

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

연세대학교 컴퓨터 과학과

YounSuk Song, SungBae Cho

Department of Computer Science, Yonsei University

E-mail : corlary@sclab.yonsei.ac.kr, sbcho@cs.yonsei.ac.kr

ABSTRACT

최근 실내 환경에서 영상 정보를 사용하여 로봇이 서비스를 제공하기 위한 연구가 활발하다. 과거 영상 처리 접근 방법은 산업 환경과 같은 예측 가능한 환경을 바탕으로 미리 정의된 기하학적 모델을 통해 상황을 인식하였기에, 이를 실내 환경과 같은 가변적인 환경에 적용할 시 성능이 저하된다. 이에 지식을 기반으로 불확실성을 해결하여 정확도를 향상 시킴으로써 영상 인식 성능을 높이기 위한 다양한 연구가 진행되어 왔다. 본 논문에서는 실내에서 활동하는 서비스 로봇의 물체 인식 성능을 향상시키기 위해, 대상 물체가 다른 물체에 의해서 가려져 있는 경우 대상 물체의 존재 여부를 추론하기 위한 베이지안 네트워크 모델링 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 작은 단위로 설계된 베이지안 네트워크들을 상황에 따라 결합하여 추론 모델이 구성되게 하였고 물체 간의 관계를 효과적으로 표현하고 초기 확률 값을 단일하게 유지하기 위해 제안된 확률 값 설정 방법을 사용하였다. 실험은 물체 관계를 추론하는 모듈의 성능을 검증하기 위해 수행되었는데, 5가지 장소에서 82.8%의 정확도를 보여주었다.

Keywords: 영상 인식, 베이지안 네트워크, 서비스 로봇, 가려진 물체 추론

1. 서 론

서비스 로봇에 대한 수요가 증가하면서 이들의 성능 향상을 위한 연구가 진행되고 있다. 그 중 로봇이 보다 정확하고 지능적인 서비스를 사용자에게 제공하기 위해 영상 정보를 통해 물체를 인식하거나 상황을 인식하기 위한 연구들이 진행되고 있다. 과거 고정된 산업 현장에서 기능하던 로봇과는 달리 서비스 로봇은 인간과 함께 거주하며 변화하는 실내 환경에서 서비스를 제공해야 한다. 이와 같은 환경은 영상 정보의 불확실성을 발생시킬 수 있으며 따라서 이를 처리하는 것은 중요하다. 이에 미리 설계되어 있는 기하학적 모델을 바탕으로 물체

나 상황을 인식하던 전통적인 방법에 지식기반 접근 방법을 함께 사용하여 불확실성을 처리하고 성능을 향상시키려는 연구가 최근 있어 왔다[1]. 그 중 베이지안 네트워크는 불확실한 상황을 모델링 하기 위한 방법으로, 이를 기존의 방법에 적용하기 위한 연구들도 진행되어 왔다.

본 논문에서는 서비스 로봇이 특정 물체를 탐색할 때 대상 물체가 다른 물체에 의해 가려져 기존의 영상 처리 방법으로는 인식 되지 않는 불확실한 상황을 해결하기 위해 발견된 물체를 통해 대상 물체의 존재를 추론하기 위한 베이지안 네트워크 모델과 모델링 방법을 제안한다.

II. 본 론

2.1 베이직안 네트워크 모델링

베이직안 네트워크는 베이직 규칙을 기반으로 노드로 표현되는 각 변수의 의존 관계를 모델링 하여 관측된 변수의 상태를 증거로 다른 변수들의 상태에 대한 신뢰 값을 구하기 위한 DAG (Directed Acyclic Graph) 모델이다. 확률을 바탕으로 불확실성을 모델링 하기 위해 베이직안 네트워크가 널리 쓰임에 따라 이를 위한 추론 알고리즘과 설계 도구들이 개발되어 왔고 점차 더 복잡하고 큰 규모의 문제에 베이직안 네트워크가 적용됨에 따라 다양한 설계 방법들이 제안되었다.

90년대 Laskey 등은 세부 문제들로의 모듈화, 객체 지향적 개념, 지식, 평가 등을 통해 베이직안 네트워크를 설계해 가는 방법을 연구하여 이를 군사 시스템에 적용하였다[2]. 이들은 변수 간의 일반적인 확률 관계를 하나의 객체로 보고 이를 기반으로 특정 문제에 맞도록 추론 모델을 설계하기 위해 Noisy-Min 등과 같은 방법으로 베이직안 네트워크를 결합하여 추론 모델을 설계하였다.

본 논문에서는 실내 환경에서 다른 물체에 의해 가려진 물체를 추론하기 위해 물체들 간의 관계를 베이직안 네트워크를 통해 모델링하였다. 이를 위해 공통 원인 구조를 사용하였고 이를 바탕으로 물체 간의 관계를 간단히 표현할 수 있는 확률 값 설정 방법과 작은 베이직안 네트워크를 설계하여 이들을 가상 노드를 통해 상위 수준의 베이직안 네트워크로 결합하여 전체적인 추론 모델을 설계하는 방법을 사용하였다. 이는 객체지향 모델처럼 모듈화된 설계를 통해 설계 규모를 줄여주고 재사용으로 인한 중복 설계를 피하게 한다. 또한 제안하는 설계 방법은 전체적인 베이직안 네트워크를 트리 구조를 유지하게 하므로 일반적인 추론 모듈에 비해 추론 알고리즘이 간단하고 계산량이 훨씬 적다[3].

2.2 전체적인 모델링 프로세스

물체들 간의 관계를 모델링 하기 위해 본 논문에서는 물체들의 존재 목적을 나타낼 수 있는 활동을 기준으로 물체들 간의 관계를 표현하였다. 물체 관계를 모델링 하는 전체적인 과정은 다음과 같다.

1> 도메인 분석:

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

2> 프리미티브 베이직안 네트워크 설계:

같은 활동에 속한 물체들 간의 관계를 미리 정

해진 4가지 기준에 따라 분류하여 해당 되는 베이직안 네트워크를 설계한다.

3> 베이직안 네트워크 결합:

상위 수준에서 활동들 간의 관계를 스크립트를 통해 표현하고 프리미티브 베이직안 네트워크의 활동에 해당되는 가상 노드를 입력 노드로 만든다.

4> 테스트:

설계된 추론 모델을 서비스 환경에서 사용하며 검증한다.

이와 같은 과정을 통해 설계된 전체적인 추론 모듈의 구조가 그림 1에 나와 있다.

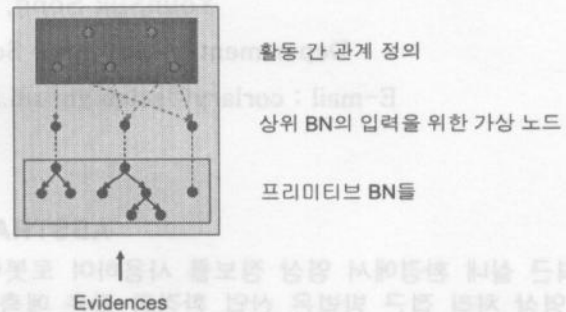


그림 1. 물체 관계 추론 모듈

2.3 물체 관계 모델링

2.3.1 활동 이론

활동은 특정 대상을 도구(본 논문에서는 물체만을 의미)를 사용하여 원하는 결과(목적)를 달성하는 과정으로 1920년대에 Vygotsky 는 도구에 의해서 인간의 활동이 중재된다고 제안하여 '주체-도구-대상'의 간단한 구조를 만들었다. 이러한 활동은 같은 목적을 가진 다른 활동(행동)들로 구성되며 포함관계를 가질 수 있다.

본 논문에서는 이와 같은 활동 개념을 사용하여 물체 간의 관계를 만들었고 이들 간의 관계를 상위 수준에서 정의하여 여러 물체들 간의 관계를 필요에 따라 확장할 수 있게 하였다. 그림 2에는 활동 이론과 관계된 요소들 간의 관계가 나타나 있다.

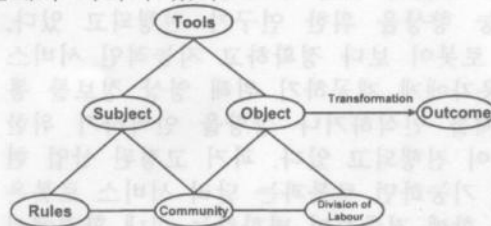


그림 2. 활동 이론 속의 물체(도구)

2.3.2 프리미티브 베이직안 네트워크

프리미티브 베이직안 네트워크는 물체 관계를 표현하기 위한 기본 설계 단위로서 여러 베

이지만 네트워크를 구성하는데 사용된다. 프리미티브 베이지안 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 베이지안 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 베이지안 네트워크의 구조가 그림 3에 나와있다.

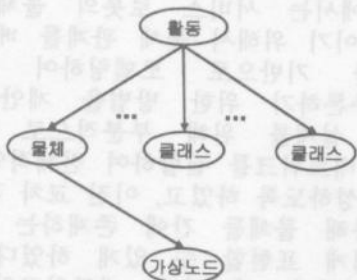


그림 3. 프리미티브 베이지안 네트워크

2.3.3 물체 관계 모델링

베이지안 네트워크를 사용하여 물체들 간의 관계를 모델링 하기 위하여 본 논문에서는 물체들 간의 관계를 동등, 부속, 부등, 종속 관계로 정의하였다. 두 물체 간의 기본적인 관계는 그림 4와 같이 표현된다.

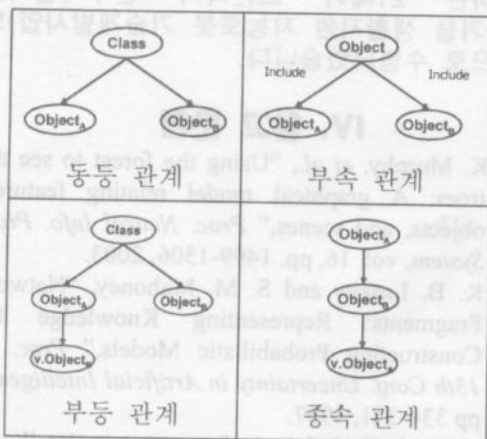


그림 4. 물체들 간의 관계 표현 (v는 가상 노드를 의미)

이러한 관계는 다음과 같은 확률적인 관계로 표현될 수 있다.

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

2.3.4 이진 교차 확률 값 설정

특정 물체와 관계된 증거가 없을 때 그 물체의 존재 여부에 대한 기대 값이 중립이 되는 것은 중요하다. 이는 불확실한 상황에서 관측된 증거를 통해서만 물체의 존재 여부를 추론하게 한다. 일반적으로 베이지안 네트워크의 확률 값 설정은 어려운 문제로 알려져 있다. 이를 위해 noisy-or 와 같은 방법을 통해 간단하게 확률 값을 설정하거나 데이터를 통해 확률 값을 학습하는 방법 등이 사용되었으나 이와 같은 방법은 초기 확률 값을 단일한 (uniform) 형태로 유지되게 하기가 어렵다. 본 논문에서는 이진 교차 확률 값 설정을 통해 물체 간의 관계를 표현하며 쉽게 단일 형태의 확률 값이 유지되도록 하였다. 제안하는 이진 교차 확률 값은 다음과 같은 조건을 만족한다.

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

이 때, $parent_i$ 는 부모의 상태.

이 경우, $P(child_{yes} | parent_{yes})$ 에 해당하는 확률 값을 영향 값이라고 하는데 이는 같은 부모를 갖는 노드에 미치는 영향력으로 해석한다. 이와 같은 설정 방법은 부모 노드와 자식 노드가 모두 이진 상태일 경우 부모의 상태에 따른 자식의 상태 확률 값을 테이블로 나타냈을 때 각 조건에 따라 대각선에 있는 값이 같은 형태를 보이므로 이를 이진 교차 확률 값 설정이라고 한다.

이진 교차 확률 값 설정은 한 물체가 다른 물체의 존재에 미치는 영향력을 쉽게 설정할 수 있게 한다. 또한 이진 교차 확률 값으로 모든 노드의 확률 값을 설정할 경우 부모 노드와 자식 노드가 갖는 확률적 관계에 의해 루트 노드가 단일 형태일 모든 노드의 초기 확률 값은 단일한 형태가 된다. 자식 노드에 설정된 영향 값 α 에 상관없이 트리구조에서 부모가 단일 값일 때 자식의 확률 값이 단일 값이 되는 것은 다음 수식을 통해서 증명된다.

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

이 때, C는 자식 노드 P는 부모 노드.

2.3.5 베이저안 네트워크 결합

프리티비브 베이저안 네트워크는 보다 복잡한 목적을 표현하는 활동 노드를 기준으로 결합되어 물체들 간의 관계를 확장한다. 이를 위해 본 논문에서는 상위 수준에서 활동들 간의 관계를 표현하는 베이저안 네트워크를 스크립트를 바탕으로 생성하여 이를 통해 여러 프리티비브 네트워크들이 확률적인 영향을 받으며 추론될 수 있게 하였다. 이 때, 프리티비브 베이저안 네트워크의 루트 노드인 활동 노드는 상위 활동 베이저안 네트워크를 통해 다른 프리티비브 베이저안 네트워크와 영향력을 주고 받기 위한 입력과 출력으로 사용된다.

프리티비브 베이저안 네트워크의 활동 노드의 확률 값을 상위 베이저안 네트워크에서 입력 값으로 받기 위해, 현재 활동 노드의 확률 값을 영향 값으로 가지며 이진 교차 확률로 설정된 가상 노드를 통해 입력을 받는다. 프리티비브 베이저안 네트워크로부터 가상 노드를 통해 확률 값을 입력 받으면 가상 노드를 자식으로 갖는 상위 활동 노드 A는 다음의 수식을 통해 영향을 받는다.

$$P'_{activityA} = \frac{P_{activityA} P_{v.activityA}}{P_{activityA} P_{v.activityA} + (1 - P_{activityA})(1 - P_{v.activityA})}$$

이와 같은 변화를 메시지 전달 알고리즘[3]을 사용하여 A와 관계된 모든 노드로 전달하고 이를 통해 변화된 확률 값을 다시 해당되는 프리티비브 베이저안 네트워크의 활동 노드에 입력하여 추론한다. 상위 수준에서 활동 간의 관계를 정의하기 위한 스크립트의 예가 표 1에 나와 있다.

표 1. 활동 간의 관계 정의 스크립트

```

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

2.4 실험 및 결과

실험은 5개의 장소 (컴퓨터실, 연구실, 휴게실, 회의실, 세미나실)에서 설계된 모듈을 통해 보이지 않는 빔 프로젝터의 존재 가능성을 추론하는 것이다. 이 때, 서비스

로봇은 여러 장소들을 다니면서 임의의 순서로 발견되는 물체들을 발견하고 보이지 않는 대상 물체의 존재를 추론한다고 하였다. 실험 결과가 표 2에 나와있다.

표 2. 추론 성공률

컴퓨터실	연구실	휴게실	회의실	세미나실
65%	76.5%	100%	95%	77.5%
전체	82.8%			

로봇은 5개의 물체를 발견하는 동안 기준 값 70%에서 각 장소에 대해 빔 프로젝터의 존재 확률을 예측하였다. 예측 값은 한 경우를 제외하고는 베이저안 네트워크가 신뢰할 만하다는 것을 보여준다. 빔 프로젝터가 존재하지 않지만 존재하는 환경과 유사한 컴퓨터실 같은 경우 로봇은 물체가 존재할 것이라고 예상하여 상대적으로 결과가 좋지 않았다.

III. 결론

본 논문에서는 서비스 로봇의 물체 인식 성능을 높이기 위해서 물체 관계를 베이저안 네트워크를 기반으로 모델링하여 가려진 물체를 추론하기 위한 방법을 제안하였다. 효과적인 설계를 위해 부분적으로 설계된 베이저안 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 베이저안 네트워크의 추론 성능이 좋다는 것을 보여주었다.

추후엔 다양하게 결합된 베이저안 네트워크들의 결과를 상상할 하여 성능을 높이기 위한 연구와 프리티비브 베이저안 네트워크들 간의 관계가 동적으로 만들어지기 위한 연구 등을 수행하고자 한다.

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

IV. 참고 문헌

- [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] K. B. Laskey and S. M. Mahoney, "Network Fragments: Representing Knowledge for Constructing Probabilistic Models," *Proc. of 13th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp 334-341, 1997.
- [3] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.