

사용자환경정보 기반 Context-based Service 추론모델

Context-based Service Reasoning Model for user by User Environment Information

고광은, 장인훈, 심귀보
Kwang-Eun Ko, In-Hoon Jang, Kwee-Bo Sim

중앙대학교 전자전기공학부
(E-mail: kbsim@cau.ac.kr)

요 약

기존의 홈네트워크 시스템에서 사용자의 단순한 명령을 통해 서비스를 제공하는 기술은 이미 구현되어 있다. 그렇지만 가정이라는 환경은 이렇게 단순한 환경이기보다, 다수의 가족 구성원으로 이루어져 있으며 그에 따른 다양한 명령과 상황이 존재하고 있다. 이러한 다변화된 특성에 맞추어 사용자의 단순 명령보다 한 단계 높은 수준으로 사용자의 욕구를 능동적으로 추론해 낼 수 있는 모델의 제안이 필요하다. 본 논문에서 베이지안 네트워크를 활용하여 사용자의 주변 환경 정보로 규정된 Context를 인식하고, 인식된 결과를 통해 사용자가 요구하는 적합한 서비스(Context-based Service)를 추론해 낼 수 있는 모델을 제시하고자 한다.

Key Words : Context-aware, Context-based Service, Bayesian network, Service Reasoning

1. 서 론

유비쿼터스 컴퓨팅 기술의 발전에 따라 사용자와 컴퓨터, 사물 간의 정보 교류 및 통신이 가능한 상황 적응형 미들웨어 기술이 요구되어지고 있다. 특히, 가정환경에서 인간은 다양한 서비스를 유연하게 요구할 수 있으며, 가정 내의 모든 지능형 서비스 장치들은 능동적인 서비스 제공이 필요해지고 있다. 가정 내에서 거주하는 사용자가 단독인 경우보다 다수의 가족 구성원으로 이루어져 있는 경우가 더 많으므로 각 구성원에 대해 개별화된 환경 조건 및 요구 사항 등을 반영할 수 있는 맞춤형 서비스 제공 기술 또한 필요하다[1]. 이것을 구현하기 위해 현재의 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서 자동화된 서비스를 제공하기 위한 상황 인지 시스템의 프레임워크에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 가정환경에서 발생하는 모든 상황 정보를 Context로 정의하고 사용자의 환경으로부터 상황 정보를 획득하는 것을 상황 인지(Context-Awareness)로 정의한다.

본 논문에서는 Context를 인지하고, 인지된

Context에 대하여 적절한 서비스를 유추해 내는 모델을 제안하고자 한다. 구체적으로, 가정 환경에서 생성되는 환경정보를 5W1H로 규정하고 Who(서비스 제공 대상), Where(서비스 제공 장소), When(서비스 제공 시간), What(서비스 제공 장치)의 정보를 토대로 사용자가 어떤 공간 안에서 어떤 시간에 어떤 장치를 이용 중인지에 대한 사용자 행동양식을 추론하고, 그에 따른 적당한 서비스를 추론해 낼 수 있도록 베이지안 네트워크(BN)를 통하여 추론 모델을 구성해보고자 한다. BN을 이용한 접근 방법은 확률적인 모델을 효과적으로 구성하고 효율적인 추론 및 학습이 가능한 방법으로서 인간의 인과적인 판단 및 추론 과정을 모델링하기에 유리한 도구이다[2].

2. Context 정의 및 인식 과정

유비쿼터스 컴퓨팅 환경으로 구성된 가정은 내부의 유무선 네트워크 장비들의 상호 데이터 통신을 통해 하나로 통합된 유기적인 네트워크를 구성한다. 본 논문에서는 MICAz와 Telos 같은 TinyOS의 플랫폼을 기반으로 가정 내에서 무선 센서 네트워크를 통해 인프라를 구

감사의 글 : 본 연구는 삼성전자 정보통신Track 산학 과제에 의해 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

측하고 Context 정보를 수집을 가정하고자 한다. 관련 무선 센서 네트워크 구성은 본 연구실에서 연구해오던 것으로 TinyOS와 그 플랫폼을 이용해서 가정 내에서 Context 인식을 위한 센서 네트워크를 구성할 수 있다[3].

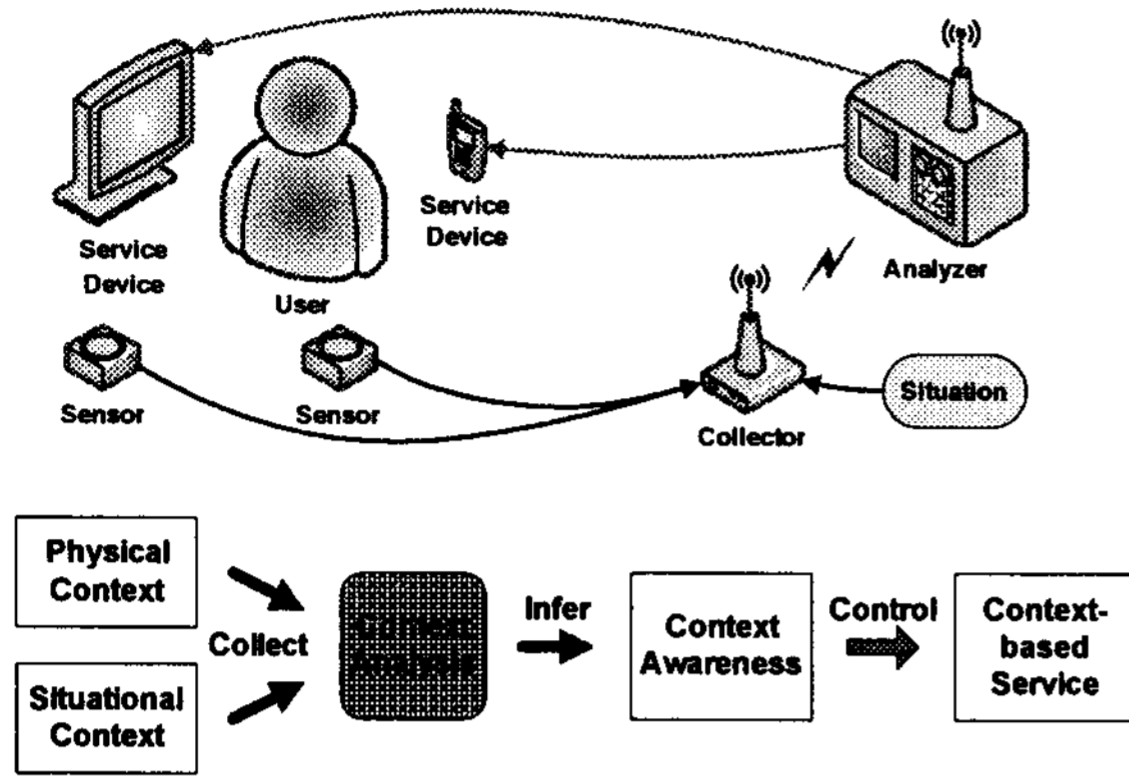


그림 1. Context Awareness 과정

이러한 인프라가 구축된 유비쿼터스 환경 내에서 다양한 사용자의 상태나 주변 환경을 인식하고 센서 정보를 복합하여 미리 설정된 상황정보를 귀납적으로 추론하는 논리적 연산과 그 결과를 Context Awareness라고 볼 수 있다[4]. 이러한 상황(Context) 인식 과정이 끝난 다음 인식된 Context를 기반으로 사용자의 요구 사항에 따라 능동적인 서비스를 제공해 주어야 한다. 이것을 Context-based Service라고 한다[3].

3. Context-based Service 추론 모델

3.1 베이지안 네트워크(Bayesian Network)

유비쿼터스 컴퓨팅 환경에서 사용자의 행동과 주변 환경은 지속적으로 변화한다. 따라서 이러한 다변하는 상황 정보를 추출하여 사용자에게 개별화된 서비스 제공을 위해서는 베이지안 네트워크(이하 BN)를 적용하는 것이 효과적이다. BN을 이용한 추론은 불확실한 상황을 확률 값으로 표시하고, 복잡한 추론 과정을 정량화된 노드 간의 관계로 단순화 시켜, 유비쿼터스 환경 내에 사용자의 의도를 판단하는 방법으로 적합하다[1].

BN은 노드의 연결 관계를 표현하는 방향성 비순환 그래프(DAG: directed Acyclic Graph)로, 이 구조에 따라 정의된 조건부확률테이블(CPT : Conditional Probability Table)에 의해 적은 비용으로 많은 확률 관계를 효율적으로 표현할 수 있다[5].

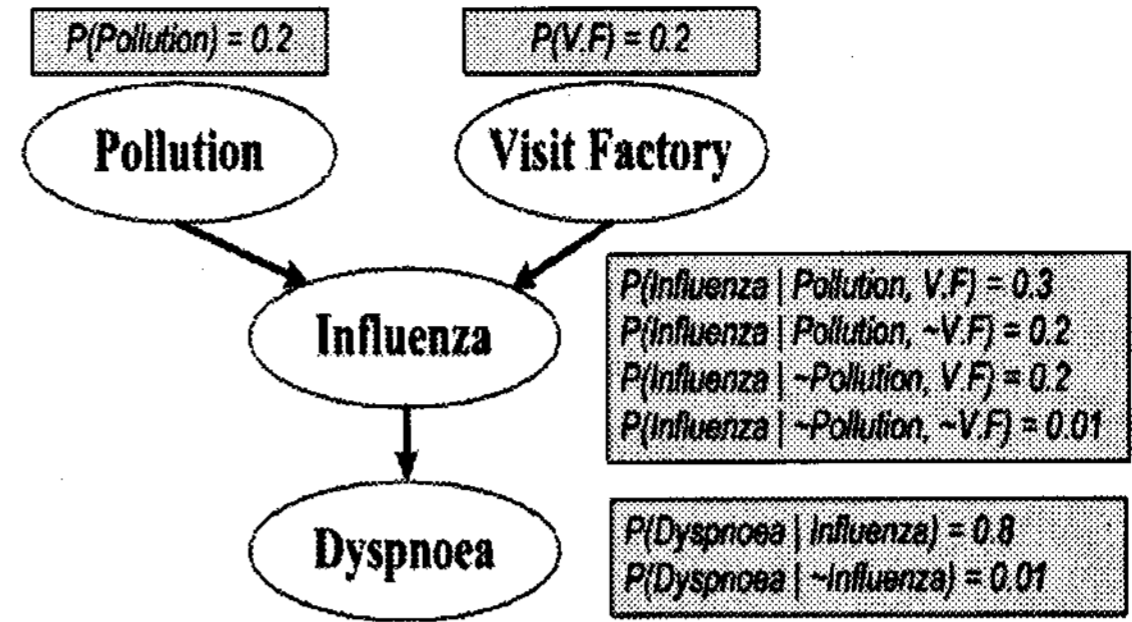


그림 2. 베이지안 네트워크(Bayesian Network)

BN에서의 부모/자식 노드는 실제 환경 변수를 의미하고 노드 사이를 연결하는 호는 각 변수간의 의존성이다. 네트워크를 구축하기 위해서는 구조를 설계하고 각 노드에 맞는 확률 분포를 정해 주어야 하는데, 보통 구조는 전문가에 의해 설계되고, 확률 분포는 전문가가 계산하거나, 주어진 데이터에 의해 계산된다. 네트워크를 학습한 후 어떤 상황에 대한 증거가 관찰되면 그 증거를 바탕으로 각 노드의 CPT 독립 조건을 이용, 베이지안 추론 알고리즘을 통해 각 노드의 상태에 대한 확률이 계산된다.

BN의 네트워크 모델 G 는 네트워크 구조 B_s 와 파라미터 집합 θ 로 (G, θ) 쌍으로 정의 가능하다. $\theta = \{B_\phi, B_p\}$ 는 B_ϕ : 조건부 확률 분포, B_p : 초기 확률 분포로 구성된다. x_i 를 $\{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n\}$ 의 p_i 개의 값을 갖는 베이지안 네트워크 G 의 i 번째 노드라 하고, π_i 를 $\{\pi_i^1, \pi_i^2, \dots, \pi_i^n\}$ 의 q_i 개의 상태 조합을 갖는 x_i 의 부모 집합이라고 하면, x_i 에서의 CPT값을 $P(x_i = x_i^k | \pi_i = \pi_i^j)$ 로 정의할 수 있다. 따라서 BN 모델링은 주어진 도메인을 가장 잘 표현하는 $\{B_s, B_\phi, B_p\}$ 를 찾는 것이다[5]. BN의 추론을 위하여 주어진 증거노드 E 에 대한 추론 결과 R 에 대한 확률을 구하면, Baye's Rule에 의하여 다음과 같다.

$$P(R) = P(R | E) = \frac{P(E | R)P(R)}{P(E)} = \frac{P(R, E)}{P(E)} \quad (1)$$

조건부확률을 Chain Rule에 의해 표현하면,

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

그림 2에 주어진 예시 BN의 전체 노드의 결합 확률을 표현하면 다음과 같다.

$$P(P, V, I, D) = P(P)P(V)P(I | P, V)P(D | I) \quad (3)$$

BN을 구성하기에 앞서 BN의 학습이 필요하다. 우선 파라미터학습이 있는데 네트워크 구조에 대해 알고 있다고 가정하고 주어진 학습 데이터로 확률 파라미터를 Maximum Likelihood 분포에 대한 최적 값을 계산하는 방식으로 학습하고자 한다.

또한 최적의 BN구조를 찾기 위해 구조학습이 필요하다. 일반적인 구조학습 알고리즘을 K2알고리즘이 있다. BN의 결합확률 G 와 데이터 D 를 이용한 K2-metric을 이용하는데, BN 평가함수로 다음과 같다.

$$P(G, D) = P(G) \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ijk!} \quad (4)$$

r_i 는 변수 x_i 의 가능한 값의 수를 나타내고, q_i 는 π_i 에 포함된 변수에 의해 조합 가능한 상태의 수를 나타낸다. N_{ijk} 는 π_i 가 j 번째 조합 상태이고, x_i 가 그의 k 번째 값을 가질 경우를 만족하는 데이터 D 에서의 경우의 수를 의미한다. 그리고, $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} N_{ijk!}$ 이다[5].

K2알고리즘은 다음과 같다[6].

1. procedure K2
2. for $i := 1$ to n do
3. $\pi_i := \emptyset$;
4. $P_{old} := f(i, \pi_i)$;
5. OKToProceed := true;
6. While OKToProceed and $|\pi_i| < u$ do
7. let z be the node in $\text{Pred}(x_i) - \pi_i$ that maximizes $f(i, \pi_i \cup \{z\})$;
8. $P_{new} := f(i, \pi_i \cup \{z\})$;
9. if $P_{new} > P_{old}$ then
10. $P_{old} := P_{new}$;
11. $\pi_i := \pi_i \cup \{z\}$;
12. else OKToProceed := false;
13. end {while}
14. write('Node:', x_i , 'Parent of x_i :', π_i)
15. end{for};
16. end{K2};

구조학습 단계에서 각 노드 점수 계산을 위한 함수는 다음과 같으며 식(4)의 노드별 점수를 의미한다.

$$f(i, \pi_i) = \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ijk!} \quad (5)$$

3.2 BN을 이용한 Context-based Service 인식

가정이라는 제한된 공간에서의 Context의 종류는 제한적이므로 BN의 전체 구조를 공간(Where) 노드, 대상(Who) 노드, 시간(When) 노드, 장치(What) 노드, 행동양식(How) 노드로 구분하고자 한다. 행동양식 노드는 5W1H의 How로 Context를 인식한다는 것은 결국 사용자가 언제 어디서 무엇을 어떻게 했다는 행동양식(How)을 인식하는 것과 마찬가지이다. Where, When, Who, What 요소는 홈네트워크 상의 센서 네트워크를 통해 쉽게 인식 가능하지만 How에 해당되는 사용자 행동 양식을 인지하기 위해서는 단순한 센서가 아닌 사용자 동작, 감정인식 등의 고도로 복잡한 기술이 필요하므로 이러한 방법을 사용하지 않고, Where, When, Who, What 요소를 통해 사용자의 행동 양식을 인식하는 방법을 제안한다.

우선, 이를 위하여 BN의 CPT가 필요하다. BN을 구성하는 노드의 CPT는 그 값들이 일괄적이기 보다 실세계에서 발생하는 사건에 대한 상태 정보이므로 불확실성과 변동성, 복잡성을 지닌다. 따라서 각 요소는 상황정보를 고려한 직관적인 값에 의해 설정될 수 있다.

BN을 통해 사용자의 행동 양식(How)을 인식한 결과를 다시 BN의 노드로 적용하여 Context based Service를 추론해내고자 한다.

구해지는 행동양식의 확률 $P(D1)$ 과 Context-based Service 선택확률 $P(D2)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$P(D1) = P(H | W1, W2, W3, W4) \\ P(D2) = P(S | H, W1, W2, W3, W4) \quad (6)$$

이것이 본 논문에서 최종적으로 구하고자 하는 바로써 전체 추론 흐름과정은 그림 3과 같다.

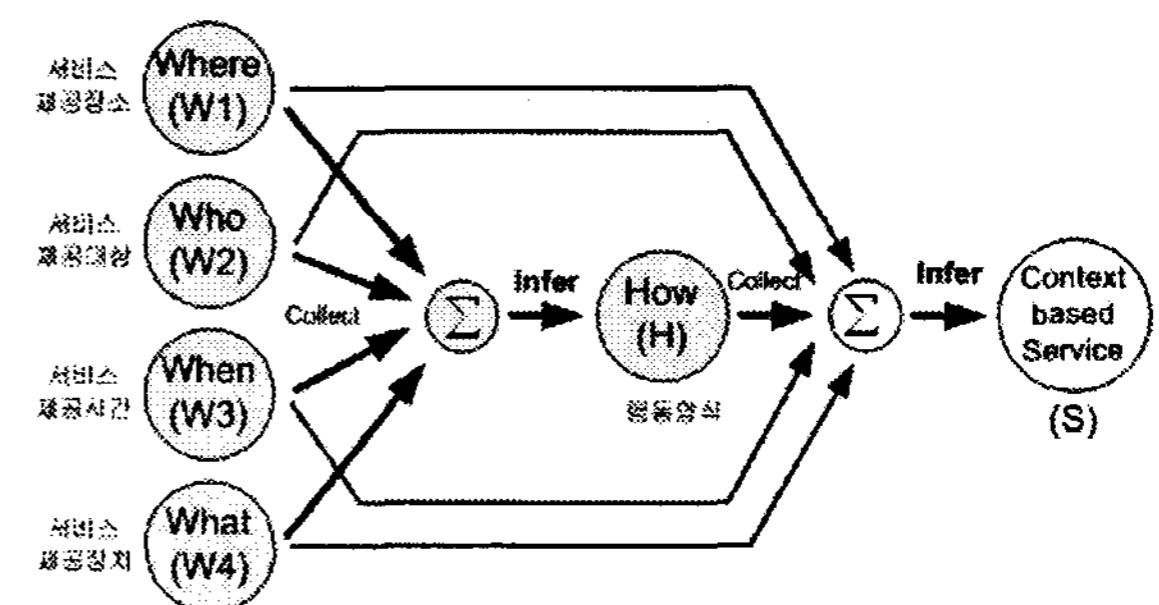


그림 3. Context-based Service 추론 과정

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

4.1 Netica를 이용한 Bayesian Network

BN을 구성하고 확률 값을 부여하여 확률적 추론을 하기에 노드 수가 증가할수록 계산도는 복잡해진다. 본 논문에서는 BN 구조와 CPT 표현이 용이하도록 Norsys社의 Netica 소프트웨어 Limitation Mode를 사용하였다.

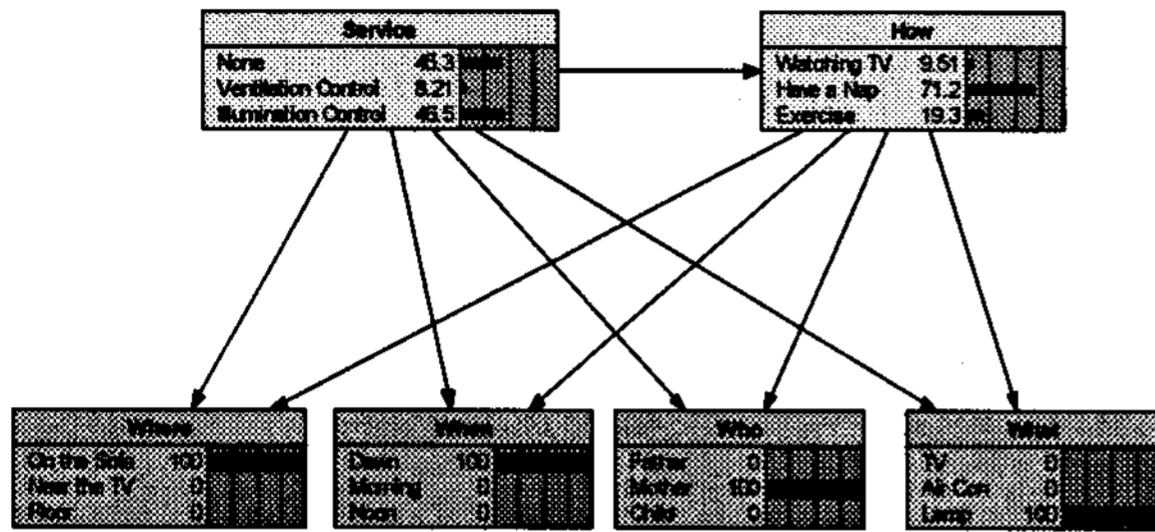


그림 4. Netica Software를 이용한 사용자 행동 양식 추론

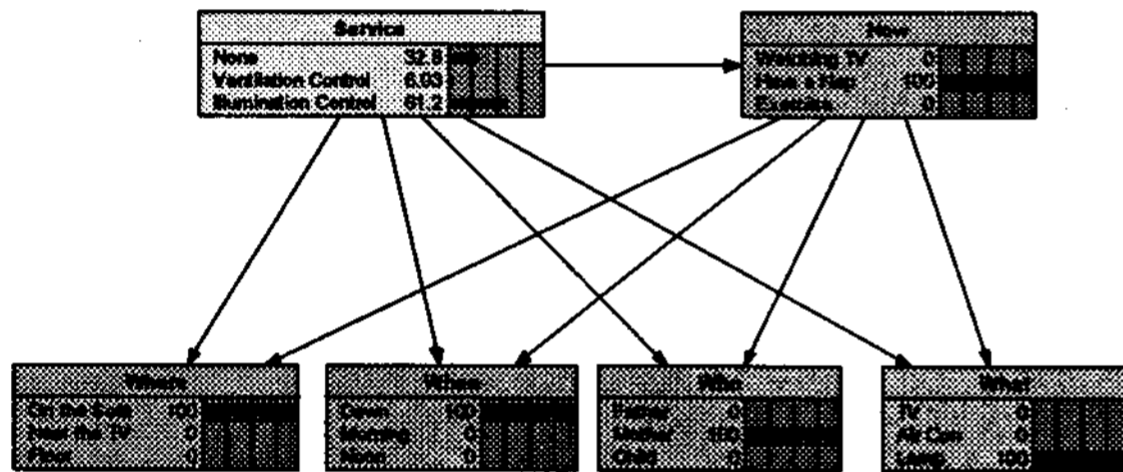


그림 5. Netica Software를 이용한 Context-based Service 추론 모델

그림 4, 5에서 Netica Software를 이용하여 추론 모델을 구성하였다. 추론 모델의 각 BN의 노드에 CPT가 표기되고, 각 노드를 연결하는 호로 노드 간의 인과관계가 표시하며, 설정된 CPT는 Gauge Bar 형태로 표시된다. 그림 4에서 하단 4개의 노드는 Where, When, Who, What, 상단 2개의 노드는 How, Service 노드로 각각 3가지의 확률변수를 지정하였다. 각 노드의 CPT는 임의의 직관적인 확률로 정하였다. 컴파일 결과, 하단 노드들을 각각 'On the Sofa', 'Dawn', 'Mother', 'Lamp'로 증거를 설정하였을 때의, 해당 증거에 가장 적합한 How 노드의 확률 변수 값이 증가하는 것은 'Have a Nap'으로 나타났다. 그림 5에서 상단의 How 노드를 증거노드로 하여 추론한 결과 Service 노드의 'Illumination Control' 확률 변수 값이 증가하는 것을 볼 수 있었다. 직관적으로 해당 결과를 통해 가장 높은 확률 값을 가지는 변수가 Context-based Service임을 알 수 있다.

4.2 결과 고찰

그림 4와 5의 결과를 통하여 추론 모델을 구성하여 증거 노드로 설정한 노드의 확률 변수 값에 따라 결과적으로 구하고자하는 행동 양식과 서비스의 확률 값이 변화됨을 볼 수 있었다. BN의 CPT값을 사용자의 의도 및 상황에 적합하게 설정할 경우 적절한 행동양식 및 Context-based Service의 추론이 가능함을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 사용자 주변 환경정보를 Context로 정의하고, Context를 기반으로 사용자의 행동양식을 인식하고, 그에 따른 서비스를 추론하는 모델을 제안하였다. 추론 모델을 구성하기 위해 베이지안 네트워크를 사용하였고 각 노드를 Context의 5W1H요소로 정하고 Netica Software를 이용하여 시뮬레이터를 구성, 실험을 하였다. 실험 결과, 각 노드의 증거에 의해 행동양식 및 서비스의 추론 결과가 확률 값으로 증가되는 항목 통해 추론 모델의 가능성을 확인할 수 있었다. 향후, 베이지안 네트워크의 CPT를 구축하고, 네트워크의 구조 학습에 있어, 제한된 Resource에서 추론에 필요한 Context요소만을 추론할 수 있도록 연구가 진행될 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 박지형, "유비쿼터스 환경에서의 상황 인지 시스템 - 연구 활동 소개 도우미 -", 한국정밀공학회지, 제21권, 제11호 pp. 31 - 37, 2004. 11
- [2] 황금성, 조성배, "불확실한 장면의 효과적인 인식을 위한 베이지안 네트워크의 온톨로지 기반 제한 학습방법", 정보과학회논문지, 제34권, 제6호, pp. 549 - 561, 2007. 6
- [3] 황세희, 심귀보, "지능형 홈을 위한 무선 센서 네트워크 구성" 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, vol. 15, no. 6, pp. 695 - 700, 2005. 11
- [4] 송윤석, 홍진혁, 조성배, "계층적 베이지안 네트워크를 사용한 서비스 로봇과 인간의 상호 주도방식 의사소통", 정보과학회논문지, 제33권, 제3호, 2006. 3
- [5] 황금성, 조성배, "베이지안 네트워크의 학습", 로봇공학회지, 제3권, 제4호, pp. 15 - 27, 2006. 10.
- [6] Prof. Carolina Ruiz, "Illustration of the K2 Algorithm for Learning Baye's Net Structures", http://web.cs.wpi.edu/~cs539/s05/Projects/k2_algorithm.pdf