

대화형 에이전트의 주제 추론을 위한 계층적 베이저안 네트워크의 자동 생성

(Automatic Construction of Hierarchical Bayesian Networks for Topic Inference of Conversational Agent)

임 성 수 [†] 조 성 배 ^{**}
(Sungsoo Lim) (Sung-Bae Cho)

요 약 최근에 대화형 에이전트에서 사용자 질의의 주제 추론을 위하여 베이저안 네트워크가 효과적이 임이 발표되었다. 하지만 베이저안 네트워크는 설계에 있어서 많은 시간이 소요되며, 스크립트(대화를 위한 데이터베이스)의 추가·변경시에는 베이저안 네트워크도 같이 수정해야 하는 번거로움이 있어 대화형 에이전트의 확장성을 저해하고 있다. 본 논문에서는 스크립트로부터 베이저안 네트워크를 자동으로 생성함으로써 베이저안 네트워크를 이용한 대화형 에이전트의 확장성을 높이는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 베이저안 네트워크의 구성노드를 계층적으로 설계하고, Noisy-OR gate를 사용하여 베이저안 네트워크의 조건부 확률 테이블을 구성한다. 피험자 10명이 대화형 에이전트를 위한 베이저안 네트워크를 수동 설계한 것과 비교한 결과 제안하는 방법이 효과적임을 알 수 있었다.

키워드 : 대화형 에이전트, 베이저안 네트워크, 스크립트

Abstract Recently it is proposed that the Bayesian networks used as conversational agent for topic inference is useful but the Bayesian networks require much time to model, and the Bayesian networks also have to be modified when the scripts, the database for conversation, are added or modified and this hinders the scalability of the agent. This paper presents a method to improve the scalability of the agent by constructing the Bayesian network from scripts automatically. The proposed method is to model the structure of Bayesian networks hierarchically and to utilize Noisy-OR gate to form the conditional probability distribution table (CPT). Experimental results with ten subjects confirm the usefulness of the proposed method.

Key words : conversational agent, Bayesian network, script

1. 서 론

인터넷 사용이 보편화됨에 따라서 인터넷을 통하여 많은 정보가 쏟아져 나오고 있다. 이러한 정보의 홍수 속에서 사용자와 정보를 주고받을 수 있는 효과적인 방법의 필요성이 크게 늘고 있다. 이에 따라서 사용자가 원하는 정보를 제공해주기 위한 검색 엔진들이 많이 개발되었으나, 주로 키워드에 기반한 검색을 통하여 사이트 내의 정보를 제공하므로 사용자의 의도와는 달리 불

필요한 정보를 찾아주는 경우가 많다. 그리고 사용자와의 상호작용을 위해서 메뉴, 사용자프로그래밍 등의 사용자 입력과 그림, 도표 등의 출력이 많이 사용되었지만 이들은 포함하는 정보의 양이 정적이고 사용자가 친숙하지 않은 경우가 많아 부가적인 교육이 필요하며, 한쪽 방향으로만 정보를 전달하기 때문에 사람과의 상호작용을 위한 매체로 사용되기에는 많은 한계가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 대안으로서 자연어로 정보를 주고받으며 사용자에게 필요한 정보를 제공하는 대화형 에이전트에 관한 연구가 진행 중이다. 여러 연구에서 정보를 교환하고 사용자의도를 파악하는 데에, 대화가 매우 효과적인 방법임이 밝혀졌으며[1], 대화를 통한 처리는 좀 더 친숙한 사용자 인터페이스를 제공한다[2].

전통적인 대화형 에이전트는 패턴매칭 기술을 통해 사용자의 질의에 대응하는 답변을 제공한다. 그러나 미

· 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원 사업의 연구결과로 수행되었음. IITA-2005-(C1090-0501-0019).

[†] 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과

lss@scslab.yonsei.ac.kr

^{**} 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수

sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2005년 3월 10일

심사완료 : 2006년 9월 4일

리 설계된 질의 패턴과 사용자 질의 패턴이 일치하는 경우에만 답변을 제공하기 때문에 대화 유형이 단순하며, 사용자의 의도를 잘못 파악하여 잘못된 답변을 하는 경우가 종종 발생한다. 이에 따라서 최근에 대화형 에이전트에서 사용자 질의의 주제를 확률적으로 추론하기 위하여 베이지안 네트워크가 적용되어 에이전트의 성능을 높였으나[3] 베이지안 네트워크 설계는 초보자들이 쉽게 접근하지 못하며 전문가들도 설계에 많은 시간이 소요된다. 그리고 대화형 에이전트에서의 베이지안 네트워크는 대화의 주제에 의존적이므로 시스템의 도메인이 변경되면 네트워크를 수정해야 하는 번거로움이 있다.

이러한 설계의 어려움은 대화형 에이전트의 확장성을 저하시키고 있다. 본 논문에서는 베이지안 네트워크를 질의-답변 데이터베이스인 스크립트로부터 자동으로 생성함으로써 베이지안 네트워크 이용한 대화형 에이전트의 확장성을 높이는 방법을 제안한다. 베이지안 네트워크가 자동으로 생성되면 대화형 에이전트 설계에 드는 시간 비용이 감소되며, 스크립트만 설계하면 되므로 초보자들도 쉽게 대화형 에이전트를 설계할 수 있다.

2. 배경

2.1 대화형 에이전트

에이전트 시스템이란 인간이 처리해야 할 일련의 작업들을 컴퓨터가 대신하여 처리하는 시스템을 포괄적으로 일컫는다. 이 시스템은 어떤 환경에서 보다 적극적, 지적으로 작업을 수행하는 응용 프로그램이다. 에이전트들은 일반적으로 사용자의 특별한 지시가 없어도 스스로 판단하여 행동하는 자율성, 에이전트가 스스로 문제에 대한 솔루션을 파악하여 자신의 능력을 강화하는 학습성, 사용자의 요구를 요구한 호스트에서 수행하지 않고 해당 호스트로 이동하여 직접 수행하는 이동성, 다른 에이전트들과 서로 메시지를 주고받는 사교성, 이런 4가지 특성을 갖는다[4].

대화형 에이전트는 자연어로 해당 분야의 전문 지식을 알려주는 메시지 기반의 대화형 전문가 시스템이다[5]. 인간이 서로 의사소통 수단으로 사용하는 자연어를 인간-컴퓨터 간의 통신에 사용한다면, 기존의 컴퓨터 제약적이거나 사용자 제약적인 시스템에서 제공하는 메뉴와 같은 정보전달방식과는 달리, 상호작용을 풍부하게 하고 단순히 하나의 단어나 사용자 입력을 통해서 전달하는 정보에 비해 훨씬 복잡한 정보를 포함할 수 있다[1].

최초의 대화형 로봇으로는 1966년 MIT대학의 Weizenbaum 교수가 만든 ELIZA가 있다[6]. ELIZA는 사람과 기계사이의 자연어 의사소통을 연구하기 위해 만들어진 프로그램으로 사용자가 던진 문장을 분석하여 대답에 필요한 키워드를 추출한 후 이미 프로그램 되어

있는 문장에 키워드를 치환하여 대답한다.

ALICE(Artificial Linguistic Internet Computer Entity)라는 대화형 로봇은 자연스러운 대화를 이끌어 내기 위하여 패턴매칭 기법을 사용하였다[7]. 대화에 사용되는 지식, 즉 패턴은 AIML(Artificial Intelligence Markup Language)이라는 XML형태의 파일로 저장되어 있다. ALICE는 AIML파일에 사용자가 물어볼 만한 질문과 그에 해당하는 대답을 기술하고 사용자가 물어보는 문장과 AIML파일에 패턴으로 기술된 문장을 비교하여 하나의 와일드카드(*)를 허용하는 범위 내에서 정확하게 매칭되는 것만을 선택하여 답을 해주는 시스템이다.

그러나 이러한 시스템은 질문을 답변에 매칭시킬 때 키워드에 기반하여 단순한 패턴매칭을 사용하기 때문에 사용자의 의도를 반영한 답변을 정확히 제시하지 못하는 단점이 있다, 또한 이러한 점을 개선하기 위해서는 답변 데이터베이스 구축 시 많은 노력이 들어가야 한다[8]. 이러한 단점들을 보완하기 위해서 본 논문의 대화형 에이전트에서는 질의문형 분석을 통한 사용자 의도 파악, 베이지안 네트워크를 통한 주제 추론 등의 기법을 사용한다[3,8].

2.2 베이지안 네트워크

실세계의 응용 애플리케이션에서 환경은 매우 불확실하며, 에이전트는 불완전하고 노이즈가 많은 정보를 가지고 불확실한 환경에서 행동을 결정해야만 한다. 그런 에이전트의 설계자는 이런 상황에서 어떤 행동을 할 것 인지를 결정하는 에이전트를 갖기 위한 방법이 필요하다. 베이지안 확률추론은 지능형 에이전트나 시스템이 불확실한 상황에서 정보를 표현하거나 추론하는 대표적인 방법이다[9]. 베이지안 네트워크에서 노드는 실제 환경 변수를 나타내고, 아크는 각 변수 간의 의존성을 나타낸다. 네트워크를 구축하기 위해서는 구조를 설계하고, 각 노드에 맞는 확률 분포를 정해주어야 하는데, 보통 구조는 전문가에 의해 설계되고, 확률 분포는 전문가가 계산하거나 혹은 주어진 데이터를 통해 계산된다. 네트워크를 학습한 후 어떤 상황에 대한 증거가 관찰되면 그 증거를 바탕으로 각 노드의 조건부 확률 테이블과 독립 조건을 이용, 베이지안 추론 알고리즘을 통해 각 노드의 상태에 대한 확률이 계산된다.

$$P < B, \theta > = P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | Pa(x_i))$$

위 수식은 베이지안 네트워크를 나타낸 것이다. $< B, \theta >$ 는 베이지안 네트워크의 구조 B 와 확률 변수 θ 를 나타내고, $P < B, \theta >$ 는 네트워크의 모든 변수 간의 결합 확률 분포를 나타낸다. 방향성 비순환 그래프인 베이지안 네트워크 구조 $B = (V, E)$ 라고 하면, $V = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 는 실제 문제의 환경 변수인 노드를 의미하고, E 는 아

크의 집합으로 각 변수 간의 의존 관계를 나타낸다. 각 변수 $x_i \in V$ 에 대해서, 조건부 확률 분포는 $P(x_i | Pa(x_i))$ 로 나타낼 수 있고, 여기서 $Pa(x_i)$ 는 변수 x_i 의 부모 집합이다.

2.3 베이지안 네트워크 학습

베이지안 네트워크를 학습하는 문제는 주어진 평가 척도에 따라 데이터의 훈련 집합(training set) D 에 가장 잘 부합되는 네트워크를 구하는 것이며, 여기서 D 는 모든(또는 적어도 몇몇) 변수에 대한 값의 사례 집합이다. 네트워크를 구한다는 것은 DAG 구조와 DAG의 각 노드에 연관된 조건부 확률 테이블(conditional probability table, CPT)을 함께 구하는 것을 의미한다[10]. 만일 네트워크의 구조가 알려져 있다면 CPT만을 구하면 된다. 하지만 CPT를 구하는 문제는 난해하여 전문가들도 문제 영역에 알맞은 구조만 구하고 CPT는 얻지 못하는 경우가 종종 있다.

네트워크의 구조가 알려진 경우, 만일 문제 영역에 해당하는 표본 통계 자료가 준비되어 있다면, 조건부 확률을 이용하여 CPT의 값을 구할 수 있다. 하지만 일부 표본 통계는 매우 작은 수의 예제에만 의존하게 되며, 이 경우 해당되는 확률은 잘못 추측할 수도 있다. 또한 표본 통계 자료가 완전하게 제공되지 않고 몇몇 레코드에는 대응값이 없는 변수가 존재할 수 있다. 이러한 경우에는 Monte-Carlo Methods, Gaussian Approximation, EM Algorithm 등의 기법을 이용하여 CPT값을 얻어낼 수 있다[10].

베이지안 네트워크의 DAG 구조가 알려져 있지 않은 경우에는 네트워크 구조를 평가하는 평가척도를 도입하여 네트워크 구조를 탐색하며 가장 적합한 네트워크를 얻어야 한다. 그러나 네트워크의 크기가 작으면 간단하게 구할 수 있지만, 네트워크의 크기가 커지게 되면 탐색해야 할 네트워크 구조의 양이 기하급수적으로 증가하게 되므로 상당한 시간이 필요하다. 이러한 문제는 NP-hard라는 것은 이미 증명되었다[11]. 따라서 모든 네트워크를 탐색하는 것은 불가능하므로 유전자 알고리즘과 같은 휴리스틱한 방법을 사용한다[12].

3. 대화 주제 추론을 위한 베이지안 네트워크 자동 생성

3.1 대화형 에이전트

대화형 에이전트는 그림 1과 같이 사용자 질의를 분석하여 적절한 답변을 출력한다. 먼저 전처리 단계에서는 사용자 입력 질의 분석을 통해 필요한 정보를 추출한다. 도메인에 사용되는 키워드를 정의하고, 사용자 질의에 포함된 키워드를 추출하여 질의 분석에 사용한다.

대화는 자연어를 기반으로 이루어지기 때문에 동일 질의에 대한 사용자들의 표현이 다양하다. 같은 의미의 키워드에 대해서도 사용자마다 다른 키워드를 입력할 수 있기 때문에 이런 경우를 모두 고려한 설계는 쉽지 않다. 따라서 동의어 사전을 이용한 키워드 데이터베이스를 구축함으로써 키워드 간 전환이 용이해지도록 한다. 사용되는 동의어 사전은 특정 주제나 도메인에 관련된 키워드의 의미적 구조와 관계를 규칙 기반 방식으로 정의한 것으로 같은 의미로 표현될 수 있는 다른 단어들의 여러 키워드들을 모아 대표 키워드로 제시한다. 이로써 사용자에 따른 단어 표현의 차이를 극복하여 동의어 및 중의어의 문제를 처리하고 좀 더 융통성 있는 답변 수행이 가능하게 된다.

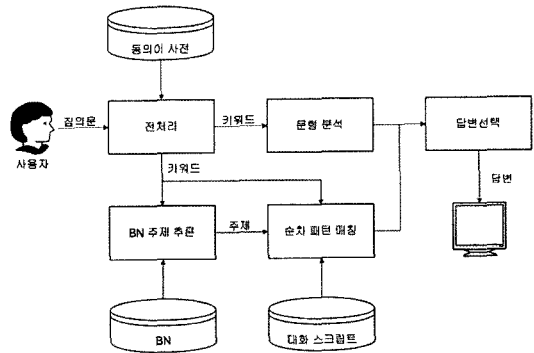


그림 1 대화형 에이전트 구조도

표 1은 대상 도메인 지식과 관련된 용어와 개념의 다양성을 처리하기 위한 동의어 사전의 예이다. 시스템 실행시 질의 문장이 입력되면 전처리 과정에서 키워드 추출과 동시에 동의어 사전 파일을 불러들여 개별 키워드에 대한 변환 작업이 수행되며, 최종적으로 변환된 대표 키워드로 질의를 분석한다.

표 1 동의어 사전의 예

Attribute (대표키워드)	Value 1 (관련동의어)	Value 2	Value 3	Value n
무엇	무어	뭐	머	...
언제	머칠	날짜	어느 때	...
색상	색조	색깔	빛깔	...
무게	중량	근량	하중	...

이렇게 분석된 사용자 질의는 미리 구축된 지식구조의 패턴-답변 쌍과 비교하여 동일한 패턴을 갖는 패턴-답변 쌍의 답변을 선택하여 사용자에게 제공한다. 패턴-답변 쌍은 XML 형식을 가진 스크립트 파일로 저장된다. 표 2는 스크립트의 형식을 BNF로 나타내고 있다.

표 2 스크립트의 형식

```
[letter] := 영어 | 한글
[word] := [letter]'
[topic] := "<topic>" [word]' "</topic>"
[keyword] := "<keyword>" [word]' "</keyword>"
[answer] := "<answer>" [word]' "</answer>"
[class] := "<class>" [문형]' "</class>"
[script] := "<script>" [topic] [class] [keyword]' [answer]'
"</script>"
[script_file] := [script]*
```

스크립트는 AIML의 형식을 빌어 간단하면서도 다양한 질의와 답변 입력이 가능한 형식을 가지므로 접근이 용이하다[13]. [topic]은 스크립트의 주제를 나타내는 것으로 베이지안 네트워크를 통하여 추론할 주제를 말한다. 그리고 [class]는 질문 문장의 문형을 규정하고, [keyword]는 질의의 핵심어들을 의미하는 것으로 순차패턴 매칭에서 사용된다. 스크립트는 동일 질문에 대하여 비슷한 여러 개의 답변을 할 수 있도록 설계되었으며 또한, 같은 것을 묻는 질문이나 질문의 형식이 다른 경우를 하나의 [script]로 처리하기 위해서 여러 개의 문형과 핵심어 리스트를 입력할 수 있도록 설계되었다.

스크립트의 평가는 그림 1에서 보여주는 바와 같이 BN 주제 추론과 순차 패턴 매칭, 그리고 문형분석을 통해서 이루어진다. 일반적인 대화는 사용자의도를 표현하는데 있어서 그 의도와 관련된 모든 정보를 한 문장에 포함하지는 않는다. 보통 이전대화에서 사용된 정보를 이용하기도 하고, 생략과 우회 등의 기법을 이용하여 최소한의 정보만을 포함한 문장을 사용한다. 또한 앞에서 지칭된 내용을 가리키는 대명사 등을 사용하며 일반적인 상식에 대한 내용은 생략한다. 이러한 대화를 처리하기 위해서는 대화의 문맥을 잘 유지하는 것이 필요하다[14]. 사용자와 유연한 대화를 유지하기 위해서는 현재 지속되는 문맥을 파악하는 것[15]과 문맥이 변하는 것을 잘 처리해야 한다[16]. 이 두 가지를 처리하는 데에는 대화의 방향성을 파악하는 것이 중요하며, 이전 단계에서의 대화에 대한 분석이 필요하다.

본 논문에서는 대화 흐름을 파악하며 주제 추론을 할 수 있도록 베이지안 네트워크를 적용한다. 베이지안 주제 추론에서 사용자 질의로부터 주제 추론의 결과가 나타나지 않으면, 이전 질의문의 정보를 함께 활용하여 한번 더 추론함으로써 사용자의 의도를 보다 명확하게 파악할 수 있다. 표 3은 BN 주제 추론 과정을 보여주고 있다.

주제가 선택되면 해당 주제를 갖는 스크립트와 질의문에서 추출한 키워드간의 순차 패턴매칭을 수행한다. 순차 패턴매칭의 평가점수는 문서분류에서 많이 사용되는 성능 평가 기준인 F-measure를 적용한다. F-measure

표 3 BN 주제 추론 과정

<ul style="list-style-type: none"> 대상 영역 키워드 노드 $K = \{k_1, \dots, k_n\}$ 주제 노드 $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ 내부 노드 $I = \{i_1, \dots, i_n\}$
<ul style="list-style-type: none"> 추론 알고리즘 단계 1: 사용자 질의에 포함된 키워드 노드의 확률값을 1로, 포함되지 않은 것을 0으로 설정 단계 2: 베이지안 추론 알고리즘 실행, 각 노드의 확률값 계산 단계 3: 임계값을 넘는 가장 높은 주제 노드 선택 & 종료, 임계값을 넘는 주제 노드가 없다면 단계 4로 이동 단계 4: 베이지안 노드 초기화 & 현재 질의와 이전 질의에 대해서 단계 1 수행 단계 5: 임계값을 넘는 가장 높은 주제 노드 선택 & 종료, 임계값을 넘는 주제 노드가 없다면 주제 선택 포기

는 정확률과 재현율을 함께 고려하여 성능을 측정하는 도구로 다음과 같이 평가 값을 얻는다. 본 논문에서는 정확률과 재현율을 동등하게 고려하려 F-measure의 a 값을 1로 설정하였다.

$$F\text{-measure} = \frac{(a+1) \times \text{precision} \times \text{recall}}{a \times \text{precision} + \text{recall}}$$

$$\text{precision} = \frac{A}{A+B}, \text{ recall} = \frac{A}{A+C}$$

	입력질의	포함	미포함
패턴-답변쌍			
	포함	A	B
	미포함	C	D

A, B, C, D : 빈도 수

문형분석은 오토메타를 사용하여 사용자 입력을 표 4와 같이 질의문형 19개, 서술문형 11개의 총 30개 문형으로 분류하여 사용자 의도를 파악한다. 이러한 문형분석을 통하여 사용자의 질의 의도를 대략적으로 추측할 수 있다.

1차 질문형이나 평서문형은 하나의 부류로만 분류될 수 있으며, 2차인 경우에는 하나 이상으로 분류될 수 있다. 그림 2는 1차 질문형인 "Who"에 대한 오토메타

표 4 문형 분류

질의 대분류	문형
1차 질문형	Can, Who, WhatIf, Method, Location, Reason, Should, Time, Description, Fact, miscellaneous
2차 질문형	Compare, Confirm, Cost, Direction, DoHave, Example, More, Obtain
1차 평서문형	Message, Act, Is, Have, Want, Fact, Miscellaneous
2차 평서문형	Cause, Feeling, Time, Conditiona

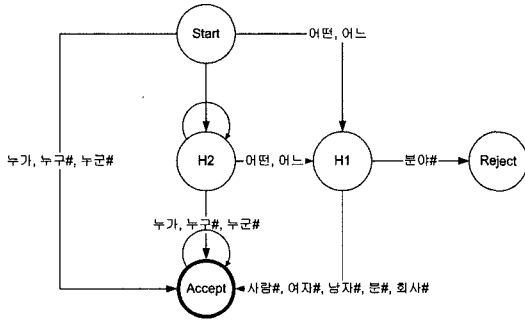


그림 2 “Who” 질문형 분류 오토메타

를 나타낸다. 그림에서 보듯이 오토메타의 상태(state)는 사용자 질의의 단어를 입력 심볼(input symbol)로 하여 상태이동(transition)을 한다.

오토메타는 대화 문장의 구조적 정보를 표현할 수 있어 유용하지만, 정해진 경로를 따라서면 상태가 변화하므로 유연성이 떨어지는 단점이 있다. 본 논문에서는 스크립트 선택에 있어서 주제 추론과는 달리 보조적인 자료로 사용한다. 즉, 주제 추론은 스크립트 평가시 선택된 주제에 대해서만 패턴 매칭을 수행하는 반면에 문형 분석은 질의문과 스크립트의 문형이 일치하지 않을 경우, 패턴 매칭 점수에 p ($0 < p < 1$)을 곱하여 패널티를 준다. 본 논문에서는 p 의 값으로 0.7을 선택하였다.

3.2 계층적 베이지안 네트워크의 자동 생성

3.1절에서 알아본 바와 같이 본 논문의 대화형 에이전트는 사용자 의도 추론을 위해 베이지안 네트워크를 사용한다. 베이지안 확률 추론은 불충분한 정보를 가진 환경을 표현하고 추론하는 대표적인 기법들 중 하나로, 여러 분야에서 현실세계의 불확실성을 극복하기 위해 적용되어 왔다. 하지만 베이지안 네트워크는 설계가 복잡하고 사용하기 어려워 초보자가 접근하기 힘들다. 본 논문에서는 베이지안 네트워크의 이러한 한계점을 극복할 수 있도록 대화형 에이전트의 주제 추론을 위한 베이지안 네트워크의 자동 생성을 제안한다.

3.2.1 베이지안 네트워크 구조 생성

대화형 에이전트에서 베이지안 네트워크는 그림 3과 같이 계층적으로 설계한다. 대상영역을 크게 분류하여 상위계층을 큰 주제로 구성하고, 각 주제에 대한 세부 주제로 중간계층을 구성한다. 그리고 사용자의 입력에서 뽑은 키워드를 하위계층의 증거노드들로 사용한다[3]. 이렇게 대상영역의 주제를 계층적으로 분류하여 모델링하면 사용자의 의도를 상세하게 몇 단계로 분석하여 사용자의 의도에 부합하는 세부적 내용을 파악하도록 대화를 유도할 수 있다[17].

대화형 에이전트에서 사용되는 베이지안 네트워크는 비교적 인과관계가 명확하므로 그 구조를 규칙에 의해

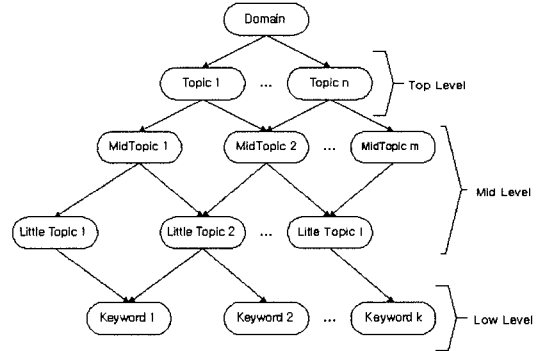


그림 3 대화형 에이전트에서의 계층적 베이지안 네트워크 설계

서 생성할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 방법은 대화형 에이전트를 위한 베이지안 네트워크 구조를 계층적으로 규칙에 의해서 생성하는 것이다. 우선, 네트워크 계층을 네 가지로 구분한다. 그림 3에서 보여주는 것과 같이 상위 레벨에는 주제 노드가 들어가며, 중간 레벨에는 중간주제 노드와 소주제 노드가 들어간다. 그리고 하위 레벨에는 키워드 노드가 들어간다. 여기서 말하는 주제 노드는 스크립트에서 [topic]을 의미하며, 베이지안 네트워크 추론을 통해서 알고자 하는 확률변수이다. 그리고 키워드 노드는 [keyword]에서의 하나의 [word]를 의미하며, 베이지안 네트워크의 증거노드가 된다. 그리고 [script]에서 [keyword] 하나는 하나의 소주제 노드를 구성하게 되며, 중간주제 노드는 네트워크의 크기가 커짐에 따라서 생성된다.

표 5의 스크립트는 그림 4와 같은 베이지안 네트워크 구조로 표현된다. 즉, 스크립트의 주제인 “Agent Age”

표 5 스크립트의 예

```

<SCRIPT>
  <TOPIC> Agent Age </TOPIC>
  <CLASS> ?otherquestion </CLASS>
  <KEYWORD> 너 나이 </KEYWORD>
  <KEYWORD> 너 몇살 </KEYWORD>
  <ANSWER> 한 살인데요. </ANSWER>
  <ANSWER> 태어난지 몇 일 안됐어요. </ANSWER>
</SCRIPT>
    
```

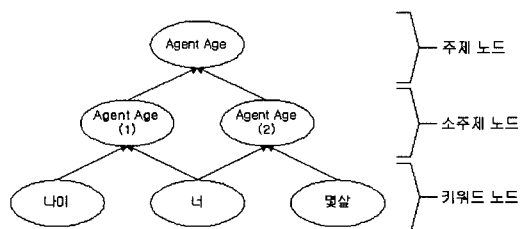


그림 4 베이지안 네트워크 구조

가 상위노드로 나타나며, 키워드인 “너”, “나이”, “몇살”은 하위노드로 나타난다. 그리고 스크립트에는 두개의 [keyword]가 있으므로 두개의 소주제 노드가 생성된다. 그림 4에서 보듯이 하위 레벨의 노드는 중간 레벨의 노드와 아크로 연결이 되며, 중간 레벨의 노드는 상위 레벨의 노드와 아크로 연결된다.

그런데 위와 같은 방식으로 만들다보면 주제인 상위노드 아래에 있는 소주제의 개수가 많아질 수 있다. 그러면 상위노드에서 결정해 주어야할 확률 변수의 개수가 많아지므로(한 주제아래에 있는 소주제의 개수가 n 개이면 각 주제 및 소주제들은 Yes/No의 값을 가지므로 주제노드에서 결정해야할 확률 변수들은 2^n 개가 된다.) 확률 변수를 저장해야하는 메모리의 양도 커지게 되며, 계산해야할 데이터의 양도 많아지게 된다. 따라서 주제아래의 소주제의 개수가 어느 정도 이상되면 B트리와 유사한 방식으로 소주제 노드들을 분화하여 중간주제 노드를 만든다. 표 6은 제안하는 시스템에서의 베이지안 네트워크 구조 생성과정을 보여주고 있으며 표 7은 베이지안 네트워크 생성과정 중의 불변조건을 나타낸다.

표 6 대화형 에이전트를 위한 베이지안 네트워크 구조 생성

```

make_topic_nodes; // 주제 노드를 만든다.
make_keyword_nodes; // 키워드 노드를 만든다.
make_little_topic_nodes; // 소주제 노드를 만든다.
for(all little_topic_node n) {
    insert_node n in n's // 소주제 노드를 해당 주제 노
    topic_node 드에 넣는다.
}
    
```

표 7 베이지안 네트워크의 불변 조건

1. 주제 노드와 중간주제 노드는 n 개 이상의 하위노드를 갖지 못한다.
2. 중간주제 노드는 최소 $\frac{n}{2}$ 개의 하위노드를 갖는다.
3. 주제 노드는 상위노드가 없으며, 중간주제 노드와 소주제 노드는 하나의 상위노드를 갖는다. 그리고 키워드 노드는 하나 이상의 상위노드를 갖는다.

네트워크에서 하위노드의 개수를 제한하는 것은 확률 추론할 때, 계산량을 줄이기 위해서이다. 한 노드의 확률 값을 계산하기 위해서는 그 노드의 하위노드의 개수의 지수승에 비례하는 계산량이 필요하다. 즉, 하위노드의 개수가 a 개인 노드의 경우 2^a 의 연산량이 필요하게 된다. 만일 노드를 분화하지 않고 주제노드 밑에 k 개의 소주제 노드를 추가하면, 2^k 의 계산량이 필요하다. 그러나 노드들을 분화한다면 네트워크의 높이가 l 이고 각 노드의 하위노드의 개수는

$$1 + (n-1) + (n-1)^2 + \dots + (n-1)^{l-1} = \frac{(n-1)^l - 1}{n-2} = \frac{k-1}{n-2}$$

이 되고, 각 노드의 하위노드 개수가 $n-1$ 개가 되므로, 총 연산량은 $\frac{k-1}{n-2} \times 2^n$ 이 된다. 즉, 노드의 분화를 통해서 연산량이 $O(2^k)$ 에서 $O(k)$ 로 바뀌게 된다.

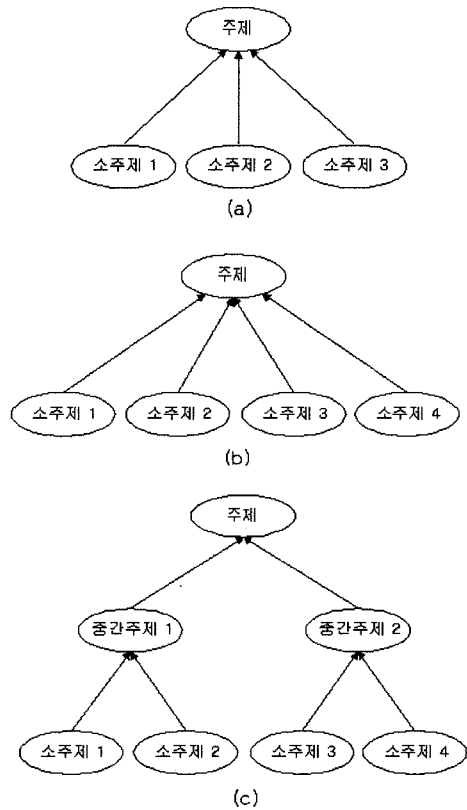


그림 5 베이지안 네트워크 구조 생성 (a) 초기 상태, (b) 소주제 추가 (c) 노드 분화

그림 5는 $n=4$ 일 때의 베이지안 네트워크 구조 생성 과정을 간략히 보여주고 있다. 그림 5(a)는 초기 상태를 나타내며, 그림 5(b)는 소주제가 하나 추가된 상태를 나타낸다. 그리고 그림 5(c)는 노드가 분화된 상태를 보여주고 있다. 분화 전후의 주제노드의 확률 값 계산을 위한 연산량을 구해보면 그림 5(b)는 주제 아래에 소주제가 4개가 있으므로 $2^4=16$ 이 되고 그림 5(c)는 주제노드에서는 중간주제 노드의 개수가 2개이므로 $2^2=4$ 개, 그리고 중간주제 1, 2번 노드에서는 각각 소주제가 2개씩 있으므로 두 노드가 $2^2=4$ 개로 총 연산량은 12가 된다.

3.2.2 조건부 확률 테이블(CPT) 생성

베이지안 네트워크를 학습하기 위해서는 먼저 학습에 필요한 충분한 양의 데이터가 필요하다. 그러나 대화형 에이전트를 구축하는 시점에서는 통계 자료가 준비되어 있지 않으므로 앞에서 소개한 학습 방법을 통해서 CPT 매개변수 값을 얻을 수 없다. 본 논문에서는 베이지안 네트워크에서 널리 사용되고 있는 Noisy-OR gate를 사용하여 확률 변수 값을 결정한다[18]. Noisy-OR gate에서는 x_i : 원인 (하위노드), y :결과 (상위노드)라고 하고, p_i 를 x_i 만 나타나고 나머지 원인은 나타나지 않았을 때, 결과가 나타날 확률이라고 하면, X_p 가 나타났을 때 결과가 나타날 확률을 다음과 같이 정의한다.

$$p_i = Pr(y|\overline{x_1}, \overline{x_2}, \dots, x_i, \dots, \overline{x_n})$$

$$Pr(y|X_p) = 1 - \prod_{i: x_i \in X_p} (1 - p_i)$$

여기서 X_p 는 원인이 되는 노드들의 부분집합이다. 그런데 x 가 모두 나타나지 않았을 때, 저절로 y 가 나타날 확률을

$$p_0 = Pr(y|\overline{x_1}, \overline{x_2}, \dots, \overline{x_n})$$

라고 하면 X_p 에 대한 y 의 조건부 확률은 다음과 같이 구해진다.

$$Pr(y|X_p) = 1 - (1 - p_0) \prod_{i: x_i \in X_p} \frac{1 - p_i}{1 - p_0}$$

따라서 CPT의 확률 변수 값으로는 p_i 만을 결정하면 된다. 여기서는 p_0 의 값으로 0.001을 주었으며, 주제노드와 중간노드에서의 확률 변수 값은 다음과 같이 정의한다. n 은 하위노드의 개수이고 a 는 가중치를 의미한다.

$$p_i = a + \frac{1 - a}{n}$$

그리고 소주제 노드에서의 확률 변수 값은 다음과 같이 정의한다. m 은 하위노드 x_i 의 상위노드의 개수이다.

$$p_i = a + \frac{1 - a}{mn}$$

위의 식에서 보면 n 으로 나누어 주는 부분이 있는데, 이는 각 하위노드가 상위노드에 미치는 영향이 같다는 가정 하에서 각 하위노드가 상위노드에 미치는 영향을 고르게 분배하는 역할을 한다. 또한 소주제 노드의 경우에는 n 뿐만 아니라 m 으로도 나누어주는데, 이는 키워드가 여러 개의 상위노드를 갖는다면 다른 노드에도 함께 영향을 주므로 상대적으로 그 비중을 줄여줄 필요가 있기 때문이다. 그리고 a 값은 상위노드가 주제노드에 가까울수록 하위노드들이 주제노드에 미치는 영향이 커지므로 높고, 그렇지 않을수록 낮은 값이 주어진다. 본

논문에서는 a 값을 소주제 노드에서는 0.5, 주제 노드에서는 0.999로 설정하였다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 제안한 시스템의 성능을 평가하기 위하여 표 8과 같은 평가 척도를 사용하였다. 베이지안 네트워크를 통한 확률 추론은 사용자 질의가 어느 주제에 속하는지를 찾는 것이다. 따라서 추론 결과로 사용되는 것은 각 주제에 대한 확률 값이 되며, 해당 주제 노드 (T_0)에서의 확률 값이 가장 커야 올바르게 동작한다고 볼 수 있다. 그리고 다른 주제 노드(T_k)와 확률 값 차이가 클수록, 즉 사용자가 의도한 주제에서의 확률 값이 다른 주제 노드에서의 확률 값보다 확연한 차이가 나타나면 좋은 성능을 가졌다고 할 수 있다. 따라서 베이지안 네트워크의 평가 척도는 우선적으로 해당 주제 노드에서의 확률 값을 그대로 사용하며, 다른 주제 노드에서의 확률 값과 해당 주제 노드에서의 확률 값과의 차이가 임계치 이하가 되는 경우($T_0 - T_k < 0.1$)에는 그 거리에 따라서 적절히 적합도를 낮춰준다.

표 8 적합도 평가 방법

T_0 := 사용자 질의가 의도한 주제의 확률 값
T_k := 각 주제의 확률 값 ($1 \leq k \leq N$)
N := 주제의 개수 - 1
적합도 $M = (T_0 - \sum_{k=1}^N D_k) \times 100$ (%)
$D_k = \begin{cases} \text{if}(T_0 < T_k) & \frac{1}{N} \\ \text{else if}(T_0 - T_k < 0.1) & \frac{0.1 - (T_0 - T_k)}{0.1 \times N} \\ \text{otherwise} & 0 \end{cases}$

제안한 시스템의 성능 평가를 위해서 컴퓨터 전공의 대학생 10명을 대상으로 실험을 하였다. 실험에서 사용된 스크립트는 베이지안 네트워크 설계에 드는 시간이 많이 소모된다는 점을 감안하여 11개의 주제를 갖는 스크립트만을 사용하였다. 실험은 각 피험자에게 베이지안 네트워크에 대한 설명과, 베이지안 네트워크 설계 툴인 GENIE의 사용법을 설명하고 베이지안 네트워크를 설계하는데 걸리는 시간과 베이지안 네트워크의 적합도를 측정하고, 제안하는 시스템과 비교하였다. 표 9는 수동 설계와 자동 설계 간의 적합도와 설계 시간을 비교한 결과를 나타내고 있다.

실험 결과 초보자들은 평균 74.4%의 적합도를 가지는 베이지안 네트워크를 평균 97.1분에 설계하는 것으로 나

	적합도 (%)	설계 시간 (분)
피험자 1	94.45	98
피험자 2	88.27	99
피험자 3	88.18	81
피험자 4	83.36	103
피험자 5	81.14	101
피험자 6	74.05	101
피험자 7	63.14	89
피험자 8	60.81	97
피험자 9	57.09	108
피험자 10	53.59	94
자동설계	90.00	0.01

그림 9 수동 설계와 자동 설계 비교

타났다. 반면에 제안하는 시스템은 90%의 적합도를 나타냈으며 설계시간은 수 밀리 초에 불과하였다. 수동 설계의 경우, 피험자에 따라 설계한 네트워크의 적합도가 53.59%~94.45%의 큰 편차를 보였다. 이는 피험자들의 베이지안 네트워크에 대한 수학적 이해정도에 차이가 있기 때문이다.

5. 결론 및 향후연구

베이지안 네트워크를 사용하는 대화형 에이전트의 설계에 있어서 베이지안 네트워크의 설계는 필수적이다. 그러나 베이지안 네트워크는 초보자들이 쉽게 접근하기 어려우며, 전문가들도 대상영역에 대한 분석과 설계가 선행되어야 하므로 네트워크 설계에 많은 시간이 든다.

본 논문에서는 대화형 에이전트에서의 베이지안 네트워크를 자동 생성하는 시스템을 제안하고 그 성능을 수동 설계와 비교·평가해본 결과 제안한 시스템은 초보자들에 비하여 더 좋은 성능의 베이지안 네트워크를 짧은 시간에 자동으로 생성함을 확인할 수 있었다. 이러한 시스템을 사용하면 대화형 에이전트의 설계에 드는 시간과 비용을 크게 줄일 수 있을 뿐만 아니라 초보자도 대화형 에이전트에 쉽게 접근할 수 있을 것이다.

향후에는 베이지안 네트워크의 자동 설계뿐만 아니라 베이지안 네트워크에 학습 기능을 넣어서 보다 정확한 주제 추론을 가능하도록 하는 기능이 요구된다. Monte-Carlo Methods, Gaussian Approximation, EM Algorithm 등과 같은 오프라인 학습 방법은 학습을 위한 충분한 데이터가 미리 준비되어야 하므로, 데이터 준비에 많은 시간과 노력이 필요하다는 단점이 있다. 따라서 향후 연구로 이러한 단점을 해결할 수 있는 온라인 베이지안 네트워크 학습이 요구된다.

참 고 문 헌

[1] J. Allen, D. Byron, M. Dzikovska, G. Ferguson, L.

Galescu and A. Stent, "Towards conversational human-computer interaction," *AI Magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 27-38, 2001.

[2] M. Budzikowska, J. Chai, S. Govindappa, V. Horvath, N. Kambhatla, N. Nicolov and W. Zadrozny, "A conversational interface for online shopping," *Human Language Technology Conference*, 2001.

[3] 홍진혁, 조성배, "계층적 베이지안 네트워크를 이용한 대화형 에이전트의 문맥유지", *추계 정보과학회 학회지*, vol. 29, no. 2, pp. 259-261, 2002.

[4] 이말래, 배금표, "정보 추출을 이용한 학습 기반의 웹 인터페이스 에이전트", *정보관리학회지*, vol. 19, no. 1, pp. 5-22, pp. 1013-0799, 2002.

[5] 김혜숙, "한국어 기본 문형 설정에 대하여: 효과적인 국어교육을 위하여", *국어국문학회, 국어국문학* 122, 1998.

[6] J. Weizenbaun, "ELIZA - A computer program for the study of natural language communication between man and machine," *Communications of the ACM*, vol. 9, no. 1, pp. 36-45, 1965.

[7] The A.L.I.C.E. AI Foundation, In <http://alicebot.org>

[8] S.-I. Lee, S.-B. Cho, "An intelligent agent with structured pattern matching for a virtual representative," *Proc. of Asia-Pacific Conf. on Intelligent Agent Technology*, pp. 409-411, 2001.

[9] E. Charniak, "Bayesian networks without tears," *AI Magazine*, vol. 12, no. 4, pp. 50-63, 1991.

[10] D. Heckerman, "A tutorial on learning with Bayesian networks," *Microsoft Research, Technical Report MSR-TR-95-06*, 1995.

[11] D. Chickering, D. Geiger and D. Heckerman, "Learning Bayesian networks is NP-hard," *Proc. 5th Conf. on Artificial Intelligence and Statistics*, pp. 112-128, 1995.

[12] R. Etxeberria, P. Larranaga and J.M. Picaza, "Analysis of the behaviour of genetic algorithms when learning Bayesian network structure from data," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, Issues 11-13, pp. 1269-1273, 1997.

[13] 김경민, 임성수, 조성배, "인공지능 기법을 이용한 User Interface 기반 대화형 에이전트", *한글 및 한국어 정보처리 학술대회*, 15회, pp. 201-207, 2003.

[14] J. Allen, G. Ferguson, A. Stent, "An architecture for more realistic conversational systems," *Proceedings of Intelligent User Interfaces 2001*, 2001.

[15] B. Lin, H. Wang, L. Lee, "Consistent dialogue across concurrent topics based on an expert system model," *Proceedings of European Conference on Speech Communication and Technology (EUROSPEECH'99)*, pp. 1427-1430, 1999.

[16] C. Sammut, "Managing context in a conversational agent," *Electronic Transactions on Artificial Intelligence*, 2001.

[17] E. Horvitz and T. Paek, "A computational architecture for conversation," *Proc. 7th Int. Conf. on*

User Modeling, Banff, Canada, pp. 201-210.
Springer Wien, 1999.

- [18] A. Onisko, M. J. Druzdel and H. Wasyluk,
"Learning Bayesian network parameters from
small data sets: Application of Noisy-OR gates,"
Int. Journal of Approximate Reasoning, vol. 27,
Issue 2, pp 165-182, 2001.



임 성 수

2004년 2월 연세대학교 컴퓨터과학과(학사). 2006년 2월 연세대학교 컴퓨터과학과(석사). 2006년 3월~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 박사과정. 관심분야는 인공지능, 지능형 에이전트, 베이지안 네트워크

조 성 배

정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용
제 33 권 제 3 호 참조