

다감각 서비스의 감정 예측을 위한

모듈형 동적 베이지안 네트워크

양건모[○], 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

kmyang@sclab.yonsei.ac.kr, sbcho@cs.yonsei.ac.kr

Modular Dynamic Bayesian Networks

for Emotion Prediction in Multiple Sensory Services

Kyon-Mo Yang[○], Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

감정은 인간을 표현하는데 중요한 역할을 하며, 최근 컴퓨터 상호작용분야 뿐만 아니라 마케팅, 교육 등 다양한 분야에 적용하여 서비스 효과를 증대시키기 위한 연구가 진행되고 있다. 이전 연구는 주로 얼굴 영상, 음성, 문자 등을 이용하여 특징을 추출하고 사용자의 감정을 인식하는 연구가 수행되었다. 하지만 실제 감정 서비스에 적용하기 위해서 감정의 인식뿐만 아니라 자극을 통해 인식된 감정의 변화를 빠르게 예측할 필요가 있다. 본 논문에서는 감정예측을 위해 필요한 정보를 사용자의 감정 상태, 내부 환경 요소, 외부 환경 요소로 분류하고 빠른 예측을 위한 모듈형 동적 베이지안 네트워크를 제안한다. 동적 베이지안 네트워크는 Markov boundary 개념을 기반으로 실내 및 실외 환경 요소별로 모듈화 한다. 실험을 통하여 모듈화 설계의 계산량 감소를 입증하였으며, 예측 정확도 실험결과 평균 82.5%의 성능을 보였다.

1. 서론

최근 인간의 정신 상태를 표현하는 감정을 자극하여 마케팅 분야에서의 경제적 이익을 얻거나 학습적 효과를 증가시키기 위한 감정 서비스 연구들이 진행되고 있다. 이러한 감정인식 연구들에서는 얼굴 표정, 음성, 문자 등의 다양한 특징 데이터로 현재 사용자의 감정을 인식하였다. 하지만 실제 감정 서비스에 적용하기 위해선 현재 사용자의 감정에 대해 내부 및 외부 자극에 따른 감정 변화를 빠르게 예측해야 할 필요가 있다.

본 논문에서는 감정변화의 예측을 위한 동적 베이지안 네트워크의 모듈형 설계방법을 제안한다. 동적 베이지안 네트워크는 시계열을 고려할 수 있는 베이지안 네트워크 모델로 불완전하고 불확실한 상황에서 강건한 모델이다. 예측을 위한 입력 데이터를 사용자의 감정 상태, 실내 환경 상태, 외부 환경 상태로 분류 하였다. 네트워크의 추론 계산량 감소와 추론 결과의 재사용을 통한 빠른 예측을 위해 트리구조로 설계하였고, Markov boundary 개념을 기반으로 모듈화 한다. 제안하는 방법의 유용성을 보이기 위해 네트워크 설계별 추론시간을 비교하였고, 수집한 데이터를 이용하여 선행실험을 수행하였다.

2. 관련연구

2.1 확률기반 감정인식 연구

확률기반 감정 인식은 데이터 획득의 불완전성과 감정 경계의 불확실성을 고려할 수 있으며 특히 다른 종류의 감정 데이터를 융합하여 인식하는데 주목받고 있다. Metallinou는 Gaussian Mixture Model (GMM)과 Hidden Markov Model (HMM)을 이용하여 음성, 얼굴 표정, 머리의 움직임을 통한 감정인식 모델을 제안하였다[1]. Dobirsek은 Universal Background Model을 적용한 GMM을 이용하여 사용자의 감정을 인식하였다[2]. Jiang 등은 이전 감정상태를 고려한 동적 베이지안 네트워크를 사용하여 사용자의 감정을 인식하였다[3]. 하지만 실제 서비스에 적용하기 위해선 감정 인식뿐만 아니라 자극에 대한 감정 변화를 예측해야 할 필요가 있다.

2.2 동적 베이지안 네트워크

동적 베이지안 네트워크는 불확실한 상황을 표현하고 추론하기 위한 대표적인 모델인 베이지안 네트워크의 확장된 모델로 시계열을 고려할 수 있는 방향성 비순환 그래프이다. 그래프는 노드와 아크로 구성되며 부모노드와 자식노드 사이에서의 인과관계를 통한 확률기반 추론기

법을 사용한다. 동적 베이지안 네트워크에서는 현시점의 노드가 다음시점에 미치는 영향을 고려한다. Yi 등은 동적 베이지안 네트워크를 이용하여 감시카메라의 객체 검출 보정 시스템을 제안하였다[4].

3. 제안하는 방법

3.1 전체 시스템 구조

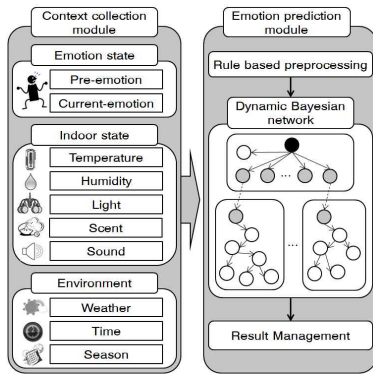


그림 1. 전체 시스템 구조

제안하는 시스템은 컨텍스트 수집 모듈과 감정 예측 모듈로 이루어지며 그림 1과 같다. 본 논문에서는 감정 예측을 위한 컨텍스트를 사용자의 감정 상태, 실내 자극 상태, 외부 환경상태로 표 1과 같이 구분하였다. 수집 모듈에서는 이중의 컨텍스트를 센서 장치, API, 감정 인식 모듈을 사용하여 수집한다. 수집된 컨텍스트는 감정 예측 모듈의 입력값으로 사용되며 동적 베이지안 네트워크를 이용하여 대상의 감정 변화를 예측한다.

표 1. 컨텍스트의 종류

컨텍스트	종류
감정 상태	부정 (이완, 각성), 긍정 (이완, 각성)
실내 자극	온도, 습도, 조도, 색온도, 영상, 소리크기, 소리 변동리듬, 향기, 향기 변동리듬
외부 환경	날씨, 시간, 계절

3.2 변수 집합간의 추론절차의 독립성

베이지안 네트워크에서의 인과관계의 지역성을 이용하여 하나로 구성된 단일 베이지안 네트워크의 구조를 다수의 모듈로 분할가능하다.

- 정의 1. (한개 변수에 대한 Markov boundary): 변수 V 의 집합에 대한 확률 모델 $P(V)$ 가 존재하고, X 가 V 의 원소일 때, X 의 Markov boundary $B(X)$ 는 조건부 독립이 성립하는 Z 의 최소 집합이다. 이때 X 는 주어진 집합 Z 에 대해서 $V \setminus (X \cup Z)$ 의 모든 변수들에 대하여 조건부 독립이다.

$$I(X, Z, V \setminus (X \cup Z))_P \quad (1)$$

- 정의 2. (변수 집합에 대한 Markov boundary): 단일

베이지안 네트워크에서 변수 V 의 부분 집합 V_i 에 대한 $B(V_i)$ 는 V_i 의 모든 부모집합 $Pa(V_i)$, V_i 의 모든 자식 집합 $Ch(V_i)$, 그리고 V_i 의 자식 노드 γ 의 부모에 대한 집합의 합집합이다.

$$B(V_i) = Pa(V_i) \cup Ch(V_i) \cup \left(\bigcup_{\gamma \in Ch(V_i)} Pa(\gamma) \right) \quad (2)$$

이때 정의 1에 의해서 $B(V_i)$ 의 모든 추론 절차는 나머지 변수들로 이루어진 네트워크의 추론 과정에 대해 독립적이다. 이러한 인과관계의 지역성을 이용하여 Oude 등은 가스 누출 탐지를 위한 베이지안 네트워크의 모듈화 방법을 제안하였다[5].

3.3 동적 베이지안 네트워크 모듈화 설계

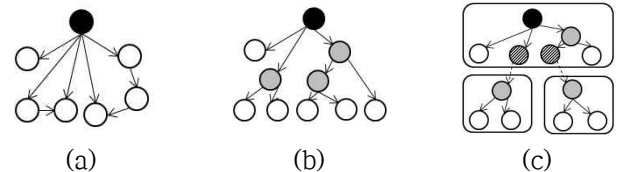


그림 2. 베이지안 네트워크의 모듈화 단계

그림 2(a)와 같은 단일 베이지안 네트워크 모델에서 데이터의 종속성을 줄이기 위해 대표적으로 두개의 방법이 존재한다. 첫째는 추가적인 단계를 거치는 것으로 Junction Tree가 대표적이다. 둘째는 특정 변수의 삽입을 통해 종속성을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 부수적인 단계를 거쳐 계산량이 증가하는 것을 방지하기 위해 중간 노드를 삽입하여 그림 2(b)와 같이 트리구조로 설계한다. 트리구조로 설계한 네트워크는 정의한 모듈화 규칙에 따라 그림 2(c)와 같이 모듈화한다.

- 정의 3. (모듈화 설계 규칙): 모듈형 베이지안 네트워크 $\Omega = (M, R)$ 는 모듈들의 집합 $M = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n\}$ 과 모듈간의 관계 R 로 구성된다. 단일 네트워크를 모듈화할 때 첫째, 각 모듈간의 순환이 발생하지 않도록 설계한다. 즉 $R\langle \psi_i, \psi_j \rangle, R\langle \psi_j, \psi_k \rangle$ 일 때, $R\langle \psi_i, \psi_k \rangle$ 는 성립하지 않도록 한다. 둘째, 서로 다른 모듈 ψ_i 와 ψ_j 를 구성하는 변수 $V_i \cap V_j = \emptyset$ 라면, 반드시 $V_i \cap V_k$ 이면서, $V_j \cap V_k$ 인 $V_k \in \psi_k$ 가 존재한다.
- 정의 4. (가상 연결): 하위 모듈의 추론 결과를 고려하기 위한 가상 노드를 상위 모듈에 추가하고 그들의 조건부 확률 값을 적용한다.

표 2는 설계한 감각 예측 동적 베이지안 네트워크 모듈이다. 각 네트워크 모듈은 위에 정의된 사항을 고려하며 외부 환경과 내부 환경의 자극 종류별로 모듈화한다. 또한 이전 감정을 고려하기 위한 이전 감정 상태 노드를

포함한다. 감정 예측 모듈에서 밀줄 친 노드들은 다른 모듈과 가상 연결된 노드이다. 그림 3은 GeNie툴을 이용하여 설계한 동적 베이지안 네트워크의 예이다.

표 2 네트워크 모듈의 종류

모듈	노드	설명
감정 예측	사용자 감정 상태, 실내·외 환경 변화	환경 변화와 감정 변화를 통한 예측
촉각 정보	온도, 습도	촉각 자극의 영향
시각 정보	조도, 조도 색상	시각 자극의 영향
청각 정보	음향, 음향 리듬	청각 자극의 영향
후각 정보	향기 종류	후각 자극의 영향
외부 환경	시간, 날씨, 계절	외부 환경의 영향

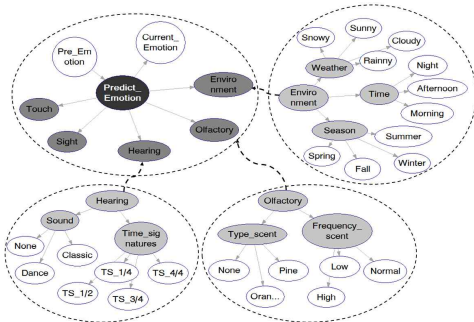


그림 3. 감정 예측 네트워크의 모듈화

4. 실험 및 결과

4.1 추론 시간 분석

네트워크 설계 방법별 추론 시간을 분석하기 위하여 트리구조를 사용하지 않은 단일 네트워크 (OBN), 트리구조를 사용한 단일 네트워크 (TBN), 모듈형 네트워크 (MBN)를 설계하고 추론 시간을 비교하였다. 실험 방법은 구현한 C++ 코드상에서 추론을 위한 함수가 시작되고 종료되는 시간의 차를 측정하였고 표 3과 같다.

표 3. 네트워크별 평균 추론 시간

네트워크 종류	OBN	TBN	MBN
평균 시간(sec)	152.98	0.075	0.032

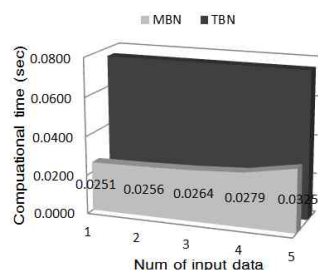


그림 4. 입력 수에 따른 평균 추론 시간

또한 그림 4와 같이 입력값의 수에 따른 제안하는 방법과 트리구조의 추론시간 차이를 측정하였다. 트리구조의 네트워크는 일정한 추론시간을 갖지만 제안하는 방법은 변화된 입력 모듈만을 추론하고 이전 추론 결과를 재사용하기 때문에 낮은 추론 시간을 갖는다.

4.2 선행 테스트를 통한 정확도 측정

설계한 예측 네트워크의 성능을 파악하기 위하여 감정 서비스 공간에서 현재 사용자의 감정과 실내, 실외 공간에서의 자극의 입력값 조합으로 변화될 감정에 대해 각각 10개의 총 40개의 시나리오를 설계하고 정확도를 평가하였다. 4개의 감정에 대한 예측 정확도 평균이 82.5%였으며, 동일 감정의 이완상태에서 각성상태로의 예측은 쉬웠으나, 서로 다른 감정의 이완상태에서 이완상태로의 감정변화 예측이 어려웠다.

표 4. 설계한 네트워크의 예측 정확도

감정	부정 이완	부정 각성	긍정 이완	긍정 각성
정확도	80%	90%	80%	80%

5. 결론

본 논문에서는 감정 예측을 위한 동적 베이지안 네트워크 모듈화 설계 방법을 제안하였다. 제안한 동적 베이지안 네트워크는 추론 결과의 재사용과 계산 복잡도의 감소를 위해 Markov boundary 개념을 이용하여 모듈화하였다. 실험을 통하여 제안한 방법의 추론 시간 감소를 증명하였으며, 선행 테스트를 통하여 설계된 모델의 유용성을 입증하였다. 향후에는 동적 베이지안 네트워크의 추론 결과에 따른 자극 선택 방법을 추가하여 실제 서비스에 적용하기 위한 연구가 수행되어야 한다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부 산업융합원천기술개발사업으로 지원된 연구결과입니다(10044828, 서비스 효과 증강을 위한 다감각 서비스 공통기술 개발).

참고 문헌

- [1] A. Metallinou, S. Lee and S. Narayanan, "Decision level combination of multiple modalities for recognition and analysis of emotional expression," *IEEE International conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, pp. 2462-2465, 2010.
- [2] S. Dobrisek, R. Gajsek, F. Mihelic, N. Pavesic, and V. Struc, "Towards efficient multi-modal emotion recognition," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, pp. 1-10, 2013.
- [3] S. Dobrisek, R. Gajsek, F. Mihelic, N. Pavesic, and V. Struc, "Towards efficient multi-modal emotion recognition," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, pp. 1-10, 2013.
- [4] S.-H. Yi and S.-B. Cho, "A correction system of objects detected from outdoor surveillance cameras based on dynamic Bayesian network," *39th KCC Conference*, vol. 39, no. 1(B), pp. 402-404, 2012.
- [5] P. de Oude and G. Pavlin, "A modular approach to adaptive Bayesian information fusion," *International Conference on Information Fusion*, 2007.