

스마트폰 환경에서 개인화된 행위 인식기 및 로거

조금환[○], 한만형^{*}, 이호성^{*}, 이승룡^{*}

^{○*}경희대학교 컴퓨터공학과

e-mail: ghcho@oslab.khu.ac.kr[○], {smiley, hslee, sylee}@oslab.khu.ac.kr^{*}

Personalized Activity Recognizer and Logger in Smart Phone Environment

Geumhwan Cho[○], Manhyung Han^{*}, Ho Sung Lee^{*}, Sungyoung Lee^{*}

^{○*}Dept. of Computer Engineering, Kyung Hee University, Korea

● 요약 ●

본 논문에서는 최근 활발히 연구가 진행되고 있는 행위인식 연구 분야 중에서 스마트폰 환경에서의 개인화된 행위 인식기 및 로거를 제안한다. 최근 스마트폰의 보급이 활발해지면서 행위 인식 연구 분야에서 스마트폰을 이용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 스마트폰에서는 센서를 이용하여 행위정보를 수집하고, 서버에서 는 분류 및 처리하는 방식으로 실시간 인식과 개발자에 의한 트레이닝으로 인해 개인화된 트레이닝이 불가능하다는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하고자 Naive Bayes Classifier를 사용하여 스마트폰 환경에서 실시간으로 사용자 행위 수집이 가능하고 행위정보의 분류 및 처리가 가능한 경량화 및 개인화된 행위 인식기 및 로거의 구현을 목적으로 한다. 제안하는 방법은 행위 인식기를 통해 행위 인식이 가능할 뿐만 아니라 로거를 통해 사용자의 라이프로그, 라이프패턴 등의 연구 분야에 이용이 가능하다.

키워드: 행위인식(Activity Recognition), 개인화(Personalization), 나이브 베이지안 분류기(Naive Bayes Classifier)

I. 서론

행위인식 기술은 특정한 환경을 만들고 그 환경에서 센서로부터 수집한 데이터를 이용하여 사람의 행위를 추론하는 기술으로써 사용자의 행위를 인식하여 헬스 케어 및 라이프 케어와 같은 실생활의 다양한 인간중심의 서비스를 가능하게 하는 유비쿼터스 컴퓨팅 기술의 중요한 핵심 기술이다.[1][2] 이러한 행위인식 기술은 스마트폰의 보급이 활발해지면서 더욱 발전하고 있으며, 현재 “스마트폰으로 하루를 시작하여 스마트폰으로 마감 한다.”는 소비층이 등장할 정도로 스마트폰의 영향력이 커지고 있다.[3] 이러한 스마트폰에 내장된 다양한 센서들로 인해 별다른 센서를 사용하지 않더라도 스마트폰을 항상 휴대하고 있는 것만으로도 사용자의 행위를 인지하는 것이 가능해졌다.

한편 기존 연구에서는 스마트폰의 성능이 향상되었음에도 불구하고 스마트폰을 활용한 연구가 부족하다. 현재는 스마트폰에서 사용자의 행위정보를 수집하고, 행위정보의 분류 및 처리는 별도의 서버에서 처리하는 방식으로 사용자 맞춤형 트레이닝 과정이 불가능하다는 단점을 갖고 있다. 따라서 사용자의 행위 인식을 스마트폰에서 실시간으로 처리하기 위한 기술이 요구된다.

본 논문에서는 스마트폰환경에서 사용하기 위해 경량화된 Naive Bayes Classifier를 채택하여 데이터의 수집, 처리, 로거가 가능한 엔진의 구현을 목적으로 한다. 스마트폰에 내장된 센서로부터 행위 정보를 수집하고, 스마트폰에서 사용자의 행위 트레이닝 및 인식을

동시에 실행할 것이다. 또한 스마트폰에서 행위정보를 수집할 때 Position Dependent한 문제가 있어 스마트폰의 위치를 고정하고 수행해야하는 제한을 갖고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 행위인식과 Naive Bayes Classifier에 관한 연구를 살펴보고, 3장에서는 제안하는 개인화된 행위 인식기 및 로거의 구조와 기능에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험 및 분석을 하고, 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대하여 논의한다.

II. 배경 및 관련 연구

1. Naive Bayes Classifier

Naive Bayes 분류기법은 Bayesian 이론을 기반으로한 알고리즘이며, 확률에 근거한 지도학습(supervised Learning)방법 중의 하나로 특정 분류에 속할 확률을 계산하여 계산된 확률 중 가장 높은 확률을 가지는 분류를 선택하는 것을 말한다.[8][9][10] 다른 정교한 분류 방법에 비해 단순함에도 불구하고, 뛰어난 성능을 보이기도 한다. 각 사건 들이 서로 영향을 주지 않는 독립적인 관계 (Independence)라고 가정한다면 베이즈 정리에 의해 아래의 식과 같이 표현될 수 있다.

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

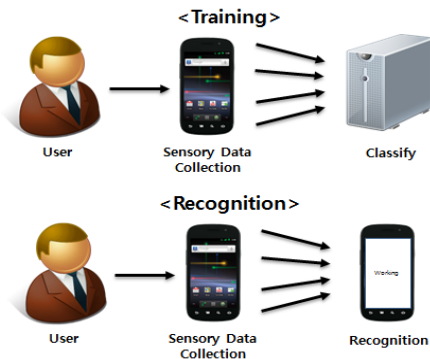
H 는 분류할 때의 모든 값에 해당하는 가설이고, E 는 관찰된 속성으로부터의 정보이다. 즉, 수집된 센서 데이터 중에서 “걷기” 행위일 확률을 찾는 과정이라 할 수 있다.

기존 연구에서는 주로 문서분류 연구에 이용해 왔으며, 행위인식에 사용하는 경우 비교적 쉬운 구현과 멀티 센서 퓨전의 장점을 이용한 연구가 있었다.[11] 하지만 이러한 연구는 서버에서 트레이닝 과정을 거친 후 인지를 분리하여 한 연구 사례이다.

따라서 본 논문에서는 스마트폰환경에서 트레이닝 및 인지가 가능하게 하기 위해 비교적 단순하지만 성능이 좋은 Naive Bayes 분류기를 사용할 것이다.

2. 행위인식

지금까지의 연구에서는 대부분 행위를 분류하기 위해 기계학습(machine Learning) 알고리즘을 사용해왔다.[2] 이러한 기계학습 알고리즘은 행위를 분류하는데 있어 높은 성능을 보이고 있으며 서버에서 트레이닝을 하고 클라이언트에서 인식을 하는 방식을 채택 하고 있다.



[그림 1] 기존 연구에서의 행위절차

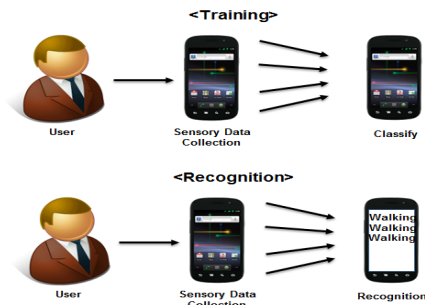
그러나 이러한 방식은 기계학습 알고리즘의 높은 성능으로 인해 스마트폰환경에서 동작하기가 어려웠고, 사용자 중심의 개인화된 트레이닝이 불가능하다. 또한 정확한 행위 인식을 위해서 특정한 환경에서만 이루어지는 경우가 있는데 스마트 홈과 같이 행위 인식을 할 수 있는 환경에서 이루어지는 경우가 많았으며,[4][5] 스마트폰의 보급이 활발해지기 이전에는 웨어러블 센서나 별도의 디바이스 등을 행위 인식 연구에 이용한 예가 있었다.[6][7]

본 논문에서는 사용자가 스마트폰환경에서 직접 트레이닝을 실시한 뒤 인지도들을 실행하면 현재 사용자의 행위를 인지할 수 있는 구조를 제안하였다.

III. 본론

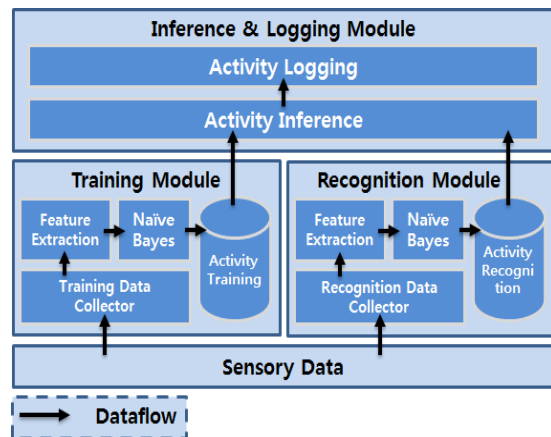
1. 제안하는 개인화된 행위 인식기 및 로거

본 논문에서는 스마트폰환경에서 개인 사용자 중심의 훈련을 통해 행위를 인식하는 것을 목표로 하고 있다. 행위를 트레이닝하고 인식 할 수 있도록 경량화된 분류기인 Naive Bayes 분류기를 사용하여 실시간으로 행위의 트레이닝과 인식이 가능하도록 하였다. [그림 2]는 제안하는 연구에의 행위절차이다.



[그림 2] 제안하는 연구의 행위절차

현재 인식이 가능한 행위는 Walking, Running, Going upstairs, Going downstairs, Standing의 다섯 가지 행위이며, 제안하는 행위 인식기 및 로거의 구조도는 아래 [그림 3]과 같다.



[그림 3] 제안하는 행위 인식기 및 로거 구조도

모든 동작은 스마트폰환경에서 이루어지기 때문에 별도의 서버가 필요 없는 시스템이다.

1.1 훈련 모듈

스마트폰의 가속도, 방향, 각속도, 빛, 근접, GPS등의 센서 데이터를 수집하고 수집된 센서 데이터에서 특징을 추출하고 Naive Bayes Classifier를 거쳐 현재 선택된 훈련 결과를 Activity Training 모듈에 행위 정보를 저장해 두도록 하였다. 이 때, 특징은 수집한 센서 데이터의 평균과 표준편차를 선택하였다. Naive

Bayes Classifier를 사용하기 때문에 스마트폰 환경에서 직접 훈련이 가능하다는 장점이 있다. 동작은 사용자가 직접 행위를 선택하고 훈련 모드를 시작하면 현재 사용자의 행위에 대한 데이터를 저장하고, 저장된 데이터를 추론 모듈에서 사용할 수 있는 데이터가 된다.

1.2 인식 모듈

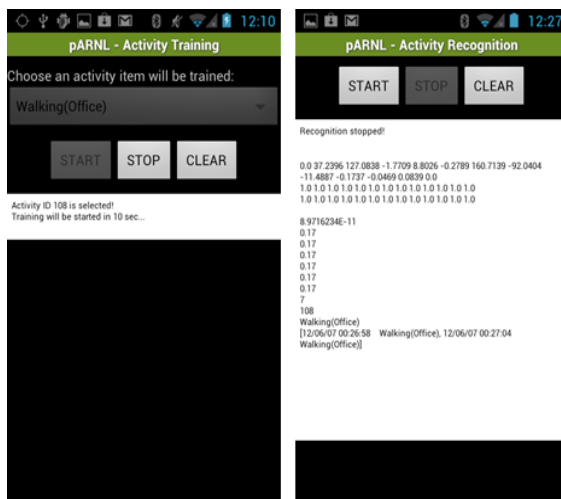
훈련된 행위 데이터를 토대로 행위를 인식할 수 있는 모듈로써, 센서 데이터의 수집과정은 훈련 모듈과 동일하며 기존 연구에서 볼 수 있듯이 사용자가 인식모드로 인식을 시작하면 특징을 추출하고 Naive Bayes Classifier를 거쳐 행위에 대한 확률 값을 구한다. 기존에 훈련된 행위 데이터와 비교하여 현재 행위에 대한 센서 데이터를 저장하고, 추론 모듈에서 저장된 데이터를 사용하게 된다. 동작은 사용자가 행위 모드를 시작하면 현재 사용자의 행위와 트레이닝 결과와 비교하여 결과를 보여준다.

1.3 추론 및 기록 모듈

훈련과 인식한 행위 데이터를 토대로 추론하는 모듈이다. 트레이닝 된 행위 데이터와 인정한 행위 데이터를 비교하여 가장 근사한 확률 값을 갖는 행위를 추론한다. 또한 추론한 행위는 저장을 통해 사용자가 자신의 행위와 시간을 직접 확인할 수 있도록 하였다.

2. 실험

제안하는 행위 인식기 및 로거의 구현을 위해 안드로이드 플랫폼 기반의 Samsung Nexus S를 사용하였다. 스마트폰의 애플리케이션 형태로 실행되며 사용자가 훈련모드에서 현재 인식이 필요한 행위를 선택하여 훈련과정을 모두 거친다. 인식모드를 실행한 뒤 임의의 행위를 하면 현재 자신의 행위가 어떤 행위인지를 인식할 수 있도록 구성하였다. 여기서 Position Dependent한 실험방법으로써 각종 모드를 실행한 후 위치를 고정된 뒤 실험하는 방법을 채택했다. 아래 [그림 4]은 제안하는 행위 인식기 및 로거의 구현 화면이다.



[그림 4] 제안하는 행위 인식기 및 로거의 구현 애플리케이션

훈련 모드에서 Walking을 선택하여 훈련한 화면과 인식모드에서 사용자가 걷고 있을 때 Naive Bayes Classifier에 의한 확률 값 계산과 “Walking, 12/06/07/01:04:54”라는 로거가 저장되는 화면이다. 실험 결과 제안하는 시스템은 60~65% 정확도를 보이고 있다. 기존 연구에서보다 다소 낮은 정확도를 보이고 있으나 스마트폰 환경에서 사용자 중심의 개인화된 트레이닝이 가능하다는 장점을 확인할 수 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 스마트폰으로부터 수집한 다양한 센서 정보들을 토대로 사용자의 행위를 트레이닝하고 인식하는 인식기와 인식한 행위를 통해 로거를 제안하였다. 제안된 인식기는 스마트폰환경에서 트레이닝 및 인식이 가능하며 Walking, Running, Going upstairs, Going downstairs, Standing의 다섯 가지 행위가 구분이 가능하다. 60~65%의 정확도이며 기존의 행위 인식 연구에 비해 정확도가 다소 떨어지지만 개인화된 트레이닝이 가능하고, 훈련과 인식이 스마트폰환경에서 동시에 이루어진다는 점에 장점이 있다.

향후 연구에서는 본 논문에서 구현한 스마트폰 환경에서의 개인화된 행위 인식기의 정확도 향상을 위한 알고리즘 최적화 연구가 요구된다. 또한 이를 통하여 라이프로그, 라이프패턴 등과 같은 연구에 이용할 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2012-(H0301-12-1004))

참고문헌

- [1] Manhyung Han and Sungyoung Lee, “Recognizing Activity Pattern based on Activity Particles using Topic Models”, Summer KICS Conference 2010, Jeju Island, Korea, June 23-25, 2010.
- [2] Yongkoo Han, Young-Koo Lee, “Lifestyle Modeling based on Activity Recognition”, Proceedings of the Korean Society for Internet Information Conference 2009, pp.107~110
- [3] Gideok Kwon, “Smartphone leading the future”, CEO Information, February 3, 2010. Issue No.741
- [4] Liming Chen, Chris D. Nugent, and Hui Wang, “A Knowledge-Driven Approach to Activity Recognition in Smart Homes”, Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on Volume. 24, Issue 6, Page(s) 961-974
- [5] Mohammed F. Alhamid, Jamal Saboune, Atif Alamri, and Abdulmoteleb El Saddik, “Hamon: An Activity Recognition

- Framwork for Health Monitoring Support at Home”, Instrumentation and Measurement Technology Conference(I2MTC), 2011 IEEE Page(s) 1-5
- [6] Adil Mehmood Khan, Young-Koo Lee, Sungyoung Y. Lee, and Tae-Seong Kim, “A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer”, Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on Volume. 14, Issue 5, Page(s) 1166-1172
- [7] A. M. Khan, Y. K. Lee, S. Y. Lee, “Accelerometer’s Position Free Human Activity Recognition Using A Hierarchical Recognition Model”, e-Health Networking Applications and Service (Healthcom), 2010 12th IEEE International Conference on Page(s) 296-301
- [8] Frank Klawonn, Plamen Angelov, “Evolving Extended Naive Bayes Classifier”, Datamining Workshops, 2006
- [9] Yongchuan Tang, Wuming Pan, Haming Li and Yang Xu, “Fuzzy Naive Bayes classifier based on fuzzy clustering”, Systems, Man and Cybernetics, 2002 IEEE International Conference on Volume. 5
- [10] Zhouyu Fu, Guojun Lu, Kai Ming Ting, Dengsheng Zhang, “Learning Naive Bayes Classifier for Music Classification and Retrieval, Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on page(s) 4589-4592
- [11] Lei Gao, Alan K. Bourke, John Nelson “An Efficient Sensing Approach Using Dynamic Multi-Sensor Collaboration for Activity Recognition”, Distributed Computing in Sensor Systems and Workshops(DCOSS), 2011 International Conference on, 27-29 June 2011