

베이지안 네트워크와 논리 네트워크 결합을 이용한 상호작용 학습 방법

황금성⁰, 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과
(yellowg⁰, sbcho)@cs.yonsei.ac.kr

An Interactive Learning Method Using Combination of Bayesian Network and Logic Network

Keum-Sung Hwang⁰, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

실세계의 시각정보로부터 식별된 물체정보를 이용하여 장면에 대해 설명하는 컨텍스트를 추론하는 시각 기반 장면 이해 문제에서는 변화가 많고 불확실한 환경을 극복해야 할 뿐만 아니라, 사용자의 요구 사항을 잘 반영해야 하고 궁극적으로는 지도(teaching)가 가능해야 한다. 본 논문에서는 불확실성 극복을 위해 확률적 접근 방법을 사용하고, 사용자의 요구를 실시간으로 반영하기 위해 논리 네트워크를 이용한 상호 작용 학습 방법을 제안한다. 몇 가지 테스트 환경에서 사용자에게 의해 제공되는 논리적, 부분적, 실시간 정보를 이용하여 제안하는 상호작용 학습을 수행한 결과, 장면인식 에이전트의 기능 장 및 적용이 가능하고 새로운 기능의 지도가 가능함을 알 수 있었다.

1. 서론

베이지안 네트워크(Bayesian Network; BN)는 인간의 인과적인 판단 및 추론 과정을 모델링하기에 유용한 도구로서, 시각 데이터에서 물체 및 특징을 발견하여 장면의 종류나 상황을 이해하기 위해 컨텍스트 정보를 인식하는 시각 기반 장면인식 분야에서 주목을 받고 있다. 또한 확률 기반 정보처리가 불확실한 정보의 반영 및 다양한 방향의 추론 등에 강한 특성을 가지기 때문에 실세계 문제에 유리하다.

영상정보를 분석하여 어떤 장면에서 어떤 물체가 존재하는지, 어떤 장소에 있는지, 그리고 어떤 상황인지를 알고 싶은 경우, 시각정보로부터 현재 장면에 대해 설명하는 컨텍스트를 추출하고 이를 해석하는 것을 장면 인식이라고 하며 아직까지 잘 풀리지 않은 문제 중의 하나이다[Neumann02].

시각 기반 장면인식에서는 추론 모델링 과정에서 도메인 지식이나 전문가 지식이 활용되기 때문에 학습 및 전문가의 설계 과정이 중요하게 작용한다. 이때, 장면 이해 에이전트의 활동 환경은 변화가 많고 정보가 불확실하며, 사용자의 요구사항이 지속적으로 변화한다. 이렇게 불확실한 환경에서의 정보 추론 및 추출을 위해서 전문가 시스템이나 다양한 분류 기술, 추론 기술이 이용될 수 있다.

표 1. BN 학습 데이터와 상호작용 데이터의 차이

BN 학습 데이터	상호작용 데이터
- 완전 데이터: 모든 노드에 대한 정보를 가진	- 불완전 데이터: 일부 조건부 결과만 가진
- 확률 파라미터 학습을 위해 많은 양의 데이터가 요구됨	- 양이 적어서 확률 파라미터 계산에 불리
	- 인과적인 정보를 담고 있어서 구조 학습에 유리

본 논문에서는 확률적 접근방법과 논리 네트워크(Logic Network; LN)의 학습기법을 결합하고, 설계된 추론 모델에 사용자의 요구사항을 잘 반영하여 지도(teaching)할 수 있도록 상호 작용 학습방법을 제시하였다. BN 학습 데이터와 상호작용

데이터는 기본적으로 표 1과 같은 차이점을 가진다. 따라서 사용자의 요구사항이 담긴 상호작용 데이터를 반영하기에 유리한 LN을 이용하는 학습 방법을 제안하였다.

2. 관련 연구

시각센서 기반 장면이해 문제를 풀기 위해 표 2와 같이 최근 확률적 접근 방법이 많이 연구되고 있다.

표 2. 관련 연구

영상 기반 장면 인식 관련 연구	J. Luo, A. E. 등 (2005)	영상의 의미를 예측하는 프레임워크 연구, 높은 레벨의 의미정보 활용
	B. Neumann 등 (2005)	고수준 장면인식을 위한 지식표현 방법과 시스템 프레임워크 연구, 물체 중심의 확률적 모델을 생성하여 장면에 대해 해석
	T. M. Strat 등 (1991)	대상 물체는 적은 수의 형태 모델들(shape models)로 정의되고 지역적인 특징이 측정된다고 가정
	M. Marengoni 등 (2003)	항공사진 인식 시스템인 Ascender I 에 계층적 BN을 이용한 시각학습 선택
BN 추론 모델 학습 관련 연구	A. Torralba 등 (2003)	Hidden Markov 모델을 이용해 영상 특징 벡터로부터 장소 인식
	B.P.L. Lo 등 (2003)	Adaptive BN: BN 재학습을 이용해 반복 적응, Revised backward propagation 기법[10] 이용
	W. Lam (1998)	Bayesian network refinement 기법: MDL 점수 측정 방법[12]을 이용하여 존재 구조와 데이터의 표현 길이 최소화

추가 데이터를 베이지안 추론 모델에 학습시키는 연구로 Lo 등이 연구한 Adaptive Bayesian Network 연구가 있는데 [Lo03], 이 방법은 Kwoh 등이 제안한 Revised backward propagation [Kwoh96] 기법을 이용하여 반복 재학습을 통해 BN을 적용시킨다. 베이지안 네트워크 정제 (Bayesian network refinement) [Lam 98] 방법은 MDL (Minimum Description Length) [Rissanen 89] 점수 측정 방법을 이용하여 존재 구조 DL (existent structure description length)와 데이터 DL을 최

소화시키는 방향으로 탐욕적으로 네트워크를 적용시킨다. Choudhury 등이 제안한 "boosting" 알고리즘은 데이터가 동적인 상태에서의 BN 성능 향상을 위한 변경(alteration) 방법을 제안하고 있다.

3. BN과 LN의 결합에 의한 상호작용 학습

본 논문에서는 상호작용 데이터를 수집하여 추론모델을 확장하거나 수정하기 위해 BN과 LN을 결합한 모델을 사용하는데, 그림 2의 오른쪽이 제안하는 결합 모델이다. 제안하는 방법에서 LN은 BN의 앞단과 뒷단에서 추론 기능을 보조하는 역할을 수행하며, LN에 의해 계산된 결과는 BN의 결과에 우선한다. 하지만, 여러 개의 논리연산 결과가 서로 상충될 경우에는 BN의 확률 값을 참조하여 우위를 정하고 우위 판단이 불가능할 경우에는 사용자에게 문의하도록 하였다.

3.1. 베이저안 네트워크

베이저안 네트워크는 그림 1에서 볼 수 있듯이 노드의 연결 관계를 표현하는 방향성 비순환 그래프(DAG: directed acyclic graph) 형태를 하고 있으며, 이 구조에 따라 정의된 조건부 확률 테이블(CPT: conditional probability table)에 의해 적은 비용으로 많은 확률 관계를 효율적으로 표현한다.

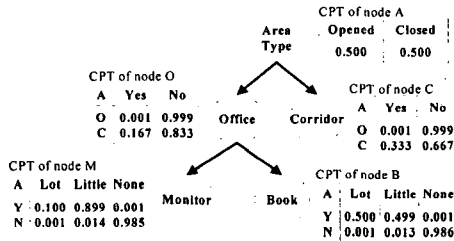


그림 1. 베이저안 네트워크의 예

BN에서 주어진 증거 집합 E의 추론 결과 h에 대한 확률 Bel(h)는 Bayes' Rule에 의해 수식 (1)과 같이 계산된다.

$$Bel(h) = P(h|E) = \frac{P(E|h)P(h)}{P(E)} = \frac{P(h \wedge E)}{P(E)} \quad (1)$$

확률은 Chain Rule에 의해 수식 (2)와 같이 계산된다.

$$P(x_1, \dots, x_n) = P(x_1)P(x_2 | x_1) \dots P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) \dots P(x_n | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) \quad (2)$$

3.2. 논리 네트워크

논리 네트워크는 디지털 회로의 입출력이나 불리언 연산을 표현하기 위한 방법으로, 입력단과 내부 노드, 출력단으로 이루어져 있고, 입출력 관계를 나타내는 논리 함수(혹은 노드 함수)와 이들의 흐름을 나타내는 방향성 비순환 그래프(DAG)로 구성되어 있다[Bishop04]. 노드 함수는 여러 개의 입력과 1개의 출력을 가지는 논리 함수로 이뤄져 있다. 본 논문에서 정의하여 사용한 노드 함수는 표 3과 같다. 여기에서 v_i 는 논리 연산 값을 나타내며 true와 false를 가지는 불리언 형태이고, n_i 는 노드를 나타내며, s_i 는 상태를 나타낸다. StateEq(\cdot)와 IsInStateList(\cdot)는 입력단에서 작동하는 입력 노드 함수이다. 출력단의 결과가 true일 경우에만 베이저안 추론 결과에 반영하도록 하였다.

3.3. 상호작용 학습과정

논리 네트워크를 학습하기 위한 과정은 그림 2와 같으며 다

음과 같은 내용이 수행된다.

표 3. 논리 네트워크의 노드 함수의 정의. v_i 는 논리 연산된 불리언 값을 나타내며, n_i 는 변수를, s_i 는 변수 상태를 나타낸다.

노드 함수 정의	노드 함수 기능
NOT(v_i)	v_i 가 false일 때 true
AND(v_1, v_2, \dots, v_n)	$v_i(1 \leq i \leq n)$ 의 상태가 모두 true일 경우에만 true
OR(v_1, v_2, \dots, v_n)	$v_i(1 \leq i \leq n)$ 의 값이 하나라도 true이면 true
StateEq(n_i)	노드 n_i 의 상태가 true이면 true
StateEq(n_i, s_i)	노드 n_i 의 상태가 s_i 일 경우 true
IsInStateList(n_1, n_2)	노드 n_1 의 상태가 노드 n_2 의 상태에 포함될 경우에 true

- Interaction: 사용자와의 대화를 통해서 정보 수집
- Reasoning: 질의에 대해 추론을 수행. 추론 결과가 주어진 정보와 다른 경우 추론 모델의 학습 수행
- Causality Extraction: 인과 관계를 찾아서 변수의 논리적 관계 정의. 네트워크 구조를 찾는 단계
- Variable Extraction: 새로운 증거 변수나 결과 변수를 찾아서 등록 및 정의하는 단계. 유저에게 추가적인 정보를 요청하기도 함
- Adapt Logic Network: 논리 네트워크를 적용 및 학습하는 단계
- Update Module: 베이저안 네트워크와 논리 네트워크를 결합된 형태로 업데이트

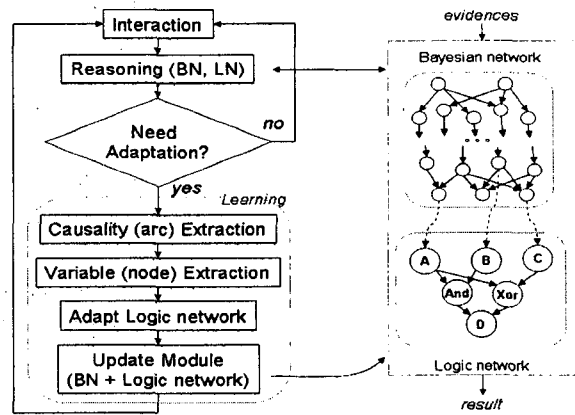


그림 2. 논리 네트워크 기반 상호작용 학습 기법(좌측)과 BN-LN 결합 모델(우측).

4. 실험

장소에 대한 추가 증거를 상호작용 데이터로 준 경우 이를 제안하는 논리 네트워크 기반 상호작용 학습 방법에 반영할 수 있다. 그림 3은 본 논문에서 학습한 결과 얻은 논리 네트워크를 나타낸다. 표4는 학습에 사용한 상호작용 데이터 및 학습된 논리규칙의 일부를 나타낸다. 그림 3의 학습된 논리 네트워크에 의해 사용 가능한 증거노드가 2개 증가하였고, 관련 증거에 의한 추론 정확도가 향상되었다.

상호작용 학습에 의해 학습된 네트워크의 추론 기능을 평가하기 위해 장소별 상호작용 학습을 수행하고 장소 분류 성능을 평가하였다. 주어진 물체에 대한 존재 증거가 장소에 대해서 장소임을 확정하는 긍정적인 증거이거나 장소가 아님을 확정하는 부정적 증거일 경우를 표 5와 같이 정의하고 AND와 OR을 이용한 규칙을 추가하였다.

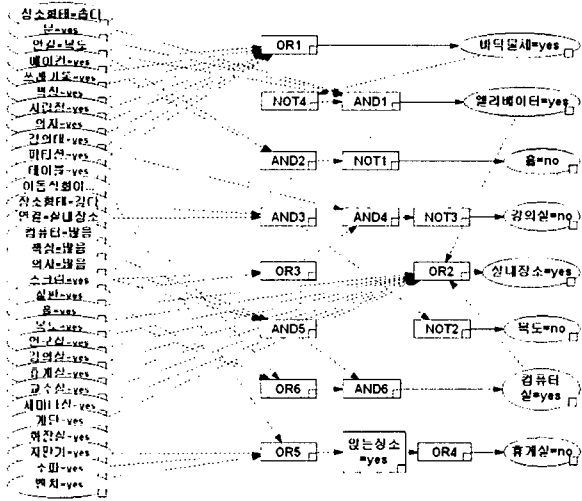


그림 3. 학습된 논리 네트워크

표 4. 논리 네트워크 학습에 사용된 상호작용 데이터

대상	상호작용 데이터	학습된 논리 규칙
엘리베이터	좁고 바닥 물체가 없고 문이 있고 복도와 연결되면 엘리베이터다.	장소 형태='좁음' AND '바닥물체'='no' AND '문'='yes' AND '연결'='복도' → '엘리베이터'='yes'
휴게실	휴게실에는 자판기나 앉는 장소가 있다	자판기='yes' OR '앉는 장소'='yes' → '휴게실'='no'
앉는 장소	앉는 장소에는 의자, 벤치, 소파가 있다.	의자='yes' OR '벤치'='yes' OR '소파'='yes' → '앉는 장소'='yes'

표 5. 상호작용 학습에 사용된 데이터. 장소에 대한 긍정 확정 및 부정 확정 물체 증거 26개 중 일부. ('부정 장소'의 이름은 첫 글자만 표시함.)

일련번호 및 물체	긍정 장소	부정 장소
1. 문		계
2. 에어컨		계, 열
3. 소변기	화장실	나머지
4. 좌변기	화장실	나머지
5. 프로젝터 화면		엘, 홀, 복, 휴, 계, 화
6. 빔프로젝터		엘, 홀, 복, 휴, 계, 화
7. 프로젝터 화면		엘, 홀, 복, 휴, 계, 화
8. 벽칠판	강의실	엘, 홀, 복, 휴, 계, 화

그림 4는 분류 성능을 비교 평가하기 위해 구성 가능한 모든 1~4개의 증거 집합에 대한 성능 비교 결과이다. 최적의 장소로 하나의 정답만을 찾은 경우만 고려하였다(false-negative 에러만 적용). 증거별로 최대 2,300개의 증거 집합을 테스트한 결과 상호작용 학습된 경우 상대적으로 더 좋은 성능을 보였다.

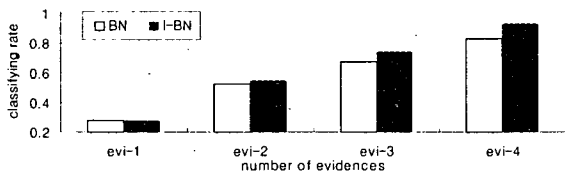


그림 4. 분류 정확도 비교, 모든 증거 조합에 대한 성능을 비교한 경우 (I-BN: BN+LN 방법)

그림 5는 표 5에서 학습된 증거를 포함하여 관련된 2~4개의 증거를 임의로 준 뒤 BN과의 성능을 비교한 결과이다. 각각

15번의 실험 결과 사용자의 의도를 잘 반영하고 있음을 알 수 있다.

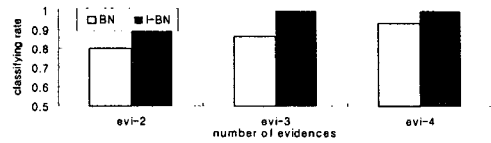


그림 5. 분류 정확도 비교, 모든 증거 조합에 대한 성능을 비교한 경우 (I-BN: BN+LN 방법)

5. 결론 및 토의

본 논문에서는 장면 이해 에이전트의 작동 환경에서 필요한 상호작용 학습 기능을 얻기 위해 베이지안 네트워크와 논리 네트워크를 결합한 형태의 추론 모델을 제안하였다. 사용자와의 상호작용에 의해 획득한 데이터의 논리성과 불안정성을 고려하여 논리 네트워크를 학습하는 방법을 제시하였고, BN과 결합된 추론 모델을 정의하였다.

물체 존재 증거를 바탕으로 장면을 인식하는 실험의 수행 결과 새로운 분류 기능이 추가되고, 사용자에게 의해 얻은 증거에 대한 논리적 정보에 대해 좋은 추론 성능을 보였다. 특히, 상호작용 학습 방법은 적은 수의 증거가 주어지고 그 증거에 대한 논리 네트워크 규칙이 존재할 경우 성능 향상이 두드러졌다. 또한 BN에서 사용하기 어려운 부정 증거(존재하지 않음 증거)의 사용이 가능하여 BN의 약점을 보완할 수 있었다. 하지만 증거에 대한 논리적 판단이 여러 개 존재할 경우 우위 판단이 어렵다는 문제가 있었으며, 불리한 연산만 가능하기 때문에 많고 적응을 나타내는 학습이 불가능하였다. 따라서 향후에는 가중치가 적용된 논리 네트워크를 이용하여 사용자의 요구를 더 정확히 반영하고 논리적 충돌에 대한 우위 평가 기준으로 활용할 수 있도록 하는 연구가 필요하다.

감사의 글

이 연구(논문)는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

참고문헌

[Bishop04] P.G. Bishop, "Estimating PLC logic program reliability," *Safety-critical Systems Symposium*, Birmingham, 17-19 Feb. 2004.

[Cantu00] F. Cantu, "Learning and using Bayesian networks for diagnosis and user profiling," *Technical Report CIA-RI-043, Center for Artificial Intelligence, ITESM. Invited talk at the Computing Int. Conference, CIC-IPN*, Nov. 2000.

[Kwoh96] C.K. Kwoh, and D.F. Gillies, "Using hidden nodes in Bayesian networks", *Artificial Intelligence*, vol. 88, pp. 1-38, 1996.

[Lam98] W. Lam, "Bayesian network refinement via machine learning approach," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 3, pp. 240-251, March 1998.

[Lo03] B.P.L. Lo, et al., "Adaptive Bayesian networks for video processing," *Int Conf. on Image Processing*, pp.889-892, 2003.

[Neumann02] B. Neumann, *A Conceptual Framework for High-Level Vision*, Bericht, FB Informatik, FBI-HH-B245/02, 2002.

[Pearl88] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1988.

[Rissanen78] J. Rissanen, "Modeling by shortest data description," *Automatica*, vol. 14, pp. 465-471, 1978.

[Torralba03] A. Torralba, et al., "Context-based vision system for place and object recognition," *Int. Conf. Computer Vision*, pp. 273-280, 2003.