

상황인지 미들웨어에 기반한 상위 수준 상황정보 추론 모델

박상규⁰ 김도윤 한탁돈

연세대학교 미디어시스템 연구실

{pxsk⁰, dykim, seungchul.shin, hantack}@kurene.yonsei.ac.kr

Inference Model for High-Level Context based on Context-awareness Middleware

Sangkyu Park⁰, Doyoon Kim, Seungchul Shin, Tackdon Han

Dept. of computer Science, Yonsei University

요 약

유비쿼터스 컴퓨팅은 사물에 컴퓨터 기능이 내장되어 언제, 어디에서나, 어느 장치로도 편리하게 주변 환경으로부터 서비스를 사용할 수 있게 하는 정보기술의 패러다임이다. 이를 위해선 상황인지가 전제 되어야 하는데 여기서 상황인지라 함은 시스템의 다양한 센서 정보를 바탕으로 스스로 상황(Context)을 인지하는 것으로서, 그 정의에 있어서, 아직 논란이 많으나 지능형 서비스를 위한 중요한 개념이다. 본 논문에서는 센서로부터 바로 생성된 Raw Context 정보를 Low-Level Context라고 하고 이를 복합(Fusion)하여 이미 알려진 High-Level Context로 분류하는 논리적 연산을 추론에 기반한 상황인지로서 정의한다. 이때 센서 정보를 통해 특정한 상황정보를 추론하기 위한 모델을 설계하여 상황인지 미들웨어에 적용시켜 보고 그에 따른 효율적인 구조를 기술한다.

1. 서 론

빠른 속도로 유비쿼터스 컴퓨팅 환경으로 진입하고 있는 현재의 컴퓨팅 기술은 사라지는 컴퓨터(Disappearing Computer), 지능형 환경(Ambient Intelligence) 등의 새로운 컴퓨팅 패러다임이 급속히 확산되고 있다. 이러한 새로운 컴퓨팅 환경에서 상황인지 기반 서비스는 가장 큰 기술적 요소로 자리 잡을 것으로 예상되고 있다 [1][2]. 상황인지 기반 서비스는 스마트홈, 의료, 교육, 재난·구조, 쇼핑 등의 다양한 분야에서 응용될 수 있는 기술로서 사회 전반에 걸쳐 많은 영향을 줄 것으로 예상된다[2].

이런 요구사항을 만족시키기 위해 앞으로 더욱더 많은 종류와 양의 센서들로부터 생겨나는 센서정보를 통해 높은 수준의 상황 정보를 알아내기 위한 추론 모델은 필수적일 것이며, 이를 통해 사용자들은 더욱 지능적이고 자동화된 유비쿼터스 환경을 접할 수 있을 것이다.

베이지안 네트워크는 불확실한 상황에서 정보를 표현하거나 추론하는 대표적인 방법으로 인공지능 분야에서 널리 사용되고 있다. 이에 따라 본 논문에서는 높은 수준의 상황정보를 알아내기 위해, 유연한 추론을 위한 기법인 베이지안 네트워크를 사용하였다. 수집된 센서정보를 입력으로 한 후, 그에 해당하는 높은 수준의 상황정보를 베이지안을 통해 귀납적으로 추론하는 구조를 제시하였다. 또한 이런 추론 모듈을 상황인지 미들웨어에 적용하고 그에 따른 효율적인 활용구조를 제시한다.

2. 관련 연구

유비쿼터스 환경에서는 수많은 센서들과 센싱된 상황 정보

가 존재하기 때문에 사용자에게 필요한 정보를 추론해주는 상황정보 혼합 어플리케이션 (context-fusion application) 이 필요하다. 그러나 이질적이고 변하기 쉬운 유비쿼터스 환경에서 독립적인 어플리케이션으로 센서들과 센싱된 상황정보를 유지하는 것은 사실상 불가능하며, 모든 어플리케이션의 요구를 충족시키는 공통의 상황정보 서비스는 존재하기 어렵다. 이를 위해 내장된 상황정보 혼합 어플리케이션들을 재사용하고 특정한 상황정보와 사용자에 대해서는 추가적인 공용 함수를 삽입하는 CFN(Context Fusion Network)이라는 인프라스트럭처가 제시되었다[3].

Gaia는 상황인지 서비스 개발 아키텍처로서 서비스가 다양한 상황정보를 얻고 추론할 수 있는 인프라를 제공한다. 상황정보 제공자는 센서 또는 상황정보 데이터 소스로부터 상황정보를 수집하여 제공하며 상황정보 합성기는 다양한 상황정보를 수집하여 상위 개념의 상황정보를 추론한다. 상황정보 제공자 특업 서비스는 필요한 상황정보 제공자의 정보를 제공하는 기능을 담당하며 상황정보 히스토리는 상황정보를 저장하여 제공한다. 또한 온톨로지(Ontology)를 이용하여 상황정보에 의미를 부여하고 조회(Query)할 수 있는 메커니즘을 제공한다. Gaia를 구성하는 각각의 객체간의 특업 및 통신 방법은 CORBA를 기반으로 하여 제작되었다[4].

MoCE는 빠르고 쉬운 상황인지 기반 서비스의 개발을 위하여 모바일 환경에서 네트워크를 통하여 이질적인 장치간의 상황정보를 공유하는 서비스 프레임워크이다. MoCE 아키텍처는 추상화된 정보모델을 설계하였으며 효율적인 상황정보의 공유를 위하여 상황정보 디스커버리 프로토콜과 상황정보 전송 프로토콜을 사용하였다[5].

3. 유비쿼터스 환경에서의 상황인지를 위한 추론 모델

3.1 상황정보의 정의와 분류

상황정보는 사용자 또는 사물 등의 특정 객체를 특징 지을 수 있는 상태 정보로 정의 된다. 상황정보는 센서 장치 또는 컴퓨팅 장치로부터 수집되는 하위 수준의 상황정보와 하위 수준의 상황정보를 수집하여 추론 등의 다양한 프로세싱을 통하여 생성되는 상위 수준의 상황정보의 계층적 구조로 분류된다. 본 논문에서는 이러한 계층적 정의를 이용하여 상황정보를 하위 수준 상황정보(Low-Level Context)와 상위 수준 상황정보(High-Level Context)로 나눈다. 하위 수준의 상황정보는 센싱된 상황정보(Raw Context)와 일반화된 상황정보(Normal Context)로 구성되며 그 정의는 아래와 같다.

- ▷ 센싱된 상황정보(Raw Context): 센서로부터 수집되는 환경의 변화에 대한 정보 또는 컴퓨팅 장치의 저장된 파일 목록 등의 하드웨어/소프트웨어의 상태 정보로서 혼합(Fusion)되지 않은 순수 센싱정보
- ▷ 일반화된 상황정보(Normal Context): 다양한 서비스와 이질적인 센서장치들을 위해 센싱된 상황정보를 일반화한 common data type 정보
- ▷ 상위 수준 상황정보(Higher-Level Context): 하위 수준 상황정보를 수집하여 추론(inference) 또는 데이터마이닝(data-mining) 등의 다양한 처리를 통하여 생성되는 고차원의 상황정보

수준 상황정보는 그에 따라 계층구조를 이루게 된다. 하위 수준의 상황정보를 얻는 방법에는 서비스의 요청에 따라 응답으로 정보를 얻는 능동적인 Pull 방법과 주기적으로 정보를 얻는 수동적인 Push 방법이 있다. 주기적으로 정보를 얻는 시에는 일정한 간격으로 얻는 방법도 있지만 상황정보의 변화에 따라 얻는 방법도 있다. MoCE와 같은 상황인지 미들웨어에서는 네트워크를 통한 효율적인 상황정보의 교환을 위해 상황정보 디스커버리 프로토콜과 상황정보 전송 프로토콜을 제시하였다[5].

3.2 나이브 베이지안을 이용한 추론 모델

본 논문에서는 센서로 부터 바로 생성된 Raw Context 정보를 Low-Level Context라고 하고 이를 복합(Fusion)하여 이미 알려진 High-Level Context로 분류하는 논리적 연산을 추론에 기반한 상황인지로서 정의한다. 이를 위해 유연한 추론을 위한 기법인 베이지안 네트워크를 사용해서 수집된 센서정보를 입력데이터셋으로 한 후, 그에 해당하는 상황을 추론하게 된다. 베이지안 네트워크는 확실한 상황에서 정보를 표현하거나 추론하는 대표적인 방법으로 인공지능 분야에서 널리 사용되고 있다. 이것은 이미 알고 있는 학습(Training) 데이터를 통해 새로운 상황에 대한 사후확률은 예측하는 것이다.

$$C_{NB} = \underset{C_i \in C}{\text{arg}} \prod_{k=1}^n P(a_k | C_i) P(C_i)$$

나이브 베이지안 분류자(Naive Bayesian Classifier)에서는 각 속성들이 상호 독립적이라 가정하므로 베이즈 이론에 의해 위와 같은 식을 얻어 낼 수 있다. 여기서 a는 속성을 의미하며 C는 분류될 클래스를 나타낸다. 여러 속성값에 따라 클래스가 결정지어 지게 되며 계산된 확률값 중 가장 큰 확률 값을 갖게 되는 클래스가 분류 결과로 선택된다.

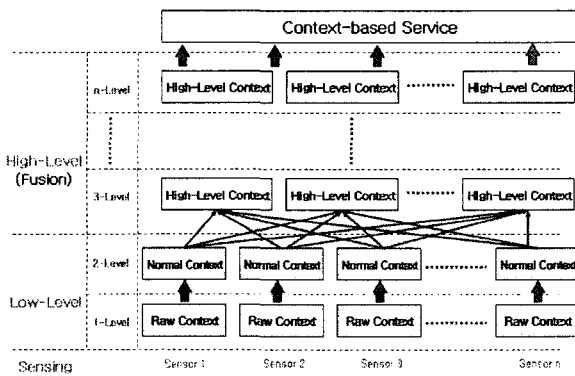


그림 1. 상황정보 흐름도

위에서 정의한 상황정보들은 그림 1과 같은 흐름을 가지게 된다. 최초에 여러 종류의 센서들로부터 센싱된 정보가 생기게 된다. 이 정보는 일반화를 통해 각각의 다른 방식으로 표현된 정보들이 Common Data Type으로 변형되며 이들은 하위 수준의 상황정보에 해당하게 된다. 다양한 센서로부터 획득된 이 정보는 상황정보 혼합을 통해 상위 수준의 상황정보로 추론되기 위한 입력으로 사용될 수 있으며 필요에 따라 추론되지 않고 바로 서비스에 이용될 수 있다. 추론화 과정에 있어서는 서비스 요구사항에 따라 적절한 횡수로 혼합될 수 있으며 상위

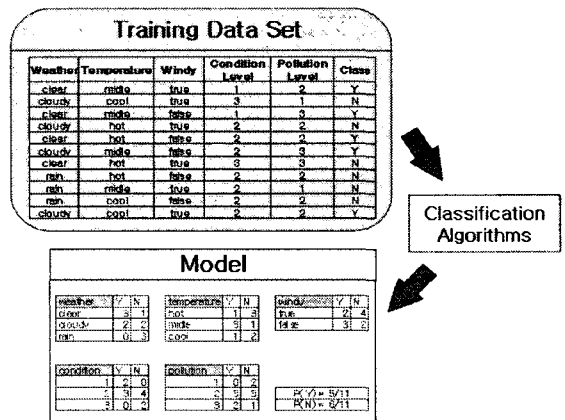


그림 2. 나이브 베이지안을 사용한 추론 모델의 예
위의 그림2는 베이지안 추론 모델을 사용하기 위해 모

델을 구축한 모습을 보여준다. 모델 구축을 위해 우선 경험적으로 이미 알고 있는 정보를 학습 데이터로 사용한다. 이는 분류 알고리즘을 통해 모델을 구축하게 되며 이 모델은 알려지지 않은 속성데이터를 클래스로 분류하기 위해 사용된다. 해당 예는 현재 상황이 조깅이 가능한 상황인지를 사용자에게 알려주기 위한 것으로서 날씨, 온도, 바람, 사용자 컨디션, 오염도를 추론을 위한 속성정보로 가정 하였고 분류를 위한 클래스는 Y와 N으로 가정하였다.

표 1. 알려지지 않은 속성 정보에 대한 추론

Class	Probability
Y	0.015709
N	0.001122

$P(A|Y)P(Y) =$
 $P(\text{clear}|Y)P(\text{middle}|Y)P(\text{true}|Y)P(2|Y)P(3|Y)P(Y) =$
 $(3/5) \times (3/5) \times (2/5) \times (3/5) \times (2/5) \times (5/11) = 0.015709$
 $P(A|N)P(N) =$
 $P(\text{clear}|N)P(\text{middle}|N)P(\text{true}|N)P(2|N)P(3|N)P(N) =$
 $(1/6) \times (1/6) \times (4/6) \times (4/6) \times (1/6) \times (6/11) = 0.001122$

표 1은 알려지지 않은 속성 정보(clear, middle, true, 2, 3)가 주어졌을 경우, 구축된 모델을 토대로 확률 값을 통해 분류 클래스를 선택하는 모습이다. 계산 결과에 따라 Y의 확률값이 N의 확률값보다 더 크므로 Y가 선택되고 최종적으로 현재 상황은 조깅이 가능하다는 추론 결과를 사용자에게 알려준다.

3.3 추론 모델 활용을 위한 효율적인 미들웨어 구조

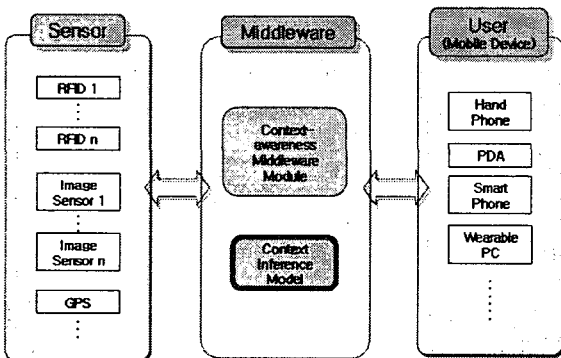


그림 3. 유비쿼터스 환경에서의 추론 모델 사용 구조

관련 연구에서 언급했듯이 향후 수많은 서비스들이 생겨날 경우 이에 따른 모든 추론정보를 응용에서 독립적으로 관리하고 저장할 경우 어려움이 생겨난다. 우선 저장 공간의 낭비가 발생한다. 추론 모델 모듈을 각각의 응용이 모두 가지게 될 경우 공간적으로 낭비이며 응용의 성능에도 영향을 미칠 수 있다. 또한 추론 모델 정보는

근본적으로 공유되고 재사용 되어져야 하기 때문에 통합 관리 되어야 하며 이를 통해 필요시 공용 추론 모델을 삽입하여 여러 응용으로부터 재사용 될 수 있다. 또한 추론 모델은 센서로부터 얻어지는 상황정보를 주요 입력으로 사용 하는데, 개인 응용의 경우 다양한 센서를 직접 관리하기는 어려우므로 상황인지 미들웨어에 위치하는 것이 바람직하다.

그림 3에서 보는 것처럼 추론 모델은 상황인지 미들웨어에 위치하게 된다. 미들웨어에서는 상황정보의 공유를 위한 상황정보 디스커버리 프로토콜과 상황정보 전송 프로토콜, 온톨로지 모듈등과 함께 추론 모델을 관리하여, 센서와 사용자의 사이에서 효과적인 상황인지 서비스를 제공하기 위한 중간자 역할을 하게 된다.

4. 결론 및 향후 연구 방향

상황인지에 근거한 보다 지능적인 서비스 제공을 위해 본 연구에서는 상황인지 미들웨어에 기반한 추론 모델을 제시하였다. 우선적으로 상황인지의 정의와 계층 구조를 파악하였고 이를 통해 센서로부터 얻어진 상황정보들이 혼합되고 보다 높은 차원의 상황인지를 위해 추론되는 과정을 보았다. 추론 방법은 나이브 베이지안 이론을 이용하였으며, 예를 통해 모델을 구축하는 모습을 보였다. 또한 미들웨어를 통한 상황인지를 통해 효과적인 추론 모델 구조를 제시하였다.

향후 연구과제로서는 구체적인 서비스 예시를 통한 효용성의 증명과 함께 지능적인 서비스를 위해 추가적인 기능들이 고려되어져야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 교육인적자원부 BK21 지원으로 수행되었음.

5. 참고문헌

- [1] J. Coutaz, J. L. Crowley, S. Dobson, and D. Garlan, "CONTEXT is KEY," COMMUNICATIONS OF THE ACM, vol. 48, no. 3, pp. 49-53, Mar. 2005.
- [2] A. K. Dey, D. Salber, and G. D. Abowd, "A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications," Human-Computer Interaction(HCI) Journal, vol. 16, pp. 97-166, 2001.
- [3] Guanling Chen, Ming Li, David Kotz, "Design and Implementation of a Large-Scale Context Fusion Network," ubiquitous, pp. 246-255, First Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services (MobiQuitous'04), 2004.
- [4] A. Ranganathan and R. H. Campbell, "A Middleware for Context-Aware Agents in Ubiquitous Computing Environments," in Proc. ACM/IFIP/USENIX International Middleware Conference, Rio de Janeiro, Brazil, pp. 143-161, 2003.
- [5] Hyung-Min YOON, Woo-Shik KANG, Oh-Young KWON, Seong-Hun JEONG, Bum-Seok KANG, Tack-Don HAN, "Design of a Mobile Application Framework with Context Sensitivities", IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, Vol. E89-D No. 2 pp. 508-515, 2006