

## 퍼지 베이지안 네트워크를 이용한 생리적 신호 기반의 행동 인식

양성익<sup>o</sup> 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

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

### Activity Recognition based on Physiological Signals with Fuzzy Bayesian Network

Sung-ihk Yang<sup>o</sup> Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

최근 유비쿼터스 환경의 서비스에서 사용자의 상태와 행동을 분석하고 서비스를 제공하는 연구가 활발히 진행되고 있고, 특히 인간의 행동을 인식하는 연구가 활발하다[1-6]. 이러한 연구를 진행하면서 다양한 센서들이 사용되고 있다. Tapia 등은 카메라와 마이크를 사용해 가정환경에서의 사용자 행동을 인식 하였고[1], Han 등은 카메라의 실루엣을 통해 행동을 인식하였다[2]. 이러한 카메라와 마이크를 이용할 때에는 패턴 인식과 위치 추적을 통해 사용자의 위치에 따른 행동을 분류하는 연구들이다. 이 센서들 외에 가속도 센서와 환경 센서 그리고 생리적 데이터를 수집하는 센서들이 많이 활용되고 있는데, 이러한 센서들은 연속적인 센서 값을 제공해주는 것이 일반적이다. 연속적인 센서 값을 처리하기 위해서 다양한 방법들이 활용되고 있다. 그 중 Meijer 등은 모션 센서와 가속도 센서의 데이터 값을 직접 이용해서 변화량을 확률로 계산했고[3], Ravi 등은 3축 가속도 센서를 이용하여 물을 정의한 DT를 활용했으며[4], Parkka 등은 가속도 센서에 생리적 데이터를 추가해서 decision tree를 활용하여 사용자의 행동을 인식하였고[5], Subramanya 등은 가속도, 조도 센서와 GPS의 데이터를 가지고 연속적인 값을 binning해서 동적 베이지안 네트워크에 적용하여 특정 장소에서의 행동을 인식하였다[6]. 이 연구들이 활용하고 있는 가속도 센서와 조도 센서 그리고 생리적 신호 센서는 연속적인 값으로 수집하고 decision tree나 binning 등과 같은 방법으로 이산화한 후 의미 정보 기반의 규칙을 이용해 행동을 인식한다. 본 논문에서는 이러한 연속적인 센서 값의 표현을 용이하게 하는 퍼지 이론[7]과 상태 추론에 유용한 베이지안 네트워크를 접목한 퍼지 베이지안 네트워크를 사용하여 사용자의 행동을 인식하는 방법을 제안한다.

구분 동작으로 나누기 모호한 인간의 행동을 인식하기 위해 다양한 유비쿼터스 센서들이 이용되고 있는데, 그 중 Bodymedia사의 Armband[8]는 2축 가속도 센서, 열유량 센서, 피부전기반응도(Galvanic Skin Response, GSR) 센서, 체온계, 환경 온도계를 내장하고 있으며 상완에 착용하는 센서이다[9]. Armband는 이 5가지 센서 값들을 분석하고 조합해서 총 24가지의 생리적 신호를 얻으며, 최고 32 Hz의 주기로 센서 값들을 수집할 수 있으며, 내장 되어있는 가속도 센서 이외에도 피부전기반응도 등 다른 센서들을 통해 동적인 행동뿐만 아니라 정적인 행동을 동시에 인식할 수 있다. Armband를 통해서 연속적인 값들이 수집되어지며, 이 값들은 명확한 규칙으로 정의하거나 이산화 시키는 것이 어렵기 때문에 전처리로 퍼지 이론 등을 활용한다. 퍼지 이론은 연속적인 값들을 명확하게 이산화 하거나 모델링을 하기 어려울 때 유용하며, 센서 값에 언어적인 의미를 부여해서 개념적으로 이해하는데 도움을 준다[7]. 퍼지 멤버십 함수는 구현하기 쉽고 적은 수의 계산으로도 결과를 얻을 수 삼각형, 사다리꼴 멤버십 함수를 활용했다[10]. 행동을 인식하는 과정에서는 불확실한 조건에서도 추론을 용이하게 할 수 있는 베이지안 네트워크를 이용했다[11]. 퍼지 베이지안 네트워크에서 학습하는 방법은, 기존의 이산적인 학습 방법과는 달리, 퍼지 이론을 이용해서 먼저 연속적인 데이터 값에 대하여 설정한 상태들에 대해서 각 포함도를 계산한 후 자식노드에 대한 확률 값을 계산하게 될 때 모든 상태들에 대해서 이 포함도를 가중치로 적용해서 확률을 계산하게 된다. 퍼지 베이지안 네트워크에서 추론하는 방법 또한 센서 값을 퍼지 이론으로 처리해서 각 상태에 대한 포함도를 계산한 다음, 한 자식 노드에 대한 확률을 계산하게 될 때 모든 상태에 대해서 퍼지 이론을 통해 구한 포함도를 각 상태의 확률에 가중치로 적용해서 기존의 확률 테이블에 있는 확률들을 조합한 확률을 구한다.

실험에서는 PDA와 Armband를 통해서 실험 및 학습 데이터를 5500건 수집했으며, 학습 방법과 추론 방법을 각 2가지씩 조합해서 총 4 가지의 학습-추론 방법을 설계했다. 실험에서 사용한 학습 방법은 기존의 베이스 규칙이 기본인 이산적인 학습 방법과 퍼지 이론을 접목시킨 학습 방법을 비교 했으며, 추론 방법은 기존의 naive Bayes 분류기와 퍼지 이론을 접목시킨 naive Bayes 분류기를 비교했다. 4 가지 학습-추론 방법에 대해서 모두 10-fold cross-validation을 이용해서 성능을 비교하였다. 실험에서 퍼지 멤버 함수는 세 가지 상태(low, mid, high)의 기호화한 퍼지 값을 얻었고, 로그를 위한 수집 동작의 종류는 걷기, 달리기, 웨이트트레이닝, 밥 먹기, 읽기, 공부하기, 게임하기, 앉아서 쉬기 등의 총 9가지 동작을 수집하였다. 실험의 결과로 기존의 학습 방법으로 70.0%의 분류 정확률을 얻었고, 제안한 방법으로 71.0%의 분류 정확률을 얻었다. 기존의 학습 방법을 이용할 경우에는 제안하는 퍼지 추론의 방법이 좋은 성능을 보여주고 있지만 크게 차이가 나지 않는 것을 알 수 있다. 제안한 학습 방법을 이용하면 기존의 추론 방법은 62.3%의 저조한 분류 정확률을 얻었고 제안한 추론 방법은 74.4%의 분류 정확률을 얻었다. 10-fold 중 제안하는 추론 방법이 기존의 추론 방법보다 정확률이 높게 나왔고, 기존의 이산적인 학습 방법을 이용할 경우에는 기존의 추론 방법이 제안하는 추론 방법보다 한 개의 fold 만이 정확률이 좋게 나왔다.

본 논문에서는 가속도 센서와 생리적 신호 센서를 이용할 경우, 연속적인 센서값을 처리하는 퍼지 베이지안 네트워크를 이용한 행동인식을 제안하고 실험에서 Armband로 얻을 수 있는 센서 값들을 이용하여 기존의 이산적인 학습과 추론을 이용하는 베이지안 네트워크는 70.0%의 정확률을 얻었으며 퍼지 베이지안 네트워크를 통해서 74.4%의 정확률을 얻었다. 이 처럼 퍼지 베이지안 네트워크가 연속적인 센서값으로 행동 인식을 할 때 좋은 성능을 가진다는 것을 보였다.

#### 참고문헌

- [1] E. Tapia, S. Intille and K. Larson, "Activity recognition in the home using simple and ubiquitous sensors," *Lecture Notes in Computer Science, Int. Conf. on Pervasive Computing*, vol. 3001, pp. 158-175, 2004.
- [2] J. Han and B. Bhanu, "Human activity recognition in thermal infrared imagery," *IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 17-25, 2005.
- [3] G. Meijer, K. Westererp, F. Verhoeven, H. Koper and F. Hoor, "Methods to asses physical activity with special reference to motion sensors and accelerometers," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 38, no. 3, pp. 221-229, 1991.
- [4] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore and M. Littman, "Activity recognition from accelerometer," *Proc. Seventeenth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conf.*, pp. 11-18, 2005.
- [5] J. Parkka, M. Ermes, P. Korpipaa, J. Mantyjarvi, J. Peltola and I. Korhonen, "Activity classification using realistic data from wearable sensors," *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 1, pp. 119-128, 2006.
- [6] A. Subramanya, A. Raj, J. Bilmes, and D. Fox, "Recognizing activities and spatial context using wearable sensors," In *Proc. of Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 2006.
- [7] E. Cox, "Fuzzy fundamentals," *IEEE Spectrum*, vol. 29, No. 10, pp. 58-61, 1992.
- [8] [www.bodymedia.com](http://www.bodymedia.com)
- [9] Bodymedia<sup>®</sup>, "Sensewear behavior prescribed," [http://www.sensewear.com/images/bms\\_brochure.pdf](http://www.sensewear.com/images/bms_brochure.pdf)
- [10] J. Jang, C. Sun and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing*, Prentice Hall, 1997.
- [11] K. Korb and A. Nicholson, *Bayesian artificial intelligence*, Chapman and Hall/Crc Computer Science and Data Analysis, 2004.
- [12] P. Domingos and M. Pazzani, "On the optimality of the simple Bayesian classifier under zero-one loss," *Machine Learning*, vol. 29, No. 2-3, pp. 103-130, 1997.