동 노드(A)와 클래스 노드(C), 프리미티브 노드(P)이다. 활동 노드는 베이직안 네트워크를 구분하는 기준이 되고 클래스 노드는 물체 간의 관계를 만들고 표현하기 위한 기준으로 사용되며 프리미티브 노드는 발견된 물체와 추론되는 물체를 표현한다.

설계의 용이함을 위해 활동 노드와의 관련성에 따라 물체를 공용과 개별용 두 가지로 나누고 이를 표현하기 위해 활동 노드는 공용 클래스 노드와 개별용 클래스 노드를 자식으로 갖는다. 공용 클래스 노드는 다른 베이직안 네트워크에서도 자주 사용되는 클래스 노드와 물체 노드의 부모가 된다. 이에 속한 물체들은 상대적으로

일반적이면서 활동 노드와 약한 의존 관계를 갖는데 이는 공용 노드의 파라미터 값을 통해서 표현된다. 여기서 사용된 클래스들은 필요한 경우 파라미터 수정을 통해 다른 베이직안 네트워크에서 재사용 된다. 반면 개별용 클래스 노드에 속한물체들은 활동 노드와 강한 관계를 가지는 물체들로 구성되어 있고 전문가의 지식을 통해 요구되는 상황에 맞추어 설계된다. 노드들에 대한 내용이 다음에 정리되어 있다.

- 활동 노드: $A = \{C_{public}, C_{private}\}$, 베이직안 네트워크를 구분하는 기준
- 클래스 노드: $C_i = \{C_1, C_2, \dots, C_{n-1}, C_n\} \cup \{P_1, P_2, \dots, P_{m-1}, P_m\}$, 물체간의 관계를 표현하는 생성 단위의 기준
- 프리미티브 노드: $P_j = Object_j$, 물체를 표현
- 공용 클래스 노드: 여러 베이직안 네트워크에서 사용될 수 있는 클래스들로 구성
- 개별용 클래스 노드: 다른 베이직안 네트워크와는 연관이 적은 물체들로 구성

이와 같은 활동-물체 베이직안 네트워크는 그림 3과 같은 구조를 갖는다.

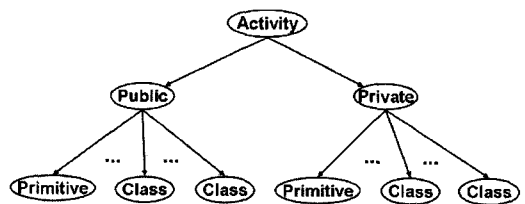


그림 3 기본적인 구조의 활동-물체 베이직안 네트워크

3.2.2 제안하는 베이지안 네트워크의 기본 설계 단위

활동-물체 베이지안 네트워크의 전체적인 구조는 클래스 노드를 부모로 하는 공통-원인 구조가 활동 노드를 루트로 갖는 트리에 부분-트리로 결합되며 설계된다. 공통-원인 구조는 세 개의 노드로 만들어지는 인과 관계 중에 하나의 노드를 두 노드가 부모로 공유하는 형태인데, 이는 물체들간의 관계를 직접 물체-물체 관계가 아닌 하나의 클래스를 기준으로 표현할 때 유용하다. 이때 물체 노드가 갖는 파라미터 값은 클래스와의 의존 관계를 의미하며 클래스 노드를 통해 다른 물체와 관련성을 갖게 된다. 즉, 물체들은 파라미터 값과 클래스 노드를 통해 다른 물체들과 주고 받는 정보량과 민감도를 확률로 표현한다. 이와 같은 구조를 기반으로 베이지안 네트워크를 설계하는 것은 설계를 모듈화 할 수 있어 복잡한 물체 관계를 표현하는데 용이하다. 본 논문에서 사용하는 공통-원인 구조에서 물체들간의 존재 관계는 몇 가지 가정과 식 (1)을 사용하여 다음 식들로부터 구해진다.

$$P'_{class} = \frac{P_{class} P_{ev}}{P_{class} P_{ev} + (1 - P_{class})(1 - P_{ev})} \quad (2)$$

이 때, P_{class} 는 현재 클래스 노드의 확률 값, P_{ev} 는 관측된 물체가 가지고 있는 확률 값

$$P(A) = \alpha P'_{class} + (1 - \alpha)(1 - P'_{class}) \quad (3)$$

같은 클래스에 속한 여러 개의 물체가 발견되었을 때 발견되지 않은 물체의 존재 확률은 식 (2)와 (3)을 반복적으로 계산하여 구해진다.

위 식은 활동-물체 베이지안 네트워크의 모든 노드는 이진 속성을 갖고 부모가 없는 노드는 초기 값을 (0.5, 0.5)로, 부모가 있는 노드는 식 (4)와 같은 조건을 만족하도록 초기값을 갖는 것을 가정한다.

$$\sum_{parent_i} P(child_{state} | parent_i) = 1 \quad (parent_i \text{는 부모의 속성 상태}) \quad (4)$$

위와 같은 가정은 증거가 없을 때 노드들의 확률 값을 단일한 형태 즉, (0.5,0.5)로 유지하게 하는데 이는

물체의 존재를 추론하는데 있어 중요하다. 자식 노드의 확률 값을 α 라고 할 때 다음 과정에 의해서 이러한 형태가 유지된다는 것이 증명된다.

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

이와 관계된 확률 값 설정이 그림 4(좌)에 나와 있다.

공통-원인 구조에서는 부모 노드에 증거 값이 들어오게 되면 이를 통해 연결되어 있는 모든 노드들의 관계는 서로 독립이 되어 영향을 주지 못하게 되는데 이를 d -분리라고 한다[14]. 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 클래스 노드와 활동 노드만 공통-원인 구조의 부모 노드가 될 수 있게 하고 증거 값은 프리티브 노드만 입력으로 들어올 수 있도록 하여 d -분리를 피할 수 있도록 하였다. 관련된 그림이 그림 4의 오른쪽에 나와있다. 노드 A에 증거 값이 들어 온 경우 자식에 속한 B와 C는 서로 독립이 되어 C에 들어온 증거가 B에 영향을 주지 못하고 A와 연결된 다른 조상 노드들도 영향을 줄 수가 없게 된다. 이와 같은 경우가 허용되면 하나의 노드가 다른 노드들 사이의 관계를 막는 (block) 현상이 발생하여 발견된 물체가 다른 물체의 존재에 영향을 미치지 못한다.

3.2.3 가상 노드

식 (2)는 두 물체의 관계가 공통-원인 구조 안에서 클래스 노드를 통해 서로 같은 영향력을 주고 받는다는 것을 보여준다. 그러나 실제로 두 물체의 관계는 한 물체가 사용되는 범위에 따라 서로 미치는 영향이 다를 수 있다. 즉, 많은 물체들과 함께 사용되는 물체일수록 다른 물체의 존재 가능성을 추론하는데 사용되는 정보로서의 의미는 적어진다. 예를 들어 프린터가 존재할 경우 A4 용지가 존재할 가능성은 높지만 A4 용지가 존재할 경우 프린터가 존재할 가능성은 좀 더 낮다. 이와 같은 관계를 표현하기 위해 본 논문에서는 가상 노드를 사용하였다. 그림 5는 가상 노드를 사용하여 A4 용지와 프린터의 관계를 나타낸 베이지안 네트워크의 예이다.

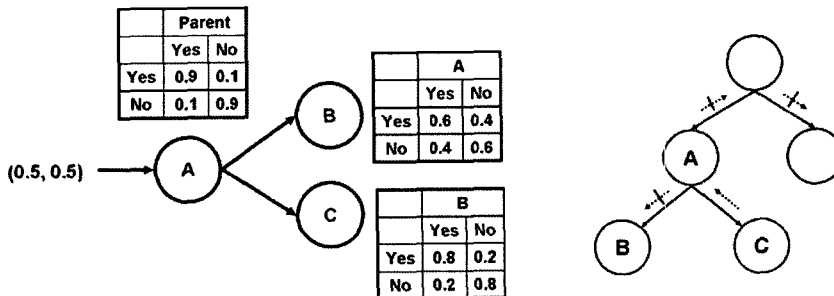
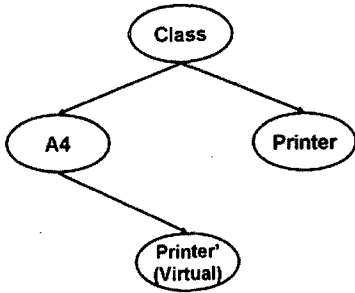


그림 4 좌: 확률 테이블 예. 우: d -분리



발견물체	가상 노드 비 사용	가상 노드 사용
A4	A4: 100% Printer: 66%	A4: 100% Printer: 66%
Printer	A4: 66% Printer: 100%	A4: 89% Printer: 100%

그림 5 좌: 가상 노드를 사용한 클래스 구조, 우: 가상 노드에 따른 확률 값 차이

A4 용지와 클래스 노드와 갖는 영향력이 0.7이고 프린터와 클래스 노드가 갖는 영향력이 0.9라고 할 때 이들 사이에 존재하는 영향력은 식 (2)에 의해서 0.66이다. 이 때 프린터 가상 노드를 사용하여 A4 용지와의 관계를 0.8로 설정하면 A4 용지가 존재할 때 프린터의 존재는 이전과 같은 66%이지만 프린터가 발견될 때는 A4 용지의 존재 확률이 89%가 된다. 이처럼 가상 노드를 사용하여 서로 다른 영향력을 갖는 두 물체간의 관계를 나타낼 수 있다. 가상 노드에 의한 확률 값 변화는 식 (2)와 같은 방법으로 계산되는데 이는 다음과 같다.

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

이 때, $P(A)$ 는 물체 A의 이전 존재 확률, v 는 가상노드의 확률 값

가상 노드는 물체가 발견되었을때 입력으로만 사용될 수 있고 대상 물체의 확률 값을 실제 노드에서만 관찰된다.

3.2.4 다른 구조와의 비교

활동-물체 베이지안 네트워크는 가상 노드를 사용하는 경우 외에 물체들 간의 관계를 물체 노드간의 연결로 표현하지 않고 클래스 노드를 사용하여 공통-원인 구조를 생성 단위로 표현하기 때문에 구조상 여러 장점을 갖는다. 이는 전체적으로 트리 구조를 유지할 수 있어 나이브 베이지안 네트워크와 같은 계산 복잡도를 갖지만 물체들 간의 관계가 클래스로 구분되어 더 효과적으로 물체들 간의 관계를 표현할 수 있다[16,17]. 또 각 물체들간의 존재 관계를 직접 표현하는 다중-연결 구조나 완전-연결 구조를 가진 베이지안 네트워크보다 훨씬 적은 수의 확률 테이블로 물체들 간의 관계를 표현할 수 있고 초기 확률 값을 단일한 형태로 유지하기가 쉽다. 이는 이와 같은 구조를 통해 큰 규모의 실제 환경에서도 베이지안 네트워크를 적용할 수 있다는 것을 보여준다. 그림 6에는 여러 구조로 그려진 활동-물체 베이지안 네트워크가 있다. 표 2에는 같은 내용을 나타내는데 필요한 확률 테이블 수와 이에 따른 각 구조의 복잡도

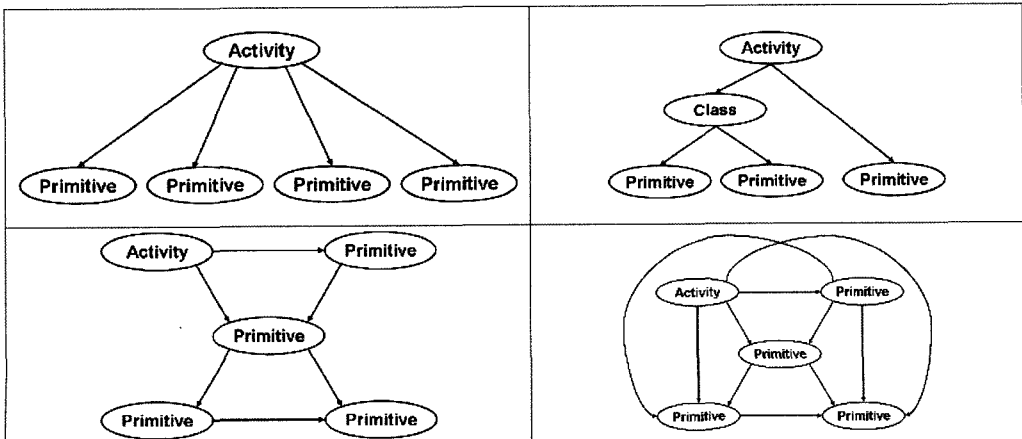


그림 6 여러 구조로 표현된 활동-물체 베이지안 네트워크 구조
좌상:나이브, 우상:계층적 트리 구조, 좌하:다중 연결 구조, 우하:완전 연결 구조

표 2 여러 구조의 스펙

	나이프	완전 연결	계층적 트리
물체수	n	n	n
확률값수	$2^2(n-1)+2$	$2(2^n-1)$	$2^{2(n+\alpha-1)+2}$
복잡도	$O(n)$	$O(2^n)$	$O(n)$

가 있다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 환경

실험은 활동-물체 베이지안 네트워크의 성능을 검사하

기 위해 수행되었다. 이를 위해 발표와 휴식 활동-물체 베이지안 네트워크를 사용하였는데, 발표를 위한 베이지안 네트워크는 26개의 노드로 구성되어 있고 휴식을 위한 베이지안 네트워크는 20개의 노드로 구성되어 있다. 두 활동 물체 베이지안 네트워크의 전체적인 구조가 그림 7과 8에 있고 표 3에 구체적인 스펙이 나와 있다.

실험은 로봇이 세미나실에 존재하는 빔 프로젝터와 휴게실에 존재하는 음료수를 찾기 위해 정해진 순서에 따라 각 장소를 다니며 활동-물체 베이지안 네트워크를 사용한 결과를 관찰한 결과이다. 본 실험에서는 설계된

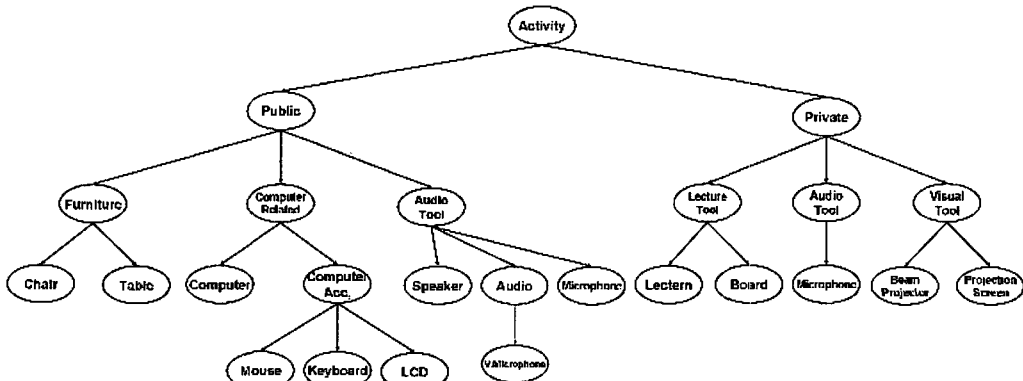


그림 7 발표 활동-물체 베이지안 네트워크

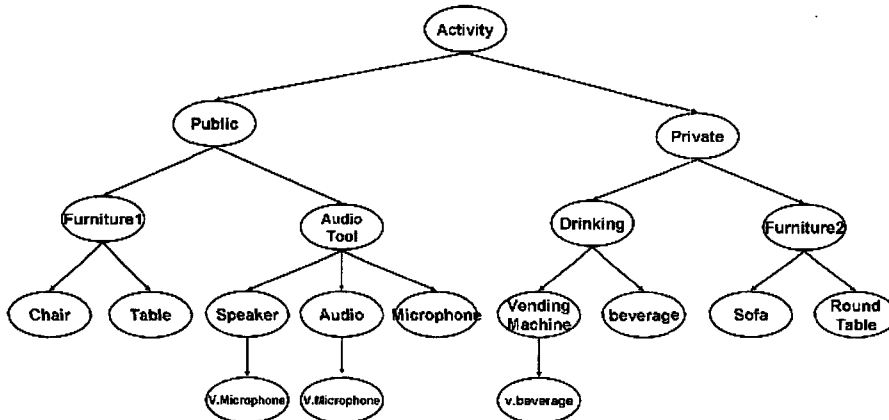


그림 8 휴식 활동-물체 베이지안 네트워크

표 3 활동-물체 베이지안 네트워크의 스펙

활동	발표 활동 베이지안 네트워크	휴식 활동 베이지안 네트워크
	발표	휴식
클래스	공용(가구, 컴퓨터 관련, 컴퓨터 부품, 오디오 도구) 개별용(강의 도구, 오디오 도구, 영상 도구)	공용(가구1, 오디오 도구), 개별용(마실 것, 가구2)
프리미티브	의자, 책상, 마우스, 키보드, 모니터, 컴퓨터, 스피커, 오디오, 강의 대, 마이크×2, (가상) 마이크, 칠판, 스 크린, 빔 프로젝터	의자, 책상, 스피커, 오디오, 마이크, (가상) 마이크×2, 자판기, 음료, (가상) 음료, 소파, 등근 탁자
총 노드 수	26	20

베이지안 네트워크의 성능 검사를 위해 물체의 발견 가능성이 확률적으로 구성되어 있는 실험 환경에서 임의의 순서로 발견된 물체들을 베이지안 네트워크에 적용하였다. 실험 장소는 컴퓨터실, 연구실, 휴게실, 회의실, 세미나실, 수위실의 6가지 장소이다.

4.2 실험 결과

그림 9는 발표 활동-물체 베이지안 네트워크에서 발견된 물체들과 이를 통해 찾는 대상인 빔 프로젝터의 확률 값 변화를 관찰한 결과이다.

위의 실험 결과에서 찾는 빔 프로젝터와 관계가 적은 물체들이 발견되었을 경우 크게 확률 값이 변하지 않지

만 스크린과 같은 빔 프로젝터와 관계가 높은 물체가 발견되었을 경우엔 확률 값의 변화가 큰 것을 볼 수 있다. 이는 설계된 베이지안 네트워크가 전문가 지식을 잘 반영하고 있음을 보여준다. 하지만 기준 값을 70%로 했을 경우 프로젝터가 존재하는 환경과 유사한 컴퓨터실에서는 'False-Positive' 오류가 발생함을 알 수가 있다. 이는 물체를 찾으면서 증거가 누적되기 때문인데 이를 통해 베이지안 네트워크의 성능이 물체를 찾는 횟수나 기준 값에 영향을 받을 수 있음을 알 수 있다. 그림 10에는 두 베이지안 네트워크의 성공률이 나와 있다.

발표 활동-물체 베이지안 네트워크의 성공률(좌)은 전체적으로는 86.5%로 좋은 성능을 보여주었지만, 빔 프로젝터와 관계 있는 물체들이 많은 컴퓨터 실의 경우 성능이 떨어지고 있음을 보여준다. 휴식 활동-물체 베이지안 네트워크(우)도 89.6%로 전체적인 성능은 높았지만 상대적으로 적은 수의 물체가 존재하는 휴게실 환경에서는 성능이 조금 낮고 표준편차가 큰 것을 볼 수 있다. 이와 같은 결과는 베이지안 네트워크 설계 시 증거로 사용될 수 있는 물체가 많을수록 특정 물체의 존재를 추론하는데 있어 보다 안정적일 수 있다는 것을 보여준다. 그림 11은 발표 활동-물체 베이지안 네트워크 실험에서 성공 기준 값과 물체를 찾는 횟수에 따른 성공률에 대한 그래프이다.

휴게실의 경우 60%를 제외하고 모두 좋은 결과를 보

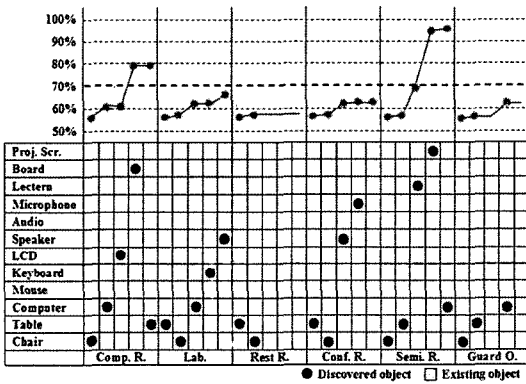


그림 9 장소 별 물체 찾기 수행 횟수

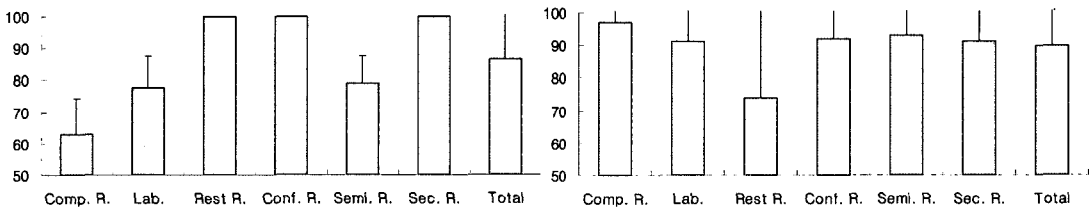


그림 10 장소 별 성공률 - 좌: 발표 활동. 우: 휴식 활동 - 물체 베이지안 네트워크

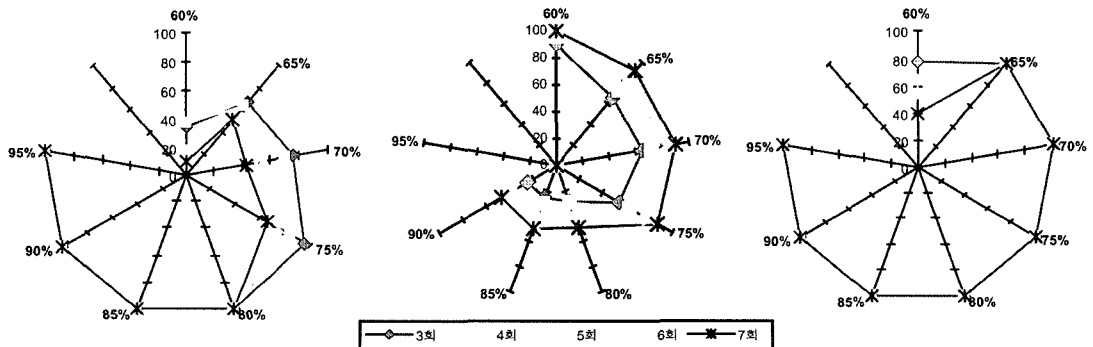


그림 11 발표 활동-물체 베이지안 네트워크의 기준 값과 발견 횟수에 대한 성공률
좌: 컴퓨터실. 중: 세미나실. 우: 휴게실

었는데 이는 기준 값이 너무 낮을 경우엔, 관련이 상대적으로 낮은 물체가 발견된 경우도 대상 물체가 존재한다고 판단하기 때문이다. 컴퓨터실에서는 기준 값이 80%까지는 3회 검색이 가장 좋은 성능을 보여 주었고 80%를 넘는 경우에는 모두 성공률은 높았는데, 휴게실과 마찬가지로 빔 프로젝터가 존재하지 않는 장소이지만 많은 물체가 존재하는 곳이기 때문에 높은 기준 값이 성공률에 있어 좋은 성능을 보여준다. 세미나실의 경우는 전체적으로 물체를 7회 검색하는 경우가 가장 좋은 성능을 보여주었는데 이는 대상 물체가 존재하는 곳에서 물체를 검색하였으므로 물체를 많이 검색할수록 성능이 좋게 나타났다. 이처럼 물체가 존재하는 분포에 따라 False-Positive 오류와 True-Negative 오류가 발생하며 성공 기준 값과 물체를 찾는 횟수에 따라 이두 요인의 발생 가능성이 변함을 알 수 있다. 따라서 미리 설정되어 있는 파라미터 값을 적절하게 조정하거나 여러 개의 베이직한 네트워크를 함께 사용하는 방법으로 이러한 오류를 줄이는 것이 성능 향상을 위해 필요하다.

실험을 통해서 베이직한 네트워크의 성능과 함께 설계된 물체의 수, 특정 물체에 대한 증거로 사용될 수 있는 물체의 수, 성공 기준 값이나 검색 횟수, 확률 값 설정 등과 같은 여러 요인들이 성능에 영향을 미침을 보았다. 따라서 이와 같은 요인들을 적절히 고려하여 설계하는 방법이 필요함을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 가변적인 환경에서 로봇이 효과적으로 물체를 찾기 위해 물체들의 관계를 활동으로 나누어 모델링하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 공통 원인 구조를 기본 단위로 물체들 간의 관계를 모듈화하여 설계하였고 두 물체간의 존재 영향력을 표현하기 위해 가상 노드를 사용하였다. 또 d -분리가 발생하는 것을 피하기 위해 루트 노드는 활동 노드와 클래스 노드만 가능하다고 하였다. 이처럼 공통-원인 구조를 결합하여 베이직한 네트워크를 설계하는 것은 복잡한 물체들 간의 관계를 표현하는데 있어 효과적이고 비슷한 확률 분포를 갖는 문제에서 이를 재사용할 수 있게 한다. 또 이는 전체적인 구조가 트리 구조를 유지하도록 하여 나이브 베이직한 네트워크 구조와 같은 계산 복잡도를 갖지만 보다 효과적으로 정보를 표현할 수 있고 다중, 완전 연결 구조보다 훨씬 적은 확률 테이블과 복잡도를 가지기 때문에 규모가 커지는 상황에도 적용이 가능하다.

추후에는 부정 속성을 가지는 노드를 추가함으로써 발견된 물체에 따라서 확률 값을 떨어뜨리는 방법 등을 함께 적용하고 최적의 파라미터 값을 설정하기 위한 방

법을 연구할 것이다. 또 여러 종류의 활동-물체 베이직한 네트워크를 실제 로봇에서 함께 사용해 보고자 한다.

참고 문헌

- [1] P. Dario, et al., "Robot assistants: Applications and evolution," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 18, pp. 225-234, 1996.
- [2] R. D. Schraft and G. Schmierer, *Service Robots*, Springer, 1998.
- [3] N. Roy, et al., "Towards personal service robots for the elderly," *Proc. Interactive Robots and Entertainment*, 2000.
- [4] F. Mizoguchi, "Smart office robot collaboration based on multi-agent programming," *Artificial Intelligence*, vol. 114, pp. 57-94, 1999.
- [5] 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.
- [6] T. M. Strat and M. A. Fischler, "Context-based vision: Recognizing objects using information from both 2-D and 3-D imagery," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 10, pp. 1050-1065, 1991.
- [7] A. Torralba, et al., "Context-based vision system for place and object recognition," *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, pp. 273-280, 2003.
- [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] 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.
- [11] G. Socher, et al., "Bayesian reasoning on qualitative descriptions from images and speech," *Image and Vision Computing*, vol. 18, pp. 155-172, 2000.
- [12] J. Luo, et al., "A Bayesian network-based framework for semantic image understanding," *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 919-934, 2005.
- [13] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [14] K. B. Korb and A. E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, CRC Press, 2003.
- [15] J. Biederman, "On the semantics of a glance at a scene," *Perceptual Organization*, pp.213-253, 1981.
- [16] E. Gyftodimos and P. A. Flach, "Hierarchical

Bayesian networks: A probabilistic reasoning model for structured domains," *Proc. European Conf. on Machine Learning*, pp. 25-36, 2003.

- [17] C. Smyth and D. Poole, "Qualitative probabilistic matching with hierarchical descriptions," *Proc. Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, pp. 479-487, 2004.



송 윤 석

2004년 8월 연세대학교 컴퓨터과학과(학사). 2004년 9월~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 석사 과정. 관심분야는 지능형 로봇, 지능형 에이전트, 인공 생명



조 성 배

1988년 연세대학교 전산학과(학사)
1990년 한국과학기술원 전산학과(석사)
1993년 한국과학기술원 전산학과(박사)
1993년~1995년 일본 ATR 인간정보통신연구소 객원 연구원. 1998년 호주 Univ. of New South Wales 초빙연구원. 1995년~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 정교수. 관심분야는 신경망, 패턴인식, 지능정보처리