

# Context Awareness Model using the Improved Google Activity Recognition

Seungeun Baek<sup>†</sup> · Sangwon Park<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

Activity recognition technology is gaining attention because it can provide useful information follow user's situation. In research of activity recognition before smartphone's dissemination, we had to infer user's activity by using independent sensor. But now, with development of IT industry, we can infer user's activity by using inner sensor of smartphone. So, more animated research of activity recognition is being implemented now. By applying activity recognition system, we can develop service like recommending application according to user's preference or providing information of route. Some previous activity recognition systems have a defect using up too much energy, because they use GPS sensor. On the other hand, activity recognition system which Google released recently (Google Activity Recognition) needs only a few power because it use 'Network Provider' instead of GPS. Thus it is suitable to smartphone application system. But through a result from testing performance of Google Activity Recognition, we found that is difficult to getting user's exact activity because of unnecessary activity element and some wrong recognition. So, in this paper, we describe problems of Google Activity Recognition and propose AGAR(Advanced Google Activity Recognition) applied method to improve accuracy level because we need more exact activity recognition for new service based on activity recognition. Also to appraise value of AGAR, we compare performance of other activity recognition systems and ours and explain an applied possibility of AGAR by developing exemplary program.

**Keywords :** Activity Recognition, Google Activity Recognition, Android Application

## 개선된 Google Activity Recognition을 이용한 상황인지 모델

백승은<sup>†</sup> · 박상원<sup>\*\*</sup>

## 요 약

사용자의 상황에 따라 유용한 정보를 제공할 수 있는 행위인식 기술은 최근 많은 주목을 받고 있다. 스마트폰이 보급되기 전 행위인식 연구에서는 독립된 센서를 사용하여 사용자의 행위를 추론해야 했지만, 현재는 IT산업의 발달로 스마트폰의 내부 센서를 사용해 사용자의 행위를 추론할 수 있게 되었다. 따라서 행위인식 분야의 연구가 더욱 활발히 진행되고 있다. 행위인식 기술을 응용하면 사용자의 선호도에 따라 애플리케이션을 추천하거나 경로 정보를 제공하는 서비스 등을 개발할 수 있다. 기존의 행위인식 시스템들은 GPS를 이용하기 때문에 전력을 많이 소모한다는 단점이 있다. 반면에 최근 Google에서 발표한 행위인식(Google Activity Recognition) 시스템은 Network Provider를 이용하기 때문에 GPS 방식에 비해 전력소모가 적어 휴대해야 하는 스마트폰 응용 시스템에 적합하다. 하지만 Google Activity Recognition의 성능을 테스트한 결과 불필요한 행위 항목과 일부 잘못된 상황인지로 인해 정확한 사용자 행위를 파악하기 어렵다는 것을 발견했다. 행위인식 기술을 기반으로 한 새로운 서비스 개발을 위해 더욱 정확한 상황인지가 필요하므로 본 논문에서는 GAR의 문제점을 기술하고 정확도를 높이는 개선 방법을 적용한 AGAR(Advanced Google Activity Recognition)을 제안한다. 또한 AGAR의 이용가치를 평가하기 위하여 다른 여러 행위인식 시스템과 성능과 전력소모량을 비교분석하고 AGAR을 검증하는 예시 프로그램을 개발하여 응용 가능성을 설명한다.

**키워드 :** 사용자 행위 인식, Google Activity Recognition, 안드로이드 애플리케이션

## 1. 서 론

사용자 행위 인식 시스템이란 가속도센서와 GPS 센서 등의 정보를 이용하여 사용자의 행위를 추론하는 것이다. 행위 인식 시스템은 라이프로그, 유비쿼터스 등에 응용될 수 있는 중요한 기술로 활발히 연구되고 있으며, 1980년대

\* 본 연구는 2014학년도 한국외국어대학교 교내학술연구비에서 지원되었음.

<sup>†</sup> 준 회원: 한국외국어대학교 정보통신공학과 학사과정

<sup>\*\*</sup> 종신회원: 한국외국어대학교 정보통신공학과 교수

Manuscript Received: November 5, 2014

First Revision: December 17, 2014

Accepted: December 17, 2014

\* Corresponding Author: Sangwon Park(swpark@hufs.ac.kr)

부터 연구가 진행됐다[1,2].

스마트폰이 보급되기 전에는 사용자의 몸에 별도의 센서를 부착하여 행위 및 상태를 인식하고 사용자의 상황정보를 추출하여 데이터를 분석했다[3,4,5]. 하지만 최근에는 스마트폰 내부 센서를 이용한 사용자의 행위 정보 추출이 가능해져 기존의 불편한 문제점을 해소했다[6].

여러 연구의 행위인식 시스템은 GPS를 기반으로 사용자의 행위를 추론하는 데 GPS는 많은 전력을 필요로 하므로 지속해서 사용자의 행위 추론을 하는 것에 어려움이 있다. 반면에 최근 Google에서 발표한 행위인식 시스템인 GAR (Google Activity Recognition)은 위치정보를 파악하기 위해 Network Provider를 사용하고 있다[2]. Network Provider는 GPS가 아닌 네트워크를 이용하여 사용자의 위치를 알 수 있기 때문에 전력을 적게 소모한다. 따라서 전력이 한정된 스마트폰을 기반으로 하는 응용 시스템에 적합하다.

GAR은 가속도 센서와 위치정보를 이용해 서기, 걷기, 자전거, 차량, 알 수 없음, 기울어짐을 인식하고 해당 행위의 신뢰성을 백분율로 표현하는 행위인식 API이다[2].

지난 연구에서는 GAR의 행위인식 정확도 문제점을 분석하고 이를 수정하여 행위인식 기능을 보완했다[7]. 기존의 GAR은 '알 수 없음'과 '기울어짐'의 행위 항목으로 인해 데이터의 정확도가 매우 낮았고, 사용자가 차량을 타고 이동할 경우 교통신호 때문에 이동을 멈추게 되는 상황을 '서기'로 인식하여 차량 이동에 대한 정확도가 낮았다. 행위인식 기술을 응용한 프로그램은 사용자의 행위정보를 기반으로 잘못 인식된 데이터를 이용하면 상황에 맞는 서비스를 제공하기 어렵다. 따라서 이러한 문제점을 개선하기 위해 사용자 행위에 대한 신뢰율의 우선순위를 이용했다. 사용자의 이동행위가 '알 수 없음'과 '기울어짐'일 경우, 두 번째로 큰 신뢰율 값을 갖는 행위를 현재 행위로 기록하고, 또 일반적인 이동행위의 변화를 State Diagram으로 나타내 행위의 흐름을 분석하여 GAR의 행위인식 기능을 보완했다.

지난 연구 이후 행위가 변할 때 일시적으로 모호한 행위가 인식되는 문제를 추가적으로 발견하였다. 따라서 GAR이 제공하는 행위에 대한 신뢰율을 이용해 모호한 행위가 일시적으로 잘못 인식되는 경우를 해결하였고, 이는 행위인식 시스템으로서 이용가치를 높였다. 본 연구에서는 이러한 개선방법을 적용한 AGAR을 제안하고 이용가치를 평가하기 위해 기존의 여러 연구의 행위 인식 시스템들과 행위인식 정확도, 전력 소모량을 비교했다. 또한, AGAR을 기반으로 한 스마트폰 애플리케이션을 개발하여 행위인식 시스템으로서의 가치를 검증했다.

본 논문의 3절에서는 GAR의 문제점을 설명하고, 문제점에 대한 개선방안을 제안한다. 4절에서는 개선방안을 적용한 AGAR의 높아진 정확도와 성능평가결과에 관해 설명하고 5절에서는 AGAR과 여러 행위인식 시스템의 성능을 비교 평가한다. 6절에서는 AGAR을 응용한 프로그램을 설명한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 Action Logger [1]

Action Logger는 3축 가속도 센서와 GPS 센서를 이용하여 사용자의 행위정보를 추론하는 시스템이다. 이 시스템은 사용자의 행위 중 걷기, 서기, 뛰기, 지하철, 버스를 구별할 수 있다. GPS 센서를 사용하므로 위치정보에 대한 정확도가 높다. 하지만 GPS를 계속 켜놓아야 한다는 점에서 전력 소모가 많으며 기술이 공개되어 있지 않아 응용개발이 불가능하다. 스마트폰은 한정된 전력으로 구동되는 기기이기 때문에 기기의 전력소모는 사용자에게 매우 중요한 사항이다.

3축 가속도 센서로 얻은 데이터를 이용해 행위를 인지할 때는 SVM 신호에서 특징을 추출하여 추론하는데, 걷기, 뛰기, 서기 행위는 명확한 신호 패턴과 크기의 차이가 나타나기 때문에 높은 정확도를 나타낸다. 그러므로 걷기, 뛰기, 서기 행위와 버스, 지하철 행위는 구분될 수 있다. 하지만 이러한 방법들로는 걷기와 서기 행위만 신뢰할 수 있는 정확도를 가진다. 또한, 버스와 지하철의 SVM 신호와 서기의 SVM 신호가 비슷한 패턴을 보이고 있어 구분이 힘들다 [1,8].

SVM 신호를 이용하여 각 행위를 정확하게 구별하기 어려운 문제를 해결하기 위해 SVM 신호를 사용하지 않고 스마트폰 방향에 독립적으로 버스, 지하철, 서기 행위를 분류하는 방법이 등장했다. 이 방법은 차량의 고유 진동을 이용하는 것으로 자이로스코프 센서를 이용하여 측정한다. 자이로스코프 센서를 이용한 새로운 행위 추출 방법은 가속도 센서로부터 얻는 데이터를 분석하고, 가속도 신호의 축을 보정하여 차량의 고유진동을 분리한다. 버스와 지하철 같은 차량에서 발생하는 고유한 진동은 좌우가 아닌 상하로 발생하기 때문에 가속도 센서의 상하 신호를 분석해 특징을 찾는 방법을 사용한다.

### 2.2 이미지 센서와 3축 가속도 센서를 이용한 인간 행동 인식

이미지 센서와 가속도 센서를 결합한 멀티센서 기반 행동 인식은 웨어러블 컴퓨팅 기술을 기반으로 하고 있다[9]. 이 방법을 통한 행동인식은 앞으로 걷기, 뒤로 걷기, 달리기, 돌기, 계단 내려가기, 엘리베이터 타기, 계단 오르기, 앉기, 서기 등 9가지 행위를 인식할 수 있다. 멀티 센서 기반 행동 인식은 사람의 다양한 행동을 인식할 수 있다는 장점이 있다[9]. 이 행위인식 알고리즘은 이미지 센서와 하나의 3축 가속도 센서를 사용한다[9].

먼저 이미지 센서로부터 입력된 영상의 픽셀값 변화를 이용해 이동 방향을 분석한다. 또한, 앞으로 걷기와 뒤로 걸기를 구분하기 위해 그리드 레벨로 영상을 나누고 이전과 현재의 특징점 거리와 방향을 계산한다[9].

### 2.3 오디오 센서를 이용한 사용자 행위인식

오디오 센서를 이용하여 사용자의 행위를 인식하는 것은 소음 등의 여러 환경적 요소로 인해 행위 분석이 어려우므로 행위가 아닌 주변 상황과 환경을 인식하는 데 초점을 맞추고 있다. 이 행위 인식 방법은 입력받은 음향 신호 데이

Table 1. Comparison of different activity recognition related research [1,9,10,11]

	Location Sensor	Accelerometer Sensor	etc(Sensor)	Activities	Average Accuracy(%)
GAR	Network Provider	O	X	Still, Foot, Bicycle, Vehicle	50.82
Action Logger[1]	GPS	O	Gyroscope	Stay, Walking, Jogging, Bus, Subway	91.82
Activity Recognition using Image&Accelerometer Sensor[9]	X	O	Camera	Walk Forward, Walk Backward, Turn, Jogging, Upstair, Downstair, Elevator, Sit, Stand	92.78
Activity Recognition using Audio Sensor[10]	X	X	Microphone	Bus, Car, Subway, Road (Walking, Stay, etc)	96.37
Activity Recognition using Accelerometer Sensor[11]	X	O	X	Waking, Jogging, Stairs, Sit, Stand	91.06

터 부호화하는 과정에서 자동으로 추출되는 벡터를 사용해 환경을 인식한다. 버스와 지하철을 포함한 다양한 상황과 환경에서 음향 데이터를 수집하여 실험한 결과 버스와 지하철은 약 90%로 높은 정확도로 측정되었다[10]. 하지만 이 실험에서 데이터를 수집할 때 사용했던 기기가 스마트폰이 아닌 고성능 마이크를 사용했기 때문에 비교적 높은 정확도가 측정되었다. 실제 환경에서 스마트폰을 가방이나 주머니에 휴대할 경우 정확한 데이터수집이 이루어지지 않아 성능을 보장하기 어렵다는 한계가 있다[10].

그 밖의 오디오 센서 데이터를 이용하여 여러 환경을 인식하고 분석하기 위한 많은 연구가 있다. 하지만 다수의 경우가 위의 연구와 같이 별도의 고성능 마이크를 사용하고 있다[12, 13].

2.4 가속도 센서만을 이용한 사용자 행위인식

보통 가속도 센서를 이용하여 행위인식을 할 경우 위치정보를 함께 이용한다. 하지만 이 연구는 가속도 센서만을 이용하여 행위인식이 가능함을 보였다. 가속도 센서를 이용한 연구의 목표는 편리한 모바일 장치로부터 가속도 센서를 이용해 데이터를 수집하고 연구하여 유익한 애플리케이션을 만드는 것이다. 이 연구에서는 행위인식을 수행하기 위해 29명의 사용자로부터 걷고, 뛰고, 계단을 오르내리고, 앉았다 서는 등 일련의 행위에 대한 가속도 센서 데이터를 수집하였다[11]. 데이터수집에는 Nexus One, HTC Hero, Motorola Back-flip 등의 안드로이드 기기가 사용되었다. 세 개의 알고리즘을 사용하는 행위인식 모델을 만들었는데 첫 번째 알고리즘은 가공되기 전의 가속도 센서 데이터의 총합을 구하는 것이고, 두 번째는 200여 개의 가공되기 전 자료들을 기반으로 값을 x, y, z축으로 환산하는 것이다. 마지막으로 환산한 반복적인 값들의 평균을 구하는 것이다. 가속도 센서를 이용한 행위인식 시스템을 연구, 개발한 결과 정의된 행위 대부분의 인식 정확도는 90%를 넘고, 이를 통해 높은 정확도를 보여주고 있다. 이들은 개발한 행위인식 시스템을 여러 방향으로 확장할 계획을 세우고 있는데, 먼저 자동차

나 자전거 등 추가적인 행위 추론을 할 수 있게 하는 것이고, 사용자가 실시간으로 가공된 데이터를 볼 수 있게 하는 것이다[11].

3. GAR의 문제점과 개선 방법

3절에서는 GAR의 문제점을 기술하고 각 문제점에 대한 개선방법을 제안한다. 또 제안한 개선방법을 적용한 GAR은 AGAR이라 한다.

3.1 불필요한 행위 항목으로 인한 문제점과 개선방법

GAR은 사용자의 현재 행위의 신뢰 정도를 백분율로 나타낸다. 사용자가 스마트폰을 들고 이동할 때 크고 작은 다양한 패턴의 움직임이 있다. 하지만 GAR은 사용자가 이동할 때 스마트폰이 약간 흔들리는 현상을 ‘알 수 없음’이나 ‘기울어짐’으로 인식하는 경우의 비율이 높다. 그러므로 사용자가 이동할 때 해당 행위를 ‘알 수 없음’ 또는 ‘기울어짐’으로 인식하여 기록한다. 이러한 문제점 때문에 사용자의 정확한 행위 데이터를 얻을 수 없다.

불필요한 행위 항목으로 인한 문제점을 개선하여 정확한 데이터를 얻고 기록하기 위해 ‘알 수 없음’과 ‘기울어짐’이 가장 높은 신뢰율을 가질 때 그다음으로 높은 신뢰율을 가지는 행위를 사용자의 행위로 인식하여 기록한다. 이러한 방법으로 기록된 행동인식 데이터의 정확도를 기존방식의 정확도와 비교하기 위하여 ‘알 수 없음’, ‘기울어짐’이 기록되는 파일과 제외된 파일을 별도로 저장했다.

3.2 State Diagram을 이용한 개선방법

본 연구에서 GAR을 이용하여 행위 인식 성능을 테스트한 결과 교통신호에 의한 문제점과 모호한 행위가 인식되는 문제점을 발견하였다. 따라서 Action Logger 연구[1]에서 행위인식을 더 정확히 하기 위해 사용한 State Diagram 개념을 본 논문에도 적용하였다. 하지만 본 논문에서는 State

Diagram에 각 행위의 신뢰율을 적용시켜 차별성을 두었고, 신뢰율을 적용한 State Diagram을 이용하여 행위 인식결과를 개선한 방법에 대해 설명한다.

1) 교통신호에 의한 문제점과 개선방법

일반적으로 사용자가 다른 장소로 이동할 때 교통신호로 차량이 멈춘 상황도 차량으로 이동 중인 상태라고 생각한다. 하지만 GAR은 사용자가 차량을 타고 이동할 때 교통신호 때문에 이동을 멈추게 되는 상황을 ‘서기’ 행위로 인식한다. 이 ‘서기’ 행위란 사용자가 걷다가 멈춰 선 상황을 뜻하기 때문에 사용자가 차량으로 이동하는 경로 사이에 ‘서기’ 데이터가 포함될 경우 정확한 상황추론이 어렵다.

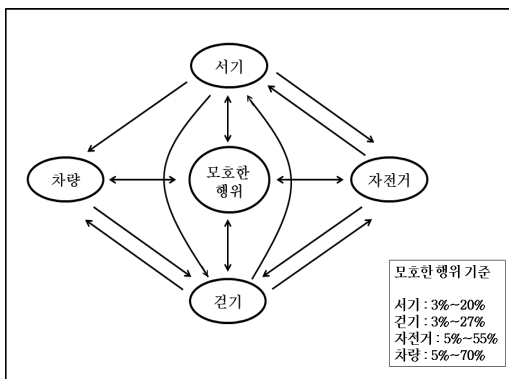


Fig. 1. State Diagram about user's activity change

사용자의 각 행위를 State Diagram으로 분석, 이용하여 교통신호에 의한 문제점을 개선하고 시스템의 정확성을 높였다. State Diagram을 바탕으로 자연스럽지 않은 행위 변화가 발생하는 경우에는 이전의 행위가 기록되게 했다.

Fig 1의 State Diagram을 보면 먼저 사용자의 행위는 차량에서 서기로 바로 변할 수 없다. 하지만 차량을 타고 이동할 때 교통신호로 인해 멈추게 되는 경우를 서기로 인식하기 때문에 이 경우 ‘서기’ 행위를 ‘차량’ 행위로 변경하고 기록하여 파일로 저장한다. 또, 사용자의 행위는 자전거에서 차량으로 바로 변할 수 없으므로 자전거에서 차량으로 행위가 변할 때 이전 행위인 자전거로 인식하여 기록한다. 그리고 차량에서 자전거로 행위가 변할 때의 경우도 사용자의 행위는 차량에서 자전거로 바로 변할 수 없으므로 이전의 행위를 기록한다. 하지만 자전거를 탈 때 흔들리는 정도와 속도가 차량과 유사할 경우 처음부터 자전거로 인식하지 못하고 차량으로 잘못 인식할 수 있다. 그러므로 이 경우에는 차량이 일정 시간 이하로 인식되면 다시 행위인식을 시작하여 자전거로 판단해야 한다.

2) 모호한 행위가 인식되는 문제점

사용자가 행동할 때 가장 높은 신뢰율을 갖는 행위가 현재 행위로 인식되는데, 인식 결과 중 가장 높은 신뢰율을 갖지만 실제로는 낮은 수치일 경우가 있다. 정확성을 테스트할 때 사용자의 행위가 변할 경우 현재 행위와 상관없는 행위가 인식되는 상황이 있었다. 상관없는 행위는 현재 인

식된 행위의 신뢰율 중 가장 높은 신뢰율로 측정되었기 때문에 현재 행위로 인식되었다. 이렇게 행위가 모호하게 인식 되는 경우는 짧게는 약 5초, 길게는 약 30초가량 지속되는데, 이는 행위 추론의 정확성을 떨어뜨리므로 개선되어야 할 문제점이다.

테스트할 때 실제로 서고, 걷고, 자전거를 타고, 차량을 타는 경우 모호한 신뢰율을 가질 때의 수치와 정확한 현재 행위를 인식할 때의 수치를 계산했다. 그리고 각각 평균을 내어 State Diagram에 적용하였다. 실제 사용자가 걸을 때 모호한 신뢰율의 평균은 3~27% 사이의 값을 가졌고 설 때에는 3~20%의 값을, 자전거와 자동차는 각각 5~55%, 5~70%의 값을 가졌다. 자전거와 자동차의 경우 모호한 신뢰율 값이 큰 편이었기 때문에 행위가 잘못 인식되는 데에 큰 영향을 끼쳤다. 모호한 신뢰율로 행위가 판단되었을 때는 그 전의 행위가 현재의 행위로 계속 기록되게 하였다. 인식된 행위의 신뢰율이 모호한 수치 이상의 값을 가질 때부터 해당 행위를 사용자의 현재 행위로 판단하였다.

4. AGAR 성능 평가

4.1 실험 환경과 데이터 수집 환경

실험을 위한 데이터 수집 및 테스트는 LG전자의 안드로이드 스마트폰 Optimus G pro (LG-F240L), Optimus G2(LG-F320S), Galaxy S4(SHV-E300L), Galaxy S2(SHW-M250S)에서 진행되었다.

데이터 수집은 스마트폰을 가방, 손, 주머니의 3가지 위치에서 휴대한 채로 서기, 걷기, 자전거, 차량의 총 4가지 행위에 대해 평균 50분씩 진행되었다. 그래프는 예시로 보여주기 위해 각 행위 데이터를 5분씩 수집한 것이다. 스마트폰을 가방, 손, 주머니에 휴대한 이유는 사용자가 스마트폰을 가지고 이동할 때 보통 이 세 가지 위치에 스마트폰을 두기 때문이다. 각 행위에 대해 수집한 데이터의 개수는 Table 2와 같다.

Table 2. Total number of collected data for each activity

Activity	Still	Foot	Bicycle	Vehicle
The number of data	20,685	19,549	15,125	19,372

4.2 성능 평가 결과

기존의 GAR과 본 연구에서 제안한 개선방법이 적용된 AGAR의 성능을 테스트하고 행위인식 정확성을 그래프와 백분율로 비교, 설명한다.

1) ‘알 수 없음’과 ‘기울어짐’이 기록되는 경우

Fig. 2는 스마트폰을 이용해 개선되지 않은 GAR을 실제 환경에서 테스트한 결과 중 하나이고, Table 3는 해당 테스트에 관한 결과를 백분율로 나타낸 것이다.

Fig. 2의 그래프 아래쪽에 자전거, 걷기, 서기, 차량을 써놓은 박스는 실제 실험을 할 때 행해진 행위이다. 실제로 자전거를 탔을 때 ‘알 수 없음’과 ‘기울어짐’의 막대그래프가



Fig. 2. Graph which is Recorded 'Unknown' and 'Tilting'

많이 표시된 것을 볼 수 있다. 또, 걷고 서고 차량을 탔을 때에도 '알 수 없음'과 '기울어짐'의 막대그래프가 많이 표시되어있다.

그래프를 통해 두 가지의 불필요한 항목인 '알 수 없음'과 '기울어짐'으로 인해 행위 인식의 정확성이 좋지 않다는 것을 쉽게 확인할 수 있다. 다음 Table 3은 Fig. 2의 그래프를 백분율로 계산한 것이다.

Table 3. Percentage result recorded 'Unknown' and 'Tilting'

Activity	Still	Foot	Bicycle
Accuracy (%)	56.57	76.54	43.78
	vehicle	Unknown	Tilting
	26.41	Still : 26.54 Foot : 14.54 Vehicle : 87.45	Still : 16.54 Foot : 5.46 Vehicle : 9.79

불필요한 행위가 인식되는 경우 '알 수 없음'과 '기울어짐' 행위로 인해 정확도가 현저히 낮았다. 실제 사용자의 행위가 서기, 걷기, 차량일 때 '알 수 없음'이 현재 행위로 기록되는 것은 각각 26.54%, 14.54%, 67.45%이다. 또 실제 사용자의 행위가 서기, 걷기, 차량일 때 '기울어짐'이 현재 행위로 기록되는 것은 각각 16.54%, 5.46%, 9.79%이다. 따라서 '알 수 없음'과 '기울어짐'의 불필요한 행위 항목으로 인해 행위 인식의 정확성을 저하하므로 개선이 필요했다.

- 2) '알 수 없음'과 '기울어짐' 다음 우선순위 행위가 기록되는 경우

Fig 3은 스마트폰을 이용해 3.1절에서 제시한 방법으로 개선한 GAR을 실제 환경에서 테스트한 결과 중 하나이고, Table 4는 해당 테스트에 관한 결과를 백분율로 나타낸 것이다.

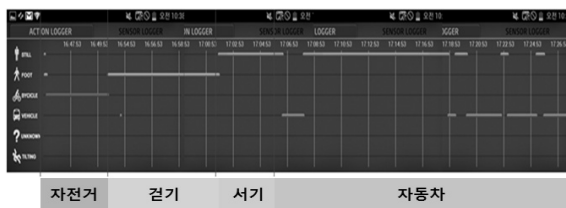


Fig. 3. Graph of the action having a high confidence value to the next of the 'Unknown' and 'Tilting'

사용자의 현재 행동이 '알 수 없음'과 '기울어짐'으로 나타날 때 두 번째 높은 신뢰율을 가지는 행위를 현재 행위로 판단하여 기록함으로써 행위인식의 정확성이 높아진 것을 수치로 확인할 수 있다.

Table 4. Percentage result of the action having a high confidence value to the next of the 'Unknown' and 'Tilting'

Activity	Still	Foot	Bicycle	Vehicle
Accuracy(%)	95.42	93.36	67.15	43.87

Table 4을 보면 '알 수 없음'과 '기울어짐' 행위가 제외됨에 따라 평균 정확도가 약 29.8% 높아져 약 80.7%가 되었지만, 차량의 정확도가 43.87%로, 실제 환경에서 사용자 행위를 분석하는 데 있어서 이용가치는 높지 않다. 따라서 문제점이 개선되어야 할 필요가 있다.

3) State Diagram을 이용한 경우

Fig. 4는 스마트폰을 이용해 3.2절에서 제시한 방법으로 개선한 AGAR을 실제 환경에서 테스트한 결과 중 하나이고, Table 5는 해당 테스트에 관한 결과를 백분율로 나타낸 것이다.



Fig. 4. Graph applied State Diagram

교통신호 때문에 멈추게 되는 상황에서 발생하는 문제와 모호한 신뢰율을 가진 행위를 현재 행위로 판단하는 문제를 State Diagram을 적용하여 해결하였다. 그 결과 차량의 정확도가 높아졌고, 모호한 행위로 인해 행위인식의 정확성이 떨어지는 것을 방지하였다. 다음 Table 5을 통해 정확성이 높아졌다는 것을 수치로 확인할 수 있다.

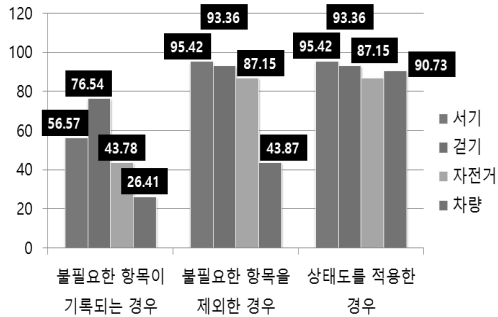
Table 5. Percentage result applied State Diagram

Activity	Still	Foot	Bicycle	Vehicle
Accuracy(%)	95.42	93.36	87.15	90.73

차량으로 이동하고 있을 때 교통신호 때문에 멈추게 된 상황에서 인식되는 '서기' 행위를 이전 행위기록인 '차량'으로 기록하고, 모호한 행위가 인식될 때에도 이전 행위를 현재 행위로 기록함에 따라 평균 정확도는 90%로, 이전보다 약 37%가 높아졌다. 또한, 차량의 정확도도 90.73%로 높아져 실제 환경에서 사용자 행위를 분석하는 데 있어서 이용

가치가 높아졌다. Table 6은 두 단계로 개선된 AGAR의 정확성을 막대그래프로 비교한 것이다.

Table 6. Performance Comparison of AGAR



### 5. AGAR과 다른 행위인식 시스템의 성능비교

5절에서는 본 논문의 3절에서 두 단계로 개선된 AGAR과 다른 여러 행위인식 시스템의 성능을 비교하여 AGAR이 실제 이용가치가 있는지 평가한다.

#### 5.1 AGAR과 다른 행위인식 시스템들의 정확성 비교

Table 7은 AGAR의 행위인식 성능과 다른 행위 인식 연구들의 논문에서 참고한 행위인식 성능을 비교한 것이다.

문제점을 개선하기 전의 GAR의 정확도는 서기, 걷기, 자전거, 차량 각각 95.42%, 93.36%, 43.78%, 26.41%이다. GAR

의 문제점을 개선한 AGAR은 서기, 걷기, 자전거, 차량 각각 95.42%, 93.36%, 87.15%, 90.73%의 정확성을 가졌다. 또 본 논문의 2장에서 설명한 관련 연구들의 행위에 대한 정확성을 각 논문에서 참고하였다.

6가지 행위인식 연구의 평균 정확도는 GAR 50.82%, AGAR 91.67%, Action Logger[1] 91.82%, 이미지센서를 이용한 행위인식 92.78%[9], 오디오 센서를 이용한 행위인식 96.37%[10], 그리고 가속도 센서만을 사용한 행위인식 91.06%[11]로 AGAR의 행위인식 정확도는 실제 행위인식 시스템으로써 사용 가능한 값을 가진다.

#### 5.2 AGAR과 Action Logger의 전력 소모량 비교

Table 8은 AGAR과 Action Logger를 실제 환경에서 테스트할 때 소모되는 전력의 양을 비교한 것이다. Activity Recognition using Image & Accelerometer Sensor[9], Activity Recognition using Audio Sensor[10]는 별도의 장비를 사용한 행위인식 연구이므로 스마트폰 기반의 AGAR과 전력소모량을 비교하기에 어려움이 있다. 그러므로 스마트폰 기반이며 AGAR와 같은 종류의 센서를 사용하는 Action Logger[1]의 전력소모량과 AGAR의 전력 소모량을 비교하였다. AGAR와 Action Logger는 공통으로 가속도 센서를 사용하지만, 위치정보를 얻기 위해 각각 GPS와 Network Provider를 사용하는 차이가 있다.

실험은 AGAR와 Action Logger를 동시에 구동하여 일정 시간 행위를 인식하고 난 후 CPU 사용량을 조사하는 방식으로 진행하였다. 그 결과 AGAR는 CPU의 약 2%가 사용

Table 7. Accuracy comparison of activity recognition about AGAR and different research [1,9,10,11]

	AGAR	GAR	Action Logger[1]	Activity Recognition using Image & Accelerometer Sensor[9]		Activity Recognition using Audio Sensor[10]		Activity Recognition using Accelerometer Sensor[11]
Still(%)	95.42	56.57	94.10	-		(Road)	99.50	-
Walking(%)	93.36	76.54	94.86	Walk Forward	99.00		99.50	90.60
				Walk Backward	96.12		99.50	
Jogging(%)	-	-	100	99.00		99.50	96.90	
Vehicle(%)	90.73	26.41	Bus	89.12	-	Bus	92.50	-
			Subway	81.03		Car	99.00	
						Subway	94.50	
Bicycle(%)	87.15	43.78	-	-		-	-	
Turn(%)	-	-	-	97.00		-	-	
Stairs(%)	-	-	-	Up Stair	86.00	-	77.60	
				Down Stair	99.00			
Elevator(%)	-	-	-	99.00		-	-	
Sit(%)	-	-	-	80.00		-	96.50	
Stand(%)	-	-	-	80.00		-	93.70	
Average(%)	91.67	50.82	91.82	92.78		96.37	91.06	

되고, Action Logger는 CPU의 24%가 사용되고 있었다. 또한, 스마트폰 배터리를 많이 소비하는 애플리케이션 목록에 Action Logger가 포함되어 있어 AGAR보다 Action Logger가 더 많은 전력이 소모되는 것을 알 수 있었다.

Table 8. Comparison of power consumption about the AGAR and Action Logger

	Amount of CPU used (Consumption of Power)
AGAR	2%
Action Logger[1]	24%

두 행위인식 시스템의 CPU의 사용량은 AGAR가 약 12배 정도 적다. CPU 사용량은 전력 소모와 직결되므로 한정적인 전력을 가진 스마트폰 기반 행위인식 시스템으로 AGAR은 아주 적합하다.

### 6. AGAR 검증 예시 프로그램

주기적으로 일기 쓰기가 어려운 현대인들은 지난 몇 달 동안 한 일을 생각할 때 위치나 시간 등의 정확한 기억을 되살리기 어렵다. 그래서 개인의 POI(Place of Interesting)를 기반으로 자신의 지난 행적을 기록한다면 쉽게 과거를 추적 할 수 있다고 생각하여 개선된 AGAR이 적용된 응용 프로그램인 e-Diary를 설계, 구현했다.

우선 AGAR을 이용한 POI 추출이 필요하다. 의미 있는 POI를 추출하기 위해서는 사용자가 일정 시간 머물러 있던 곳을 의미 있는 곳이라고 생각하여 해당 정보를 기록하는 것을 시작으로 한다. e-Diary에서는 POI를 규칙적 일과 장소와 불규칙적 일과 장소로 구별하는데, 사람들은 보통 일주일 단위로 스케줄이 정해진다. 그러므로 안드로이드 애플리케이션을 실행하고 첫 일주일 동안 규칙적인 일과를 구별하기 위한 로그를 수집한다. 일주일 동안 규칙적인 일과와 불규칙적인 일과를 구분하고 난 뒤에는 Rule 기반으로 일과를 자동 분류 한다. Rule이란 If(시간, 장소) Then (해당 일과)의 정의를 가진다. 만약 현재 사용자의 시간과 장소가 규칙적 일과의 시간과 장소와 유사하면 그에 해당하는 일과를 수행 중이라고 인식하여 규칙적인 일과로 자동 분류가 된다. 여기서 시간은 요일과 하루 시간대를 나타낸다.

또한, Rule이 적용되는 ‘서기’ 행위의 POI 정보가 아닌 동적인 행위들도 기록해야 한다. AGAR이 인식할 수 있는 걷기, 자전거, 차량을 기록하기 위해 행위가 변할 때마다 장소와 시간, 해당 행위의 종류를 저장한다. 사용자는 이를 통해 한 장소에서 다른 장소로 어떤 이동수단을 이용해 이동했는지 알 수 있다.

#### 6.1 규칙적 일과를 판단하는 Rule의 적용

##### 1) 사용자의 일주일 데이터를 이용한 POI 추출 과정

먼저 사용자가 e-Diary 애플리케이션을 켜고 일상생활을 하다가 일정 시간 이상 머무르게 되면 현재 일과가 규칙적

인지 불규칙적인지 물어본다. 여기서 일정 시간은 사용자가 정의할 수 있다. 사용자가 현재 일과가 규칙적인지 불규칙적인지를 선택하면 현재 일과명과 함께 데이터를 기록한다. 만약 규칙적인 일과라면 규칙적 일과를 모아놓은 데이터베이스와 지도에 표시할 정보들을 모아놓은 데이터베이스에 현재 시각과 요일, 위도, 경도, 주소가 저장된다. 만약 불규칙적 일과라면 현재 시각과 요일, 위도, 경도, 주소가 지도에 표시할 정보들을 모아놓은 데이터베이스에만 저장된다. Fig. 5와 같이 사용자는 하루 동안 자신의 행적이 마크된 지도를 볼 수 있다.



Fig. 5. e-Diary screen showing the whereabouts of the user

##### 2) POI DB의 규칙적 일과 정보에 Rule을 적용하여 자동 일과 분류

POI 정보가 모두 모인 후에는 사용자가 e-Diary를 켜고 일상생활을 하다가 일정 시간 이상 머무르게 되면 현재 시간과 장소정보를 가져온다. 가져온 현재 시각과 장소정보를 Rule에 적용한다. 현재 시각과 장소 정보가 규칙적 일과의 데이터베이스에 저장된 정보와 유사성이 있는지 확인한다. 이때 시간은 요일이 같은지 비교한 후 시간대가 비슷한지 계산한다. 또 장소의 유사성은 현재 경도, 위도를 통해 거리를 구하고 규칙적 일과로 분류되어있는 정보의 위도, 경도와 비교하여 50~100m 이내에 존재한다면 유사성이 있다고 판단한다. 현재의 정보가 규칙적인 일과 정보와 유사할 경우 해당 규칙적 일과를 현재 일과로 인지하여 시간과 장소 정보, 그리고 현재 일과 명을 지도에 표시할 정보가 있는 데이터베이스에 자동 저장한다. 현재의 정보가 규칙적인 일과 정보와 유사하지 않을 경우 사용자에게 현재 일과를 물어보게 된다. 사용자가 현재 일과를 입력하면 현재 시각과 장소정보, 입력한 현재 일과명이 지도에 표시할 정보가 있는 데이터베이스에 저장되고 지도에 표시된다. 마지막으로 사용자는 일과가 끝났을 때 자신의 하루를 지도로 한눈에 볼 수 있다.

### 7. 결론

본 논문에서는 GAR의 문제점을 발견하고 개선하여 행위

인식 시스템으로서의 이용가치를 높이는 것을 제안하였다. 본 논문의 3.1절에서 제안한 점을 GAR에 적용함으로써 행위인식의 평균 정확도가 높아졌지만 ‘차량’의 정확도는 낮은 편이다. 이 경우 ‘서기’와 ‘걷기’의 수치가 다른 행위에 비해 현저히 높아 ‘차량’의 정확도가 낮음에도 전체 평균에 영향을 미친 것으로, 아직 행위인식 시스템으로서의 이용가치가 낮다. 하지만 3.2절에서 제안한 점을 적용함으로써 ‘차량’의 정확도가 높아졌고, 일시적으로 모호한 행위가 현재 행위로 인식되는 문제점도 개선되어 평균 정확도가 높아졌다. 이로써 더 나은 데이터 수집을 할 수 있게 되어 사용자 행위인식 시스템으로서의 이용가치가 높아졌다. 두 단계를 통해 문제점을 개선한 GAR을 AGAR이라 한다.

AGAR의 이용가치를 평가하기 위해 다른 여러 행위인식 연구의 성능과 전력소모량을 비교한 결과 AGAR의 정확도는 평균 91.67%, 다른 행위인식 연구의 정확도는 각각 평균 91.82%, 92.82%, 96.37%, 91.06%로 AGAR은 행위인식 시스템으로서의 이용가치가 충분하다. 전력소모량과 직접적 연관이 있는 CPU 사용량은 AGAR과 Action Logger가 각각 2%, 24%로, 약 12배의 큰 차이를 보인다. 전력이 한정된 스마트폰에서 전력소모가 적은 것은 큰 장점이므로 AGAR은 사용자 행위인식 시스템으로서의 이용가치가 높다. 또한, AGAR이 행위인식 시스템으로서 응용 가능하다는 것을 검증하기 위해 스마트폰 애플리케이션인 e-Diary를 개발하였다.

References

[1] 정찬민, “Movement Activity Recognition using Accelerometer and GPS in a Smartphone”, 경희대학교 대학원 공학 석사학위 논문.  
 [2] Google Activity Recognition, <http://developer.android.com/training/location/activityrecognition.html>.  
 [3] N. Kern, B. Schiele, and A. Schmidt, “Multi-Sensor Activity Context Detection for Wearable Computing”, Ambient Intelligence Lecture Notes in Computer Science, Vol.2875, pp.220-232, 2003.  
 [4] A. Krause, D. Siewiore, A. Smailagic, and J. Farrington, “Unsupervised, Dynamic Identification of Physiological and Activity Context in Wearable Computing”, Proceedings Seventh IEEE International Symposium, pp.88-97, 2005.  
 [5] C. Zhu and W. Sheng, “Multi-sensor fusion for human daily activity recognition in robot-assisted living”, 4th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, pp.303-304, 2009.  
 [6] 배은준, “스마트폰 후반전 세그멘테이션과 사업모델이 승부 가른다”, LG Business Insight, pp.2-25, 2013.

[7] 백승은 and 박상원, “Accuracy Improvement Plan of Google Activity Recognition for User Activity Recognition”, Korean Institute of Information Scientist and Engineers, 2014 Korea Computer Congress, pp.1770-1772, 2014.  
 [8] 진명중, “Mobile Sensor based User Activity Recognition”, 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 석사학위 논문, 2013.  
 [9] 남윤영, 최유주 and 조위덕, “Human Activity Recognition using an Image Sensor and a 3-axis Accelerometer Sensor”, Korean Society for Internet Information, Vol.11, Issue 1, pp.129-141, 2009.  
 [10] 이계환, 장준혁 and 김형근, “Acoustic Environment Classification Algorithm for Context-aware Mobile Phone”, Telecommunication Review, Vol.18, Issue 1, pp.139-149, 2008.  
 [11] Jennifer R, Gary M. Weiss, and Samuel A. Moore, “Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers”, ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol.12, Issue 2, pp.74-82, 2010.  
 [12] Zhi Zeng, Xin Li, Xiaohong Ma, and Qiang Ji, “Adaptive Context Recognition Based on Audio Signal”, 19th International Conference on Pattern Recognition, pp.1-4, 2008.  
 [13] 정성수, “Low Frequency Noise”, 표준과 표준화 연구, Vol.1, Issue 1, pp.43-51, 2011.



백 승 은

e-mail : bse14@naver.com  
 2011년~현 재 한국외국어대학교 정보통신공학과 학사과정  
 관심분야: Database, Web, Mobile Application



박 상 원

e-mail : swpark@hufs.ac.kr  
 1994년 서울대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 1997년 서울대학교 컴퓨터공학과(석사)  
 2002년 서울대학교 컴퓨터공학과(박사)  
 2002년~2003년 세종사이버대학교 디지털콘텐츠학과 전임강사  
 2003년~현 재 한국외국어대학교 정보통신공학과 교수  
 관심분야: Flash Memory, Embedded Database, Mobile Computing