

사용자 컨텍스트 공유를 위한 상황인지 메신저

(A Context-aware Messenger for Sharing User Contextual Information)

홍진혁[†] 양성익[†]
 (Jin-Hyuk Hong) (Sung-Ihk Yang)

조성배^{††}
 (Sung-Bae Cho)

요약 모바일 환경이 보편화됨에 따라 사용자의 상황을 인식하고 관련된 각종 컨텍스트를 공유하는 기술에 대한 관심이 높아지고 있다. 컨텍스트 공유는 사용자의 의사소통을 보다 풍부하게 할 뿐만 아니라 사회적 관계를 원만하게 유지하도록 도와준다. 최근 각종 메신저나 모바일 어플리케이션에는 간단한 수준의 사용자 컨텍스트 공유가 적용되고 있으나 사용자 환경이 복잡해짐에 따라 더욱 다양한 컨텍스트의 인식과 공유가 요구된다. 본 논문에서는 다양한 센서 정보를 수집하여 사용자의 대표적 컨텍스트인 감정, 스트레스, 행동을 동적 확률 모델을 이용하여 인식하고 메신저에 연동하여 컨텍스트 정보를 공유하는 상황인지 메신저를 개발한다. 다양한 컨텍스트를 인식하기 위한 다중 모델을 효과적으로 구성하고 아이콘 방식으로 컨텍스트를 표시한다. 개발한 시스템을 사용자 시나리오를 바탕으로 평가하여 유용성을 검증하였다.

키워드 : 컨텍스트, 상황인지 메신저, 동적 베이저안 네트워크

Abstract As the mobile environment becomes widely

· 본 연구는 (주)삼성전자의 지원에 의해 수행되었습니다.
 · 이 논문은 2008 한국컴퓨터종합학술대회에서 '사용자 컨텍스트 공유를 위한 상황인지 메신저'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과
 hjinh@sclab.yonsei.ac.kr
 unikys@sclab.yonsei.ac.kr

^{††} 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2008년 8월 27일
 심사완료 : 2008년 11월 16일

Copyright©2008 한국정보과학회: 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

used, there is a growth on the concern about recognizing and sharing user context. Sharing context makes the interaction between human more plentiful as well as helps to keep a good social relationship. Recently, it has been applied to some messengers or mobile applications with sharing simple contexts, but it is still required to recognize and share more complex and diverse contexts. In this paper, we propose a context-aware messenger that collects various sensory information, recognizes representative user contexts such as emotion, stress, and activity by using dynamic Bayesian networks, and visualizes them. It includes a modular model that is effective to recognize various contexts and displays them in the form of icons. We have verified the proposed method with the scenario evaluation and usability test.

Key words : Context, context-aware messenger, dynamic Bayesian network

1. 서론

사람들은 타인과 의사소통을 통해 사회적 관계를 형성해가며, 날씨, 시간, 장소, 사용자의 감정, 스트레스, 행동 등의 각종 컨텍스트로 구성된 상황정보는 의사소통이 보다 원활하도록 활용된다. 과거에는 이런 컨텍스트 정보를 획득하거나 공유하는 것이 매우 어려웠지만, 최근 GPS, 생체센서, 시청각센서, 가속도센서 등 각종 센서가 개발되면서 사용자의 상황과 관련된 다양한 정보를 수집할 수 있으며, 모바일 단말기, 메신저 서비스 등의 보급으로 타인과 원격으로 대화하거나 정보를 교환 및 공유하는 것이 가능해졌다[1].

상황정보 공유에 유용한 컨텍스트는 현재 시각이나 날씨 등 웹이나 PC에서 명시적으로 수집되는 정보와 사용자의 위치, 감정, 행동 등 센서로부터 수집된 값을 해석하여 획득하는 정보가 있다. 특히 센서값으로부터 컨텍스트를 인식하기 위해서는 저수준의 센서값을 전처리하고 추론하는 기술이 필요하다. 또한 보통 다수의 시계열 센서값을 바탕으로 다양한 컨텍스트를 인식해야 하기 때문에 하나의 복잡한 추론 모델이 아닌 모바일 환경에 적합한 모듈화된 동적 추론 모델이 요구된다[2].

본 논문에서는 사용자의 생체정보와 움직임 정보, 스마트 폰이나 PC에서 수집되는 기타 정보를 바탕으로 사용자의 대표적 컨텍스트인 감정, 스트레스, 행동을 동적 확률 모델을 이용하여 추론한다. 메신저 서비스에서 추론된 컨텍스트를 아이콘 형태로 출력하여 타 사용자와 공유한다. 간단한 상황인지 메신저 플랫폼을 개발하고 사용자 시나리오에 기반하여 그 유용성을 평가한다.

2. 배경

2.1 센서기반 상황인식 및 공유 시스템

센서를 이용해 사용자의 상황을 인식하는 기술은 최근 유비쿼터스 환경과 웨어러블 컴퓨팅 분야에서 많은 관심을 받고 있다. 헬싱키 대학의 Raento 등은 Nokia 폰을 기반으로 모바일 상황인지 플랫폼인 Context-Phone을 개발하여 각종 모바일 상황인지 어플리케이션의 설계가 용이하도록 하였고[1], Krause 등은 SenSay 라는 웨어러블 센서 플랫폼을 제작하여 사용자의 행동을 인식하고 상황에 맞는 서비스를 제공하였다[3]. Korpipaa 등은 저수준의 이종센서 정보를 상황 추론에 유용하도록 퍼지화하는 전처리 기술을 제안하였고[4], Ranganthan 등은 상대방의 간단한 컨텍스트를 수동으로 공유하는 채팅 프로그램인 ConChat을 개발하였다[5]. 그 외에도 Cho 등은 각종 센서와 지능형 폰을 이용하여 사용자의 라이프로그를 수집하고 이로부터 유의미한 특징을 추출하여 사용자의 일과를 정리하는 연구를 진행하였다. 특히 확률모델을 이용하여 센서에서 수집된 정보의 불확실성을 최소화하였다[2].

2.2 컨텍스트 추론을 위한 확률 모델

각종 센서정보로부터 고수준의 의미정보인 컨텍스트를 추론하는 기술이 연구되는 가운데, 최근 베이지안 확률 모델을 이용해 모바일 센서환경에서 발생하는 다양한 불확실성을 효율적으로 다루려는 시도가 활발히 진행되고 있다. Horvitz 등은 베이지안 네트워크를 이용해 PC의 로그 데이터에서 사용자의 행동을 인식하는 모델을 개발하였고[6], SenSay에서는 SOM을 이용해 이산화된 센서값을 Naive Bayes 분류기를 이용해 해석하였다. Ranganathan 등은 불확실한 컨텍스트를 추론하기 위해 베이지안 네트워크를 활용하였고[7], Dai 등은 카메라로부터 수집된 영상을 바탕으로 동적 베이지안 네트워크를 이용하여 그룹 행동을 추론하였다[8].

3. 상황인지 메신저

본 논문에서는 그림 1과 같이 각종 센서로부터 사용자와 관련된 정보를 시계열 형태로 수집하고 저수준의 센서정보를 컨텍스트 추론에 적절한 형태로 평활화하여 이산화한다. 각 컨텍스트별로 동적 확률 모델을 구성하여 사용자의 감정, 스트레스, 행동을 추론한다. 추론된 사용자 컨텍스트는 메신저의 사용자 상태에 아이콘 형태로 표시된다.

사용자의 감정, 스트레스, 행동을 인식하기 위해서 본 논문에서는 4가지 유형의 센서 및 기기인 Armband, 가속도 센서, GPS 수신기, 스마트 폰을 통합한 센서 플랫폼을 설계하였다. 통합 센서 플랫폼은 사용자의 생체정보(physiological), 움직임(movement), 기기정보(device)와 환경정보(environment)를 50fps로 수집하고 평활화 및 이산화를 통해 표 1에서와 같이 정의된 센서값을 컨

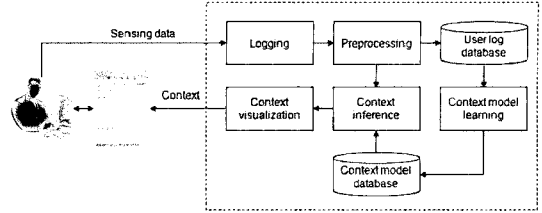


그림 1 상황인지 메신저 구조

표 1 통합 센서 플랫폼의 수집 정보

센서정보	전처리 값
생체정보:피부온도	{ 높음, 중간, 낮음 }
생체정보:열유량	{ 높음, 중간, 낮음 }
생체정보:피부전기반응	{ 높음, 중간, 낮음 }
움직임:머리 [3Dacc, 3Dgyo, 3Dmag]	{ 높음, 중간, 낮음 }
움직임:오른팔 [3Dacc, 3Dgyo, 3Dmag]	{ 높음, 중간, 낮음 }
움직임:왼팔 [3Dacc, 3Dgyo, 3Dmag]	{ 높음, 중간, 낮음 }
움직임:오른손 [3Dacc, 3Dgyo, 3Dmag]	{ 높음, 중간, 낮음 }
움직임:왼손 [3Dacc, 3Dgyo, 3Dmag]	{ 높음, 중간, 낮음 }
기기정보:위치	{ 실내, 실외 }
기기정보:휴대폰	{ 사용, 비사용 }
기기정보:컴퓨터	{ 사용, 비사용 }
환경정보:날씨	{ 맑음, 구름, 비 }
환경정보:시간대	{ 오전, 오후, 저녁 }

표 2 컨텍스트 정의

컨텍스트	값
감정	{ 우울, 행복, 화남, 짜증, 보통 }
스트레스	{ 피곤, 보통, 활력 }
행동	{ 낮잠, 화장실, 전화, 업무, 미팅, 휴식, 운동 }

텍스트 추론의 증거값으로 사용하며, 표 2와 같이 3가지 컨텍스트를 추론한다. Armband는 사용자의 피부온도와 몸에서 발산되는 열량인 열유량, 피부의 전기전도도인 피부전기반응 값을 측정하고, 사용자의 머리, 팔목과 팔뚝에 부착된 가속도 센서는 각 부위의 3축 가속도(3Dacc), 3축 각속도(3Dgyo)와 3축으로 구성된 자기방향 정보(3Dmag)를 수집한다. GPS 수신 가능 여부로 사용자가 실내에 있는지 실외에 있는지를 판단하고, 그 외 정보는 스마트 폰을 통해 수집한다.

본 논문에서는 센서로부터 시계열 형태로 수집된 정보를 바탕으로 동적 확률 모델을 구축하고 각 모델의 출력값을 통합하여 컨텍스트를 추론한다. 센서로부터 수집되는 정보에 잠음이나 결측치 등이 존재하기 때문에 불확실한 데이터 분석에 적절한 베이지안 네트워크를 기반으로 동적 확률 모델을 구축하였다. 컨텍스트를 추론하는 동적 확률 모델은 그림 2와 같이 총 10개로, 각 컨텍스트를 추론하는 3개의 장기 모델과 행동 컨텍스트를 심층적으로 분석하는 7개의 단기 모델로 구성된다.

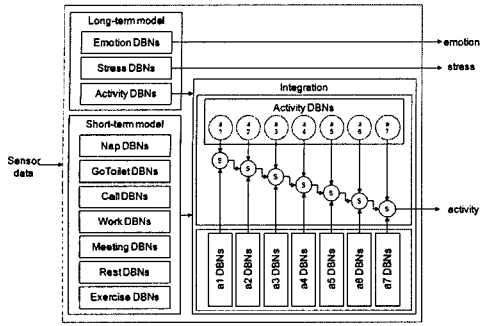


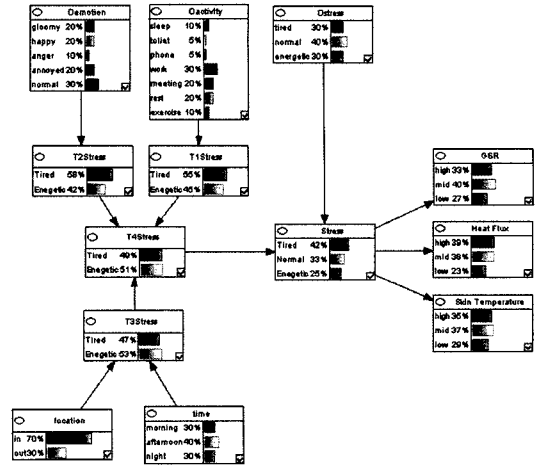
그림 2 컨텍스트 추론 모델

감정과 스트레스는 연속성이 있는 컨텍스트이기 때문에 누적된 센서값을 활용하여 설계된 베이저안 네트워크(DBN)로 추론되는 반면, 행동은 사용자의 즉각적인 움직임에 의해 영향을 받는 비교적 단기적인 컨텍스트이기 때문에 각 행동을 인식하는 다수의 DBN으로 추론된다. 특히 행동 컨텍스트에 대한 추론 모델이 다수 존재하기 때문에 본 논문에서는 Hong 등이 제안한 포섭구조 기반의 모델 통합 기술을 사용하여 다수의 추론 결과값을 통합한다[9].

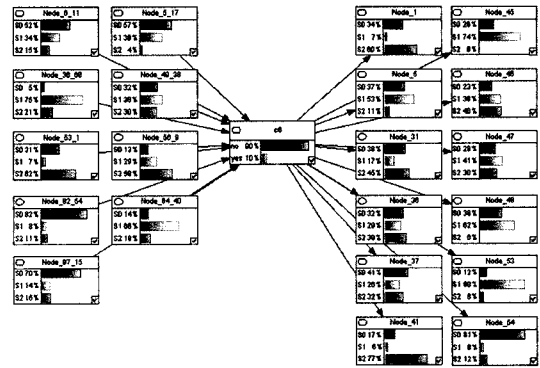
3개의 장기 모델은 수동으로 설계하였고, 7개의 단기 모델은 각 컨텍스트별로 10회의 샘플로 구성된 학습 데이터에 대한 인식율과 네트워크의 복잡도를 적당도로 사용한 진화기술을 이용하여 구조를 학습하고 EM알고리즘을 이용하여 파라미터를 학습하였다. 표 3은 DBN의 구성 내용을 보여준다. 그림 3(a)와 (b)는 스트레스를 추론하는 DBN과 화장실 행동을 추론하는 DBN의 모습을 각각 보여준다. 장기 모델은 해당 컨텍스트를 추론하기 위한 목표 노드(T_t)와 센서로부터 수집된 정보들을 의미하는 증거 노드(E_t), 이전 상태의 컨텍스트 값 (T_{t-1})로 구성된다. 목표 노드의 사후 확률값 $P(T_t|E_t, T_{t-1})$ 는 식 (1)과 같이 베이즈 규칙을 적용하여 사전에 설계한 조건부 확률 테이블을 바탕으로 계산한다.

$$\begin{aligned}
 P(T_t = t_j | E_t, T_{t-1}) &= \frac{P(T_t = t_j, E_t, T_{t-1})}{\sum_i P(T_t = t_i, E_t, T_{t-1})} \\
 &= \frac{P(E_t | T_t = t_j) P(T_t = t_j | T_{t-1}) P(T_{t-1})}{\sum_i P(E_t | T_t = t_i) P(T_t = t_i | T_{t-1}) P(T_{t-1})}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

그림 3(b)와 같이 단기 모델은 4가지 기본 요소로 구성된 DBN $\lambda_{DBN} = (G_1, G_{tr}, \{\Pi_i\}_{i \in \{1, \dots, n\}}, \{CPT_i\}_{i \in \{1, \dots, n\}})$ 으로 표현된다. G_1 은 변수 사이의 정적인 확률 관계를 표현한 방향성 비순환 그래프를 의미하고, G_{tr} 은 다른 시점의 변수들 사이의 확률적 관계를 나타내는 방향성 비순환 그래프이다. Π 는 초기 확률 분포값이며, CPT는 변수 사이의 조건부 확률 분포를 의미한다. 일반적인 베이저안 네



(a) 스트레스 컨텍스트 추론을 위한 DBN



(b) 화장실 컨텍스트 추론을 위한 DBN (Node_x_y: x번 이전의 y번째 증거 노드, Node_y: 현재 y번째 증거 노드)

그림 3 컨텍스트 추론을 위한 DBN 에

트워크와는 달리 시계열 정보를 위한 G_{tr} 을 정의하며, 노드 사이의 링크는 과거 관측값(E_{t-t-1})에서 컨텍스트(T_t)로, 컨텍스트(T_t)에서 현재 관측값(E_t)의 방향으로 연결된다. 각 컨텍스트에 대한 사후 확률값은 식 (2)와 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 P(T_t = t_j | E_t, E_{1:t-1}) &= \frac{P(T_t = t_j, E_t, E_{1:t-1})}{\sum_i P(T_t = t_i, E_t, E_{1:t-1})} \\
 &= \frac{P(E_t | T_t = t_j) P(T_t = t_j | E_{1:t-1}) P(E_{1:t-1})}{\sum_i P(E_t | T_t = t_i) P(T_t = t_i | E_{1:t-1}) P(E_{1:t-1})}
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

본 논문에서는 그림 4와 같이 정의된 아이콘을 이용하여 매신저 어플리케이션의 사용자 컨텍스트를 표시한다.

4. 구현 결과

4.1 프로토타입

본 논문에서는 그림 5와 같이 BodyMedia사(<http://>

아이콘	감정	아이콘	스트레스	아이콘	행동
	우울		피곤		낮잠
	행동		보통		화장실
	화남		활력		전화
	자증				일
	보통				미팅
					휴식
					운동

그림 4 컨텍스트 공유를 위한 아이콘

표 3 컨텍스트 추론 모델 상세

모형	추론 모델	노드 수	CPT 크기
장기	감정 추론 DBN	10	288
	스트레스 추론 DBN	12	108
	행동 추론 DBN	14	279
단기	낮잠 추론 DBN	7	78
	화장실 추론 DBN	12	39,384
	전화 추론 DBN	21	366
	업무 추론 DBN	12	63
	미팅 추론 DBN	19	13,188
	휴식 추론 DBN	25	606
	운동 추론 DBN	21	39,522



그림 5 통합 센서 플랫폼 착용 모습

www.bodymedia.com)의 Armband와 Xsens사(http://www.xsens.com)의 xBus 가속도 센서 키트, 스마트 폰과 PC를 통합하여 센서 플랫폼을 구축하였고, 가속도 센서는 총 5개로 머리, 오른팔, 왼팔, 오른손, 왼손에 각각 부착하였다. Armband는 오른 팔목에 착용하였으며, 이들 센서는 메인 PC에 연결되어 센서정보를 전송한다. 컨텍스트 추론 모델에 사용된 DBN은 베이지안 네트워크의 대표적인 추론 라이브러리인 SMILE을 이용하여 구현하였다.

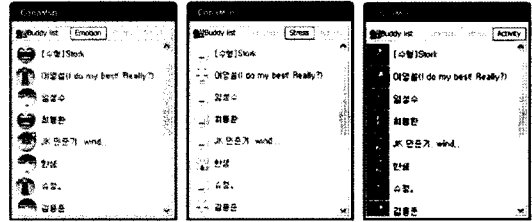


그림 6 상황인지 메시지 구현 모습
(좌: 감정, 중간: 스트레스, 우: 행동)

상황인지 메시지는 그림 6과 같이 Visual Studio .Net 환경에서 개발하였으며, 각 컨텍스트 카테고리를 선택하는 버튼과 컨텍스트 정보를 표시하는 사용자 리스트로 구성된다. 선택된 컨텍스트 카테고리에 따라 사용자 리스트의 사용자 아이콘이 해당 컨텍스트로 출력된다.

4.2 시나리오 평가

본 논문에서 제안한 상황인지 메시지의 성능을 관찰하기 위해 사용자 평가 시나리오를 설계하였는데, 그림 7과 같이 가상으로 하루 일과에 발생가능한 목표 컨텍스트를 설정하고 각 컨텍스트의 발생순서에 맞추어 사전에 수집된 로그를 이용하여 평가 데이터를 구축하였다. 행동의 경우 실제로 수집된 정보를 사용하였고, 감정과 스트레스는 가정한 상황과 비슷한 환경에서 수집된 로그를 활용하였으며, 각 컨텍스트별로 약 1분 길이의 로그를 이용하였다.

그림 8은 그림 7에서 제시된 시나리오에 대한 컨텍스트 추론 결과를 보여준다. 각 컨텍스트별로 사후확률값을 계산하여 가장 높은 값은 가지는 컨텍스트가 선택되도록 하였다. 점선으로 된 원은 잘못된 추론 결과를 산출했음을 의미하는데, 행동의 경우 완벽하게 인식하였고, 감정과 스트레스에서는 약간의 오분류가 발생했는데, 보통 이들 컨텍스트는 급격히 변하는 것이 아니어서 이전의 값이 많은 영향을 주었다. 뿐만 아니라 감정과 스트레스는 사용자에게 매우 주관적이고 본인의 감정이

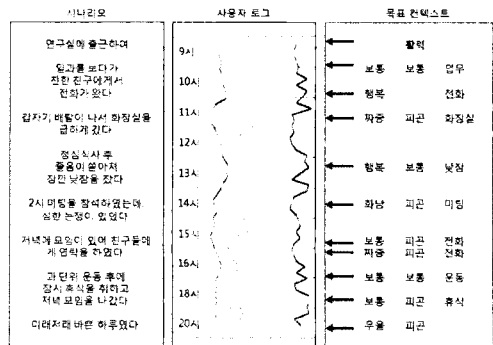


그림 7 사용자 평가 시나리오

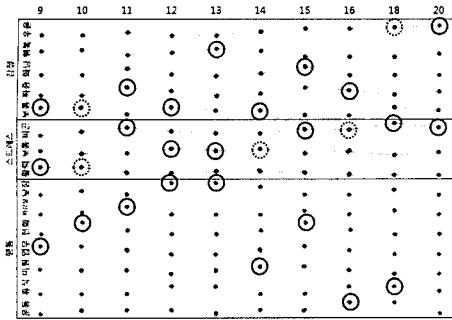


그림 8 시나리오 기반 컨텍스트 인식 결과

어떠한 상태인지를 평가하기도 쉽지 않다. 대체로 긍정적인 감정과 부정적인 감정으로 나뉘는 경향을 보였으며, 짜증의 경우 조금 늦게 탐지되는 것을 확인하였다. 스트레스는 하루 일과 속에서 대체로 증가하였으며, 휴식을 취하는 경우에도 즉각적인 반응이 되지는 않았다. 행동은 각종 센서값에 직접적으로 영향을 주었으며, DBN을 통해 이를 정확히 인식할 수 있었다.

4.3 사용성 평가

본 논문에서는 QUIS(Questionnaire for User Interface Satisfaction)에 따라 설계된 질의를 바탕으로 상황정보를 공유하지 않는 경우, 텍스트를 기반으로 상황정보를 공유하는 경우와 비교하여 제한한 상황인지 메신저의 사용성을 평가하였다. 메신저를 자주 사용하는 20명의 사용자를 대상으로 각 질문에 1~5점(1:매우그렇지않다, 5:매우그렇다)을 부여하도록 하였다. 그림 9와 같이 상황정보를 공유하는 경우 정보와 재미에 있어서 사용자가 높은 점수를 부여하였고 특히 아이콘을 이용하여 상황정보를 출력할 때 재미와 친숙함에서 다른 시스템보다 높은 점수를 얻었다. 하지만 장비의 착용이 불편해 보인다는 평가도 함께 받아 상황인지 메신저의 사용성을 높이기 위해 착용성이 뛰어난 센서 플랫폼의 개발이 요구되었다.

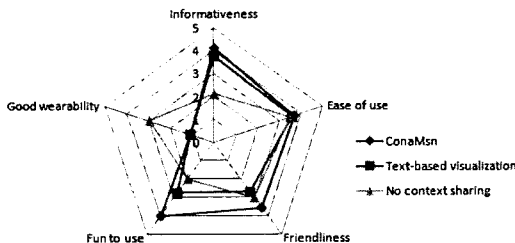


그림 9 사용성 평가 결과

5. 결론

본 논문에서는 각종 센서와 기기로부터 수집된 정보

를 이용하여 사용자의 대표적 컨텍스트인 감정, 스트레스, 행동을 추론하고 다양한 아이콘 형태로 출력하는 상황인지 메신저를 개발하였다. 상황인지 모듈 중 베이지안 네트워크를 이용한 감정, 스트레스, 행동 추론 모듈은 전문가 지식을 바탕으로 수동으로 설계하였고, 동적 베이지안 네트워크를 이용한 구체적 행동 컨텍스트 추론 모듈은 수집된 데이터를 기반으로 자동으로 생성하였다. 행동은 시계열 정보의 분석을 통해 보다 정확히 추론하였으며, 감정과 스트레스는 사용자로부터 정확한 레이블을 획득하기 어려웠고 누락된 양상을 보였다.

향후에는 본 논문에서 개발한 상황인지 메신저의 인식 성능을 장기간 수집한 사용자 로그를 바탕으로 평가하고, 사용성 평가를 통해 유용성을 검증하고, 다양한 값의 감정, 스트레스, 행동과 컨텍스트 공유에 적합한 정보를 함께 추가하여 보다 다양한 정보를 공유하도록 시스템을 확장하고자 한다. 또한 동적 베이지안 네트워크가 복잡해질 경우 학습이나 추론이 어려워질 수 있기 때문에 다수의 모듈형 네트워크를 통해 컨텍스트를 추론하는 기술을 함께 연구하고자 한다.

참고 문헌

- [1] M. Raento, et al., "ContextPhone: A prototyping platform for context-aware mobile applications," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.4, No.2, pp. 51-59, 2005.
- [2] S.-B. Cho, et al., "AniDiary: Daily cartoon-style diary exploits Bayesian networks," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.6, No.3, pp. 66-75, 2007.
- [3] A. Krause, et al., "Context-aware mobile computing: Learning context-dependent personal preferences from a wearable sensor array," *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.5, No.2, pp. 113-127, 2006.
- [4] P. Korpipaa, et al., "Managing context information in mobile devices," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.2, No. 3, pp. 42-51, 2003.
- [5] A. Ranganathan, et al., "ConChat: A context-aware chat program," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.1, No. 3, pp. 51-57, 2002.
- [6] E. Horvitz, et al., "Learning predictive models of memory landmarks," 26th Ann. Meeting Cognitive Science Soc., pp. 583-588, 2004.
- [7] A. Ranganathan, et al., "Reasoning about uncertain contexts in pervasive computing environments," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.3, No.2, pp. 62-70, 2004.
- [8] P. Dai, et al., "Group interaction analysis in dynamic context," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol.38, No.1, pp. 275-282, 2008.
- [9] J.-H. Hong, et al., "Fingerprint classification using one-vs-all support vector machines dynamically ordered with naive Bayes classifiers," *Pattern Recognition*, Vol.41, No.2, pp. 662-671, 2008.