

## 다양한 형태의 상황 정보 합성을 위한

### 퍼지 베이지안 네트워크

유지오<sup>0</sup> 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

taiji391@sclab.yonsei.ac.kr<sup>0</sup>, sbcho@cs.yonsei.ac.kr

#### Fuzzy Bayesian Network for Fusion of Multimodal Context Information

Ji-Oh Yoo<sup>0</sup>, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

#### 요약

다양한 형태의 상황 정보를 결합하여 추론하기 위해 베이지안 네트워크를 많이 사용한다. 그러나 일반 베이지안 네트워크는 각 노드의 상태가 이산적이기 때문에, 연속적이거나 여러 상태가 동시에 존재할 수 있는 현실의 상황 정보를 처리하기 어렵다. 본 논문에서는 이와 같은 베이지안 네트워크의 단점을 보완하기 위해 다양한 형태의 상황 정보를 퍼지를 통해 전처리하여 베이지안 네트워크를 통해 추론하는 퍼지 베이지안 네트워크를 제안한다. 유용성을 보이기 위해 음악 추천 에이전트를 설계하여 일반 베이지안 네트워크와 비교 실험한 결과, 제안한 방법으로 다양한 상황 정보에 대해 유연한 처리가 가능함을 확인하였다.

#### 1. 서론

고수준의 상황 정보를 얻기 위해서는 여러 경로를 통해 관찰된 저수준의 상황 정보를 적절히 결합하여 추론하는 방법이 필요하다. 베이지안 네트워크(Bayesian Network)는 여러 상황 정보 간의 인과 관계를 모델링할 수 있어 이러한 방법으로 많이 사용된다.

일반적인 베이지안 네트워크는 각 노드의 상태가 이산적으로 구성되어 있다[1]. 상황 정보가 관찰되면 이에 해당하는 노드는 여러 상태 중 한 가지 상태로 설정된다. 그러나 실제 환경에서 관찰되는 상황 정보는 이산적일 수도 있지만 연속적인 경우가 많다. 또한 관찰된 정보가 하나의 상태가 아닌 여러 가지 상태에 동시에 속할 수도 있다. 따라서 일반적으로 상황 정보가 연속 값으로 입력될 경우 적당히 등급화하고, 여러 상태에 동시에 속할 경우 가장 신뢰성이 높은 상태를 선택하여 해당 노드의 한 가지 상태로 결정하는 방법을 사용한다. 그러나 연속 값을 등급화할 때 기준의 의미가 명확하지 않으며, 경계 근처의 연속 값에 대해서 정교한 처리가 불가능하다는 단점이 있다. 또한 동시에 속한 여러 상태 중 한 가지 상태를 선택할 경우, 선택되지 않은 다른 상태가 추론 결과에 끼칠 수 있는 영향은 무시된다.

본 논문에서는 이와 같은 베이지안 네트워크의 단점을 보완하기 위해 퍼지 베이지안 네트워크(Fuzzy Bayesian Network)를 제안한다. 퍼지 베이지안 네트워크는 관찰된 노드의 각 상태를 퍼지 소속도 값을 사용하여 표현한다. 이를 통해 연속 값이 관찰될 경우 미리 정의된 퍼지 소속도 함수를 이용하여 각 상태에 대한 퍼지 소속도 값을 계산하여 퍼지 베이지안 네트워크에 적용할 수 있다. 또, 하나의 상태로 판단하기 어려운 센서 정보를 여러 상태에 대한 퍼지 소속도로 표현하여 적용할 수 있다. 제안한 방법의 유용성을 보이기 위해 상황에 따라 적절한 음악을 추천하는 에이전트를 구현하고 일반 베이지안 네트워크와 비교 실험을 수행하였다.

#### 2. 배경

##### 2.1. 베이지안 네트워크

베이지안 네트워크는 사건이나 환경 변수 간의 인과 관계를 확률과 그래프 이론에 근거하여 모델링하는 방법이다[1]. 각 사건의 인과 관계를 그래프와 확률로 나타내기 때문에 불확실한 상황을 표현하고 추론하는데 적합하다. 베이지안 네트워크 BN은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} BN &= (X, L, \theta) \\ X &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \\ L &= \{(x_i, x_j) | i \neq j \wedge i, j \in X\} \\ \theta &= \{P(x_i | Parents(x_i)) | x_i \in X\} \end{aligned}$$

여기서 X는 노드 집합, L은 노드 사이의 아크 집합,  $\theta$ 는 조건부 확률 테이블 집합을 의미한다. 각 노드는 사건 혹은 환경 변수를 나타내고, 아크는 각 변수간의 의존성을 나타낸다. 네트워크의 구조와 조건부 확률 테이블은 학습되거나, 전문가에 의해 설계된다.

각 노드에 대한 확률은 다음과 같은 결합 확률 분포(joint probability distribution)를 통해 계산할 수 있다.

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | Parents(x_i))$$

베이지안 네트워크 중 일부 노드의 상태 E가 관찰되었을 경우, 노드  $x_{target}$ 의 상태  $s_k^{target}$ 에 대한 확률은 베이즈 규칙(Bayes rule)을 사용하여 다음과 같이 계산된다.

$$P(x_{target} = s_k^{target} | E) = \frac{P(x_{target} = s_k^{target}, E)}{\sum_{j=1}^n P(x_{target} = s_j^{target}, E)}$$

##### 2.2. 퍼지 논리

퍼지 논리는 명제를 완전히 참과 거짓으로 결정하는 기존의 논리를 참인 정도를 나타낼 수 있도록 확장한 것이다[2]. 퍼지 논리는 참인 정도, 혹은 거짓인 정도를 참과 거짓 사이의 값인 퍼지 소속도 값으로 표현한다. 판

찰된 상황 정보를 퍼지 논리로 변환하는 과정을 퍼지화라고 한다. 이 때 그림 1과 같이 관찰된 정보가 특정 상태 집합에 어느 정도 포함되는지를 정의한 퍼지 소속도 함수를 사용하며, 다양한 형태가 가능하다. 환경 변수  $x$ 에서 관찰된 상황 정보  $e$ 를 퍼지화한 상태는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$fuzzification_x(e) = \sum_{s^x} \mu_{s^x}(e) / s^x$$

여기서  $s^x$ 는 환경 변수  $x$ 의 상태를 의미하고,  $\mu_{s^x}(e)$ 는 해당 상태에 대한 퍼지 소속도 함수를 의미하며 0과 1 사이의 값을 가진다. 또한  $/$ 는 어떤 상태에 대한 소속값인지 나타내는 기호로 정의된다.

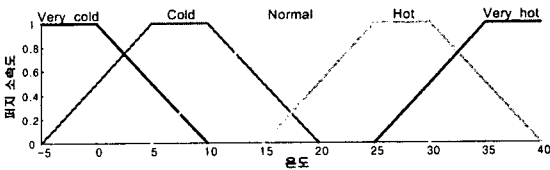


그림 1. 온도에 대한 퍼지 소속도 함수

### 3. 퍼지 베이저안 네트워크

#### 3.1 관련 연구

퍼지와 베이저안 추론을 결합하려는 대표적인 연구로 Yang의 연구가 있다[3]. Yang은 베이저안 추론에서 연속값을 사용하기 위해 퍼지 소속도 함수를 사용하여 likelihood density function을 생성하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 연구는 관찰되는 값이 하나일 경우만 가능한 단점이 있다. Pan 등의 연구는 가우시안 함수를 사용하여 연속값과 불연속값을 동시에 사용할 수 있는 퍼지 베이저안 네트워크를 제안하였다[4]. 이 연구는 하나의 입력값에 대한 퍼지 소속도의 합이 반드시 1이어야 하고, 가우시안 함수 등 계산이 복잡하다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 극복하고, 간단하고 효과적인 퍼지 베이저안 네트워크를 제안한다.

#### 3.2 제안하는 방법

퍼지 베이저안 네트워크를 정의하기 위해 다음과 같이 퍼지 소속도 함수의 곱을 정의한다.

$$\begin{aligned} (\mu_{s^x}(e) / s^x) (\mu_{s^y}(e) / s^y) &= (\mu_{s^x}(e) \mu_{s^y}(e)) / (s^x / s^y) \\ &= \mu_E(e) / E \end{aligned}$$

즉, 노드  $x$ 의 상태  $s^x$ 와 노드  $y$ 의 상태  $s^y$ 가 동시에 관찰된 경우를  $E$ 라고 할 때,  $E$ 에 대한 퍼지 소속도 값은 각 상태에 대한 퍼지 소속도 값을 곱한 것이다.

제안한 퍼지 베이저안 네트워크는 기본적으로 베이저안 네트워크의 추론 방법을 그대로 사용하며, 노드의 상태가 관찰되었을 때 추론 방법을 퍼지 논리가 적용될 수 있도록 확장한 것이다. 관찰된 상황 정보 중 연속값이거나 퍼지화가 가능한 상황 정보는  $fuzzification_x(e)$ 로 표현할 수 있다. 기존의 베이저안 네트워크의 입력으로 표현 가능한 상황 정보는 다음 수식을 사용하여 퍼지 소속도 값을 결정한다.

$$\mu_{s^x}(e) = \begin{cases} 1 & s^x \in \text{observed state} \\ 0 & s^x \notin \text{observed state} \end{cases}$$

여러 상황 정보가 관찰될 경우, 다음과 같은 수식을 통해 퍼지 소속도 값을 합쳐 나타낸다.

$$\begin{aligned} \text{Fuzzy Evidence} &= \prod_{x_i}^{observed\ x_i} fuzzification_{x_i}(e) \\ &= (\mu_{s_{x_1}^{x_1}}(e) / s_{x_1}^{x_1} + \dots + \mu_{s_{x_1}^{x_1}}(e) / s_{x_1}^{x_1}) \times \\ &\dots \times (\mu_{s_{x_k}^{x_k}}(e) / s_{x_k}^{x_k} + \dots + \mu_{s_{x_k}^{x_k}}(e) / s_{x_k}^{x_k}) \\ &= (\mu_{s_{x_1}^{x_1}}(e) \dots \mu_{s_{x_1}^{x_1}}(e) / s_{x_1}^{x_1} \wedge \dots \wedge s_{x_1}^{x_1}) + \\ &\dots + (\mu_{s_{x_m}^{x_m}}(e) \dots \mu_{s_{x_m}^{x_m}}(e) / s_{x_m}^{x_m} \wedge \dots \wedge s_{x_m}^{x_m}) \\ &= \sum_E^{\vee E} (\mu_E(e) / E) \end{aligned}$$

여기서  $m_k$ 는 노드  $x_k$ 가 가진 상태의 수이다. 이 때 노드  $x_{target}$ 의 상태  $s_{target}^{x_{target}}$ 에 대한 확률은 다음과 같이 계산된다. 정규화를 사용하여 각 상태의 퍼지 소속도 값의 합이 1이 되지 않아도 확률 계산이 가능하다.

$$\begin{aligned} P(x_{target} = s_k^{target} | \text{Fuzzy Evidence}) \\ = \frac{\sum_E^{\vee E} P(x_{target} = s_k^{target} | E) \mu_E(e)}{\sum_E^{\vee E} \mu_E(e)} \end{aligned}$$

### 4. 음악 추천 에이전트

본 논문에서는 제안한 퍼지 베이저안 네트워크를 사용하여 음악 추천 에이전트를 구현하였다. 음악 추천 에이전트는 상황 정보 수집, 퍼지화 및 추론, 음악 추천의 3가지 단계를 거쳐 현재 상황에 적절한 음악을 추천한다. 그림 2는 음악 추천 에이전트의 구조이다.

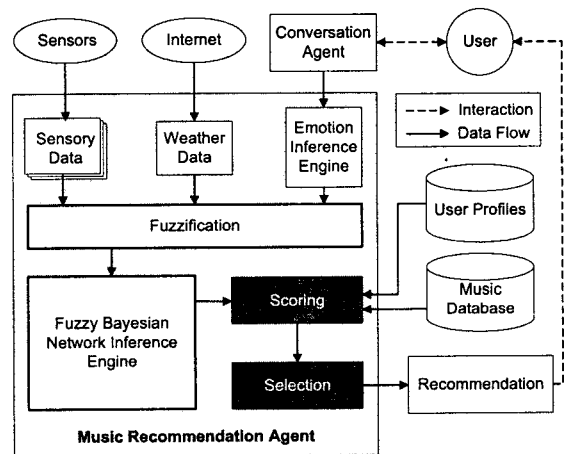


그림 2. 음악 추천 에이전트의 구조

상황 정보 수집 단계는 현재 상황을 인지하기 위해서 관찰 가능한 상황 정보를 모으는 단계이다. 센서를 통해 입력되는 연속값 형태의 정보, 인터넷을 통해 입력되는 기호 형태의 정보, 사용자와의 대화 목록을 키워드 분석을 사용하여 추론한 퍼지 형태의 감정 정보 등 다양한 형태의 정보가 입력으로 사용된다.

퍼지화 및 추론 단계는 입력된 상황 정보를 퍼지화하

고, 이를 퍼지 베이저안 네트워크의 증거로 설정하여 상황에 맞는 음악의 메타 정보를 추론한다. 상황 정보들은 퍼지화되어 Fuzzy Evidence로 설정된다. 이를 전문가가 설계한 베이저안 네트워크에 적용하여 표 1과 같은 음악의 메타 정보의 각 상태에 대한 확률이 추론된다.

음악 추천 단계는 추론된 각 메타 정보의 상태에 대한 확률과 선호하는 메타 정보를 담고 있는 사용자 프로필을 바탕으로 데이터베이스 내의 각 음악에 대한 추천 점수를 계산한다.

표 1. 음악의 메타 정보

메타 정보		상태 수
Genre		5 단계
Tempo		5 단계
Mood	Cheerful-Depressing	5 단계
	Relaxing-Exciting	5 단계
	Disturbing-Comforting	5 단계

5. 실험 및 결과

제한한 방법의 유용성을 보이기 위해 표 2와 같이 유사한 상황 정보를 보이는 두 가지 환경에서 추천된 음악을 비교하였다. 환경이 유사하므로 추천되는 음악도 유사한 음악이 추천될 것으로 기대할 수 있다.

표 2. 실험 환경 (소음 단위는 없음)

상황	온도	습도	조도	소음	날씨	감정
# 1	12.4 도	65.1 %	249 lux	3	흐림	보통
# 2	12.6 도	64.9 %	251 lux	3	흐림	보통

표 3은 두 환경 하에서 일반 베이저안 네트워크와 퍼지 베이저안 네트워크를 사용하여 음악 추천을 한 후 일부 음악에 대한 순위를 나타낸 것이다. 표에서 나타난 바와 같이 일반 베이저안 네트워크를 사용한 음악 추천의 경우, 상위 순위로 추천되는 음악이 상황에 따라 달라지고 있음은 알 수 있다. 또한 같은 음악에 대한 순위가 비슷한 환경임에도 불구하고 많은 차이를 보이고 있다. 그러나 제안한 방법을 사용한 음악 추천은 같은 음악이 같은 순위로 추천되고 있음을 알 수 있다.

표 3. 상황에 따른 추천된 음악의 순위 변화

	음악 제목	상황		분위기
		상황 1	상황 2	
BN	내 남은 사랑을 위해	1	39	우울
	I'll find a way	2	74	우울
	날 닮은 너	3	75	약간 우울
	괜찮아	49	1	보통
	꿈의 대화	81	2	보통
FBN	너에게	73	3	보통
	괜찮아	1	1	보통
	내 눈에 슬픈 비	2	2	보통
	어쩌면	3	3	보통

그림 3과 4는 Mood(Cheerful-Depressing)에 대한 확률 변화를 나타낸 것이다. 일반 베이저안 네트워크는 경계값에서 상태가 급격하게 변화하지만, 제안한 방법은 베이저안 네트워크와 전체적인 확률 분포는 비슷하면서 연속적으로 상태가 변화한다. 이는 일반 베이저안 네트워크에 온도와 같은 연속값을 적용하기 위해 등급화를 하

게 되는데, 경계값 근처에 있는 값들은 실제로 차이가 미미함에도 불구하고 다른 상태로 판단되어 처리되기 때문이다. 이에 반해 제안한 방법은 연속값 등 다양한 형태의 정보를 퍼지 논리를 사용하여 처리하기 때문에 유연한 상태 변화가 가능하다.

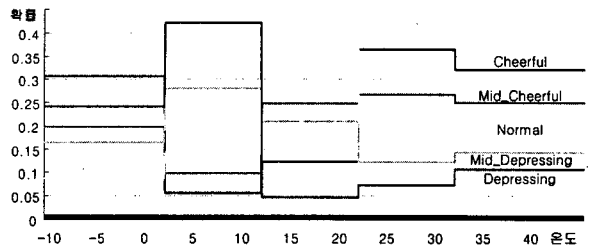


그림 3. BN에서 온도 변화에 대한 확률 변화

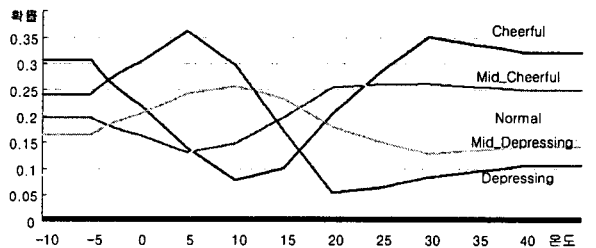


그림 4. FBN에서 온도 변화에 대한 확률 변화

6. 결론

본 논문에서는 기호, 연속값, 퍼지 등 다양한 형태의 정보를 퍼지 논리를 사용하여 전처리하고 이를 베이저안 네트워크에 적용할 수 있는 퍼지 베이저안 네트워크를 제안하였다. 이를 사용해 음악 추천 에이전트를 구현하고, 일반 베이저안 네트워크와 비교 실험을 통해 다양한 상황 정보에 대해 유연한 처리가 가능함을 보였다.

향후 연구로는 제안한 방법을 사용하여 센서 정보, 웹 정보 등 다양한 정보를 입력으로 사용하는 네트워크 로봇 등의 도메인에 적용할 계획이다.

감사의 글

본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참고 문헌

[1] K. B. Korb and A. E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, Chapman & Hall/Crc, 2004.  
 [2] J. Jantzen, *Tutorial on Fuzzy Logic*, Technical Univ. of Denmark, Department of Automation, Tech. report no 98-E 868, 19 Aug 1998.  
 [3] C. C. Yang, "Fuzzy Bayesian inference," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, pp. 2707-2712, 1997.  
 [4] H. Pan and L. Liu, "Fuzzy Bayesian networks: A general formalism for representation, inference and learning with hybrid Bayesian networks," *Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 14, no. 7, pp. 941-962, 2000.