

# 효과적인 대화형 에이전트를 위한 베이지안 네트워크 기반 사용자 모델링\*

성철 이승의 조성배  
연세대학교 컴퓨터과학과  
{sungc, cypher}@candy.yonsei.ac.kr, sbcho@csai.yonsei.ac.kr

## User Modeling Based on Bayesian Network for Effective Conversational Agent

Chul Sung Seung-ik Lee Sung-Bae Cho  
Computal Science Department, Yonsei University

### 요 약

인터넷 이용자 수가 크게 증가함에 따라 각 사이트에서는 사용자가 원하는 정보를 효과적으로 제공해야 하는 문제가 대두되어, 최근 사용자와 자연어로 정보를 주고 받으며 사이트의 가상 대리자 역할을 수행할 수 있는 대화형 에이전트에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 많은 대화형 에이전트가 사용자의 의도를 고려하지 않은 단순한 패턴매칭 기법을 사용하기 때문에 사용자에게 만족스러운 답변을 주지 못하는 경우가 많이 발생한다. 이 논문에서는 대화형 에이전트가 보다 지능적인 대화를 수행할 수 있도록 하기 위해 베이지안 네트워크를 적용하여 사용자의 의도를 모델링하는 방법을 제시한다. 특정 도메인의 소개를 대행하는 대화형 에이전트에 적용한 결과, 사용자의 질의 의도를 파악함으로써 보다 대화 의도에 적합한 대답을 수행하여 그 가능성을 볼 수 있었다.

### 1. 서론

인터넷 사용자 수가 크게 급증함에 따라 각 사이트에서는 사용자와 정보를 주고 받을 수 있는 효과적인 방법의 필요성이 크게 늘고있다. 기존에는 주로 키워드에 기반한 검색을 통하여 사이트내의 정보를 제공하였으나 이러한 방식은 사용자가 의도하는 바를 정확히 제공하기 어렵기 때문에 불필요한 정보를 맞추는 경우가 많다.

이러한 문제를 해결하기 위한 대안으로서 최근 사용자와 자연어로 정보를 주고 받으며 사이트의 가상 대리자로서의 역할을 수행할 수 있는 대화형 에이전트에 관한 연구가 진행되고있다. 아직까지는 대화형 에이전트 대부분이 질의와 답변의 쌍들로 구축된 지식을 기반으로 입력된 질의에 대하여 답변을 매칭하는 단순한 패턴매칭 기법을 사용하고 있기 때문에 다양한 사용자의 의도를 적절히 충족시키기가 어렵다.

이 논문에서는 사용자의 의도를 파악하여 보다 지능적인 대화를 할 수 있는 대화형 에이전트의 구축을 위해 베이지안 네트워크 기반의 사용자 질의 의도 모델링 방법을 제시한다. 또한, 이를 실제 사이트의 안내를 목적으로 개발된 대화형 에이전트에 적용함으로써 그 유용성을 검증하고자 한다.

### 2. 관련연구

대화형 에이전트는 사용자와 자연어를 통해 정보를 주고 받는 시스템이다. ALICE(Artificial Linguistic Internet Computer Entity)는 패턴매칭 기법을 사용하여 사용자와 대화를 수행한다. AIML(Artificial Intelligence Markup Language)이라는 언어를 사용하여 질문/대답 패턴을 기술하고, 사용자의 질문에 해당하는 대답을 찾는 방식으로 사용자와 대화한다.

상용화된 대화형 에이전트로는, Neuromedia사의 'Shallow Red'

가 있다. 대화형 에이전트를 만들 수 있는 저작 도구인 NeuroStudio로 만들어진 에이전트이다. Neuromedia사는 현재 NativeMinds라는 회사를 바꾸고 업그레이드된 가상 대리자(virtual representative)를 선보이고 있다. 이외에도 Artificial Life사의 SmartBot, Virtual Personalities사의 Verbot(Verbal Software Robot) 등이 있다.

베이지안 모델은 확률을 적용하여 사람이 눈으로 쉽게 구별할 수 있도록 설계되어 기계의 고장 원인이나 환자를 아프게 하는 증상들을 파악하는데 널리 사용되었다. Pynadath[6]는 베이지안 네트워크를 이용하여 자동차의 다음 행동을 예측하였고 Albrecht[1]는 다중 사용자 컴퓨터 게임에서 베이지안 모델을 사용하여 사용자의 행동을 추론하였다. Horvitz[4]는 시각적인 정보와 사용자의 말로부터 서로 관련된 다중 계층의 정보를 베이지안 모델을 사용하여 적절히 연관시킴으로써 불확실한 상황에서 사용자의 의도를 추론하고 결정하였다.

### 3. 베이지안 네트워크 기반 사용자 모델링

#### 3.1 베이지안 네트워크

베이지안 네트워크는 유한개의 임의의 변수들과 그 변수들이 결합 확률 분포(joint probability distribution)로 구성된 방향성 비순환 그래프이다. 그래프에서 노드는 임의의 변수를 나타내고 아크는 변수들 간의 확률적인 종속관계를 표현한다. 각 노드의 관계가 부모와 자식 관계에 있을 때 조건부 확률 분포에 있다고 한다. 변수  $Y$ 가 부모 노드이고  $X$ 가 자식 노드라 하면,  $Y$ 에 의해 조건부 확률 분포  $X$ 의 확률 값  $P(X|Y)$ 가 변화하게 된다[5].

그래프  $G$  안에서 부모노드  $Pa(X_i)$ 가 주어지고 자식노드가 아닌 것들은 서로 독립 조건에 있을 때, 결합 분포의 각 변수  $X_i$ 는 식 1과 같이 곱 형태로 나타낼 수 있다.

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)) \quad (1)$$

\* 본 연구는 ㈜ 다음소프트의 일부 지원에 의한 것임.

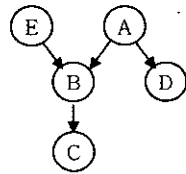


그림 1 간단한 베이저안 네트워크 구조의 예

예를 들어, 그림 1과 같은 네트워크 구조는  $I(A; E)$ ,  $I(B; D|A, E)$ ,  $I(C; A, D, E|B)$ ,  $I(D; B, C, E|A)$ ,  $I(E; A, D)$  와 같은 여러 조건부 확률 분포를 나타내고 있다. 이 네트워크 구조는 또한 식 2와 같은 곱 형태를 가진다.

$$P(A, B, C, D, E) = P(A)P(B|A, E)P(C|B)P(D|A)P(E) \quad (2)$$

부모노드  $pa(X_i)$  와  $x_i$  의 값을 갖는  $X_i$  의 관계는  $P(x_i | pa(X_i))$  로 표현되어 제한된 값을 갖는 변수의 경우 테이블을 이용하여 조건부 확률 분포로 나타낼 수 있다[3].

### 3.2 대화형 에이전트

그림 2는 대화형 에이전트의 전체적인 구성을 보여준다. 전체 처리 과정을 통하여 동의어를 처리하고 Goal Inference 모듈을 통하여 사용자 의도를 분석한다. 이 모듈에서 사용자의 의도를 파악할 수 없을 경우 Dialogue Manager는 사용자에게 정보를 더 추가해줄 것을 요구한다. 의도가 파악되면 미리 구축된 지식으로부터 적절한 답변을 찾아 사용자에게 제시하게 된다. 따라서 사용자의 의도 파악을 위한 Goal Inference 모듈은 정확한 답변을 매칭하기 위해 필요할 뿐만 아니라 사용자와의 상호작용을 위한 혼합-주도형 대화를 위해서도 중요하다[2].

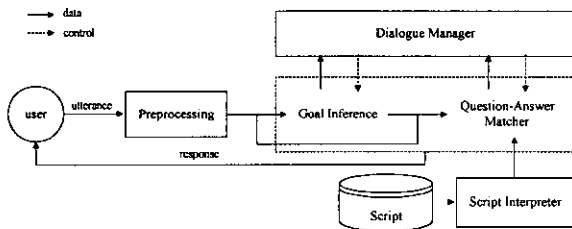


그림 2 대화형 에이전트 구조

### 3.3 사용자 모델 구축

홈페이지를 소개하는 도메인 상에서 사용자의 의도를 파악하기 위해 사용자가 입력하는 질의를 이용하여 베이저안 네트워크로 사용자 모델을 구축한다. 사용자 모델링을 위한 목적 변수들은 표 1과 같이 정의된다.

표 1 사용자 모델링을 위한 목적 변수들

명 제	의 미
Location	위치에 대한 정보 제공
Web field	홈페이지의 분야 정보 제공
Web intention	홈페이지의 의도 정보 제공
Web manage	홈페이지 관리자 정보 제공
Introduce me	대화형 에이전트에 대한 정보 제공
My birthday	홈페이지 제작일 정보 제공
Laboratory birthday	연구실 설립일 정보 제공
Updated date	홈페이지가 갱신된 날짜 제공

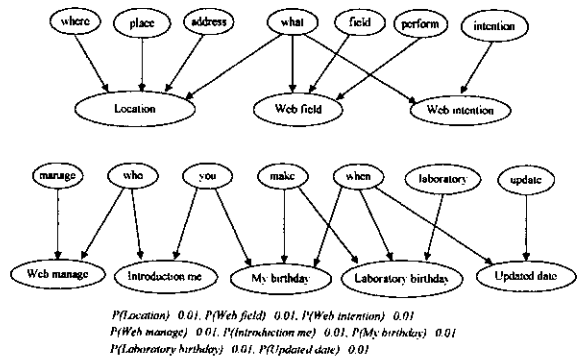


그림 3 사용자 모델링을 위한 베이저안 네트워크 구조

그림 3은 사용자 모델링의 조건부 독립에 해당하는 증거 변수들을 가지고 구성된 베이저안 네트워크를 보여준다. 그림 3과 같이 설계된 변수들 가운데 사용자 모델링에 사용되는 증거 변수들의 세부적인 내용은 표 2와 같다. 표 2에서 {}안의 단어는 앞 단어와 같은 뜻을 가진 단어들이므로 대표 단어로 대체된 후 증거 변수로 사용된다.

표 2 목적 변수에 대한 조건부 독립에 해당하는 증거 변수들의 상세한 정보

목적 변수	증거 변수
Location	where, place(position, location), what, address
Web field	field{type, category, nature, style, range, variety, ground, personality, kind}, perform
Web intention	what, intention(goal, object, aim, target, purpose)
Web manage	who, manage{supervise, direct, lead, control, handle}
Introduce me	who, you
My birthday	when, you, make
Laboratory birthday	when, make, laboratory
Updated date	when, update

사용자 질의를 통해 사용자의 의도가 파악되면 그 의도에 관련된 세부사항에 대하여 추론하게 된다. 예를 들어 사용자 의도가 'Location'이 선택되었을 때 'Location'은 그림 4와 같이 세부사항을 추론하는데 필요한 의도들이 연결되어 있다. 세부사항을 추론할 때 더 이상 증거 변수를 가지지 않을 경우, 대화형 에이전트가 사용자에게 어떤 구체적인 정보를 원하는지 질문을 던진다. 사용자가 구체적인 정보를 요구하면 이에 해당하는 답변을 해 준다.

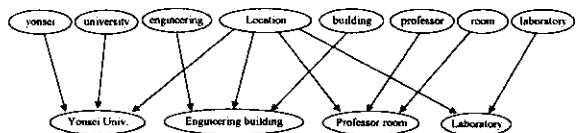


그림 4 'Location'이 선택되었을 때 구체적인 사용자 의도를 파악하기 위한 베이저안 네트워크 구조

## 4. 실험 결과

제안한 시스템의 가능성을 보기 위하여 홈페이지를 소개하는

도메인상에서 사용자와 대화를 시도하였다(그림 5).

```

User: What is your address?
Agent: Which place out of Yonsei Univ., Engineering building,
       Professor room or Laboratory do you want?
User: Laboratory
Agent: Our laboratory is the 3rd engineering building 529
       Yonsei University, in Seoul, Korea.
User: Tell me where Yonsei University is.
Agent: Yonsei University is 134 Shinchon-dong, Sudaemun-ku,
       Seoul 120-749, Korea.
    
```

그림 5 실제 대화 예

사용자가 대화형 에이전트에게 “What is your address?”라고 질문을 던졌을 때 대화형 에이전트는 대표 단어로 바꾸어야 하는 단어를 찾는다. 이 질문 안에는 대표 단어로 바꿀 단어가 포함되어 있지 않기 때문에 다음 단계로 넘어간다. 사용자가 입력한 단어들 가운데 베이지안 네트워크로 정의한 명제가 있는지 확인한다. ‘what’과 ‘address’가 정의된 명제에 포함한다. ‘what’은 ‘Location’ 명제와 ‘Web field’ 및 ‘Web intention’간에 조건부 독립이다. 이를 고려한 각 사용자 모델링에 해당하는 변수들의 확률 값은 식 3에 의해 계산된다.

$$P(\text{Location} | \text{what}) = \frac{P(\text{what} | \text{Location})P(\text{Location})}{P(\text{what})} \quad (3)$$

식 3을 응용하여 증거 변수 ‘what’과 관련된 목적 변수 확률 값을 구하면  $P(\text{Location} | \text{what}) = 0.12$ ,  $P(\text{Web field} | \text{what})$ 는 0.38, 그리고  $P(\text{Web intention} | \text{what})$ 는 0.36이 된다. 각 확률은 그리 높지 않은 값을 가지므로 정확한 사용자의 의도를 파악하기가 어렵다. 다음으로 들어온 ‘address’는 ‘Location’과 조건부 독립이다. ‘address’를 고려한 ‘Location’의 조건부 확률  $P(\text{Location} | \text{what}, \text{address})$ 는 그림 6에서 나타난 바와 같이 0.83으로 값이 높아졌다.

$P(\text{where true}) \cdot 0.64 \quad P(\text{place true}) \cdot 0.41 \quad P(\text{address=true}) \cdot 0.39 \quad P(\text{what true}) \cdot 0.72$



$P(\text{true} | \text{where false, place false, address true, what true}) \cdot 0.83$

그림 6 ‘Location’이 결정되는 과정을 나타낸 베이지안 네트워크 구조

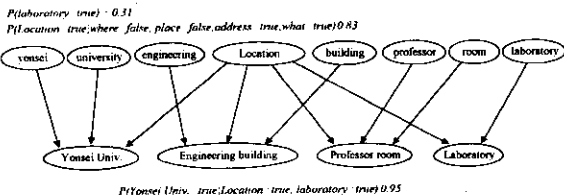


그림 7 ‘Laboratory’ 선택

이 확률은 사용자 의도를 결정할 수 있는 기준 0.8을 넘기 때문에 대화형 에이전트는 사용자 의도를 ‘Location’로 추론한다. 의도를 파악한 에이전트는 더 이상의 추론할 만한 증거 변수가 없어 사용자에게 “Which place out of Yonsei Univ., Engineering

building, Professor room or Laboratory do you want?”라고 질문한다. 이때 사용자가 “Laboratory”라고 대답하면 ‘laboratory’가 true 값을 가져 그림 7과 같이 ‘Laboratory’ 변수가 선택되어 사용자에게 “Our laboratory is the 3rd engineering building 529 Yonsei University, in Seoul, Korea.”라고 답변한다.

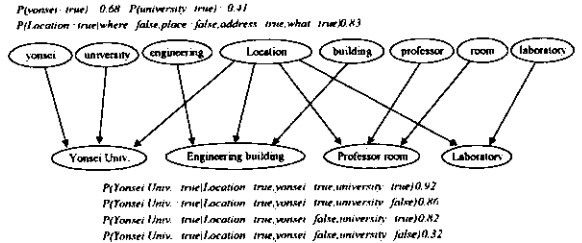


그림 8 사용자 의도를 파악하는 과정을 표현한 베이지안 네트워크 구조

사용자가 “Tell me where Yonsei University is.”라고 질문하였을 경우 ‘where’ 변수로 인해  $P(\text{Location} | \text{where})$ 는 0.85가 되기 때문에 사용자 의도로 ‘Location’이 선택된다. 또 이 질문에서는 ‘Yonsei’와 ‘university’라는 증거 변수가 추가되어 그림 8과 같이 여러 의도들 중에 ‘Yonsei Univ.’ 변수를 선택한다. 결국 이 질문에 대한 응답은 변수 ‘Yonsei Univ.’에 해당하는 “Yonsei University is 134 Shinchon-dong, Sudaemun-ku, Seoul 120-749, Korea.”가 된다.

### 5. 결론

이 논문에서는 대화형 에이전트가 사용자의 의도를 파악하여 지능적인 대화를 할 수 있도록 하기 위해 베이지안 네트워크를 사용하여 사용자의 의도를 모델링한 후 특정 도메인에 적용하여 보았다. 대화형 에이전트는 사용자가 앞서 말한 내용을 근거로 사용자의 의도를 파악한 후 사용자의 의도에 맞는 답변을 하였다. 그러나 특정 도메인에 관련하여 모델링하였기 때문에 도메인이 바뀌었을 경우 모델을 새로 구축해야 한다. 이 연구를 기초로 향후 도메인에 독립적인 모델을 구축하는 방안에 대한 연구를 진행할 것이다.

### 6. 참고문헌

- [1] Albrecht, D., Bud, A., Nicholson, A., and Zukerman, I., “Towards a Bayesian Model for Keyhole Plan Recognition in Large Domains,” *Proc. of the Sixth Int. Conf. on User Modeling*, pp. 365-376, 1997.
- [2] Allen, J. F., “Mixed-Initiative Interaction,” *IEEE Intelligent Systems*, no. 5, pp. 14-16, 1999.
- [3] Friedlman, N., Linial, M., Nachman, I., and Pe'er, D., “Using Bayesian Networks to Analyze Expression Data,” *Proc. of the Fourth Annual Int. Conf. on Computational Molecular Biology*, pp. 127-135, 2000.
- [4] Horvitz, E., and Paek, T., “A Computational Architecture for Conversation,” *Proc. of the Seventh Int. Conf. on User Modeling*, pp. 201-210, Springer Wien, 1999.
- [5] Jensen, F. V., *An Introduction to Bayesian Networks*, Springer-Verlag, 1996.
- [6] Pynadath, D., and Wellman, M., “Accounting for Context in Plan Recognition with Application to Traffic Monitoring,” *Proc. of the Eleventh Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 472-481, 1995.