

A Particle Filter Based Classification of Human Mobile State

Ha Yoon Song[†] · Ji Hyun Baik^{**}

ABSTRACT

In this paper, we present an algorithm based on particle filter to determine the state of human movement. We calculate speed from consecutive positioning data with time, latitude and longitude. The speed values are averaged with previous speed values and thus act as basis for particle filter. We use the fact that human speed distribution follows exponential distribution approximately. An algorithm based on particle filter has been developed and utilized. Human movement state are probabilistically described in this research, and the probability is to determine whether a person is in moving state or in stable state. The experimental results are provided in various ways.

Keywords : Particle Filter, Positioning Data, Probabilistic Approach, Human Mobile State Determination

파티클 필터에 기반한 인간 이동 상태 분류

송 하 윤[†] · 백 지 현^{**}

요 약

본 논문에서는 위치 데이터 분석의 한 방법으로 사람의 위치 정보와 파티클 필터를 이용해서 이동 상태를 파악하고자 한다. 사람의 이동 정보인 위치 데이터에 포함된 시간, 위도, 경도를 이용하여 속도를 구한 뒤, 이전 시간 데이터들의 속도들과의 평균값을 파티클 필터(Particle Filter)에 적용하여 얻은 결과로 인간의 이동 상태를 판단하고자 한다. 파티클 필터에 요구되는 확률분포는 인간 이동 속도가 지수 분포에 근사한다는 사실에 기반하여 적용하였다. 인간의 이동 상태는 파티클들의 확률값으로 주어진다. 이동 확률 판단을 위해 파티클 필터를 통해 얻은 확률적 수치들을 이용해 이동 상태가 정지인지 이동인지 판단했다. 그리고 실험을 통해 얻은 결과들을 제시하였다.

키워드 : 파티클 필터, 위치 데이터, 확률적 접근, 이동 상태 판단

1. 서 론

스마트폰의 보급 및 확산으로 인해 다양한 애플리케이션을 이용해 손쉽게 스마트폰 사용자의 위치 데이터를 얻을 수 있게 되면서, 많은 양의 위치 데이터가 생성되었다. 그에 따라 다양한 방면으로의 데이터 분석 방법이 등장했다.

만약 스마트폰이나 휴대용 위치 수집 장치를 이용하여 얻은 위치 및 시간 정보만으로 사람의 이동 상태를 알 수 있다면, 도출된 결과는 다양한 응용분야에 이용될 수 있을 것이다. 예를 들어, 한 사용자가 이동 중 반복적으로 특정 위치에서 정지한다면, 그 위치에 횡단보도가 있음을 위치 데이터만으로 추측할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 인간의

이동 상태 판단에 초점을 맞췄다. 상태의 종류가 정지 또는 이동 총 두 가지라면, 모든 사람의 상태를 이 두 가지로 표현할 수 있을 것이다. 이를 위해서 이 논문에서는 수집한 위치 데이터를 바탕으로 파티클 필터(Particle Filter)를 기반으로 알고리즘을 개발하고 이를 이용해 사람의 이동 상태를 파악할 것이다.

서론에 이어, 2절에서는 관련 연구를 소개하고 3절에서는 파티클 필터의 적용방법, 즉 실험에 쓰인 파티클 필터 알고리즘과 실험 설계방법이 기술되어있다. 또한, 4절에서는 실험 결과 및 분석, 5절에서는 결론 및 앞으로의 연구방향에 관해 설명할 것이다.

2. 관련 연구

2.1 기존 연구

1) 파티클 필터를 이용한 인간의 이동 상태 판단
기존 연구[1]에서는 현재 이동 상태를 구하려는 위치 데

* 이 연구는 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행됨(NRF-2012R1A2A2A03046473).

** 이 논문은 2014년도 한국정보처리학회 추계학술발표대회에서 '파티클 필터를 이용한 인간의 이동 상태 판단'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것이다.

† 종신회원: 홍익대학교 컴퓨터공학과 교수

** 준 회원: 홍익대학교 컴퓨터공학과 학사과정

Manuscript Received: January 2, 2015

First Revision: February 27, 2015

Accepted: February 27, 2015

* Corresponding Author: Ha Yoon Song(hayoon@hongik.ac.kr)

이터의 위도, 경도 및 시간을 통해 얻은 현재 속도값을 파티클 필터에 적용했다. 하지만 낮은 속도로의 이동이 계속되는 상태에서는 연속해서 정지로 판단되는 경우가 있어, 정확도를 높일 필요가 있었다. 또한, 일정 시간 이상 상태가 유지되지 않고, 위치 데이터에 기록된 시간마다 계속 상태가 바뀌는 현상이 발견되어 개선이 필요했다. 이는 현재 사용하는 속도값이 정확하다는 가정하에 이용하기 때문에, 위치데이터의 오류로 인해 데이터에 문제가 있어 구한 속도값이 오류값인 경우에는, 결과의 정확성에 문제가 있을 수 있다고 생각했다. 따라서 파티클 필터는 이용하되, 현재 속도값만 이용하는 방법이 아닌 다른 방법을 생각할 필요가 있다.

2) 연속된 위치 정보들의 거리에 따른 이동 상태 판단

인간의 이동 상태 판별은 날씨나 사람의 행동 패턴에 미치는 영향을 밝히는 연구에서 중간 과정으로 사용되었다[2]. 위 연구에서는 위도, 경도, 시간의 정보를 담고 있는 연속적인 시간의 m 개의 위치 정보의 집합을 이용하여 이동과 정지 상태를 구분했다. 이 집합의 모든 서로 다른 위치 정보들 간의 순서쌍에 대해 거리가 특정 한계치 이하일 때 정지로 판단했으며, 한계치를 넘어설 때 이동으로 판단했다.

본 논문이 기존 연구[2]와 다른 점은 현재 판단하려는 위치 정보보다 이전의 시간에 나타나는 위치 정보들을 이용하여 상태 판단을 했다는 것이다. 또한, 파티클 필터와 인간의 이동 속도 분포를 이용하였다.

2.2 파티클 필터

파티클 필터는 순차적인 몬테카를로 방법(Sequential Monte Carlo)이라고도 불리고, 베이저안 통계학(Bayesian statistics)에 기반을 둔다. 파티클 필터는 매개변수 추정, 상태 추정에 사용된다. 파티클 필터의 기본 개념은 많은 수의 독립 랜덤 변수를 생성하여 이용하는 것이다. 이때의 독립 랜덤 변수들을 파티클(Particle)이라고 부른다. 파티클들은 상태 공간으로부터 초기화를 거쳐 값이 설정된다. 또한, 새로 입력된 측정값에 관련된 값, 즉 가중치에 의해 파티클들의 값이 새로 업데이트된다[3].

파티클 필터의 알고리즘 중에는 Sampling Importance Resampling(SIR)과 Sequential Importance Sampling(SIS)이 있는데, 둘의 가장 큰 차이는 Resampling 과정의 유무다. 본 논문에서는 Resampling 과정이 없는 SIS 알고리즘을 사용했다. 파티클 필터 중 Sequential Importance Sampling의 동작은 다음과 같다. 첫 번째, 생성된 파티클들(X)을 적절하게 초기화한다. 두 번째, 새로운 측정값(Z)을 입력받고, 우도 확률($P(Z|X)$)을 업데이트한다. 세 번째, 우도 확률을 이용하여 얻은 가중치(W)를 이용하여 파티클들(X)의 값을 업데이트한다. 마지막으로 조건을 설정하여 두 번째와 세 번째 과정을 반복한다.

Table 1. Particle Filter Algorithm

```

1: Algorithm Particlefilter( $N, Z_{avg}$ )
2: // Initialize Particles
3: Particle[ $N$ ]
4: while(condition)
5:   for  $k=0$  to  $N-1$ 
6:     //weight update
7:      $W = f(\text{particle}[k], Z_{avg})$ 
8:     //particle update
9:     if(condition)
10:      Particle[ $k$ ] = Particle[ $k$ ] -  $W$ 
11:     else
12:      Particle[ $k$ ] = Particle[ $k$ ] +  $W$ 
13:     end if
14:   end for
15: end while
16: //calculate  $X$ , return  $X$ 
17:  $X = \text{Average}(\text{Particle}[N])$ 
18: return  $X$ 
19: end Particlefilter

```

현재 파티클 필터는 로봇 분야[4]에서 로봇의 위치 추정, 컴퓨터공학에서 wi-fi 신호를 이용한 사람의 위치 추정[5] 등 여러 분야에서 적용되고 있다.

3. 알고리즘 및 실험 설계

실험은 데이터 수집, 속도 계산, 파티클 필터 알고리즘에 적용, 결과 도시의 순서로 이루어졌다.

데이터 수집은 스마트폰에 설치한 Sports-Tracker[6]와 Garmin[7]을 이용했다. 얻은 위치 데이터는 하루 단위로 시간, 위도, 경도 정보를 추출하여 사용했다. 실시간이 아닌, 미리 수집한 데이터를 이용했으나 실시간으로의 적용도 가능하다.

속도 계산은 하버사인 공식(haversine formula)[8]을 이용했다. 현재 위치 데이터의 속도는 바로 전 시간의 데이터의 시간, 위도, 경도값을 이용해 구했다. 따라서 속도를 구하기 위해서는 2개의 데이터가 필요하므로, 입력되는 데이터 중 제일 처음 시간의 위치 데이터는 두 번째 위치 데이터가 입력된 후 두 번째 위치 데이터의 속도를 첫 번째 데이터의 속도에 입력했다. 또한, 두 번째 데이터를 파티클 필터 알고리즘에 적용하여 얻은 이동 상태를 첫 번째 데이터의 이동 상태에 그대로 적용했다. 이는 몇 초 이내의 짧은 시간 내에 이동 상태가 변할 확률이 낮다고 생각했기 때문이다. 따라서 첫 번째 데이터를 제외한 모든 데이터는 하버사인 공식을 이용해 속도를 구했다.

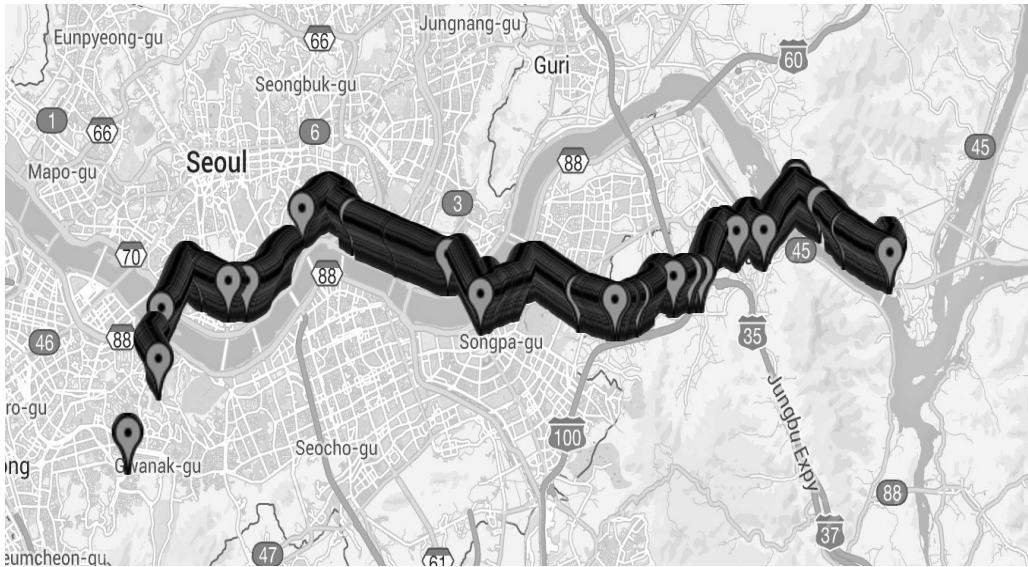


Fig. 1. 2014/1/31 All Placemark



Fig. 2. 2014/8/4 All Placemark

실험에 사용한 파티클 필터 알고리즘은 Table 1에 기재된 내용을 이용했다. Table 1은 파티클 필터의 기본 알고리즘을 이용한 것으로, 파티클 생성 및 초기화, 가중치 업데이트 및 파티클 업데이트, 반복, 결과 도출로 이루어져 있다.

입력값은 파티클의 개수(N)와 평균 속도(Z_{avg})이다. 평균 속도의 의미는 현재 위치 데이터의 속도값과 이전 4개 시간의 속도값의 평균을 의미한다. 즉 총 5개 속도값의 평균이다. 이는 위치 데이터의 오류로 인해 정확하지 않은 속도값을 얻었을 때, 부정확한 이동 상태가 도출될 수 있기 때문에 이를 보완하기 위해 이용하는 것이다. 따라서 현재 위치

데이터의 이동 상태를 판단할 때, 현재 속도뿐만 아니라 이전 데이터들의 속도값도 반영할 수 있다. 5개로 개수를 정한 이유는 6~9개의 속도값을 이용하여 실험을 한 결과가 5개의 속도값으로 실험을 한 결과와 눈에 띄는 차이가 없었기 때문이다. 또한, 너무 많은 개수의 속도값을 이용할 경우, 너무 예전 시간의 속도값을 반영하게 되고, 오래된 속도값은 현재 속도값에 영향을 끼칠 확률이 낮아질 것으로 판단되기 때문이다. 이때, 평균 속도에는 5개의 데이터가 필요하므로, 초기 상태의 동작은 약간 다른 방식이 필요하다. 속도값 5개가 모이기 전의 두 번째 입력된 위치 데이터부터 네

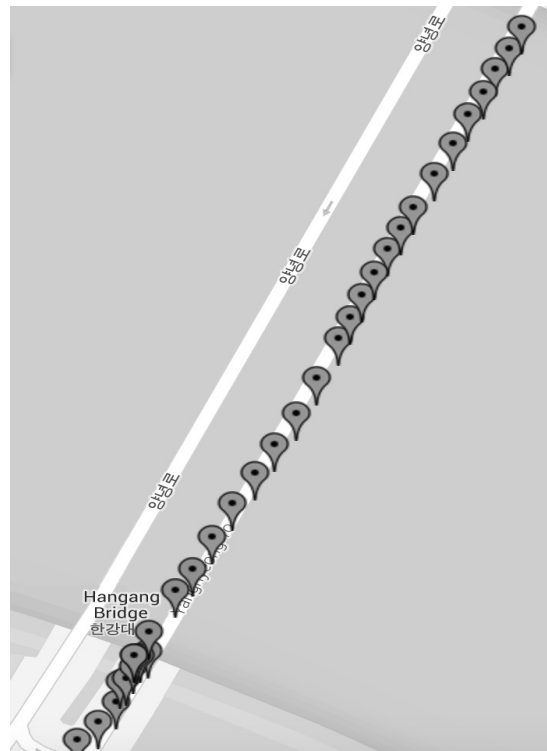


Fig. 3. 2014/1/31 12:55:00-12:57:00 Placemarks

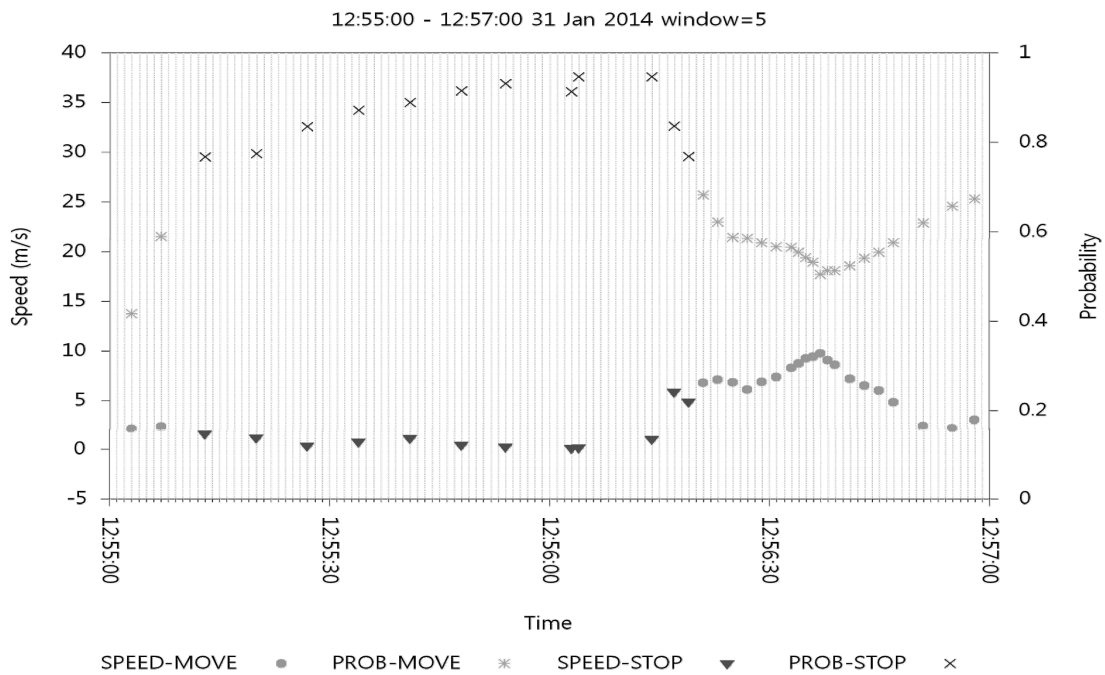


Fig. 4. 2014/1/31 12:55:00-12:57:00 Speed-Probability Graph

번째로 입력된 데이터는 파티클 필터 알고리즘의 두 번째 입력값에 평균 속도로 입력되지 않고, 현재 위치 데이터의 속도가 입력된다. 또 제일 처음 입력된 위치 데이터에는 두 번째로 입력된 위치 데이터의 이동 상태를 그대로 입력한

다. 따라서 다섯 번째로 입력되는 위치 데이터부터 평균 속도를 파티클 필터 알고리즘의 입력값으로 이용한다.

새로운 위치 데이터가 입력될 때마다 N개의 파티클을 생성한 뒤, 0에서 1 사이의 값으로 초기화한다. 평균 속도 Z_{avg}

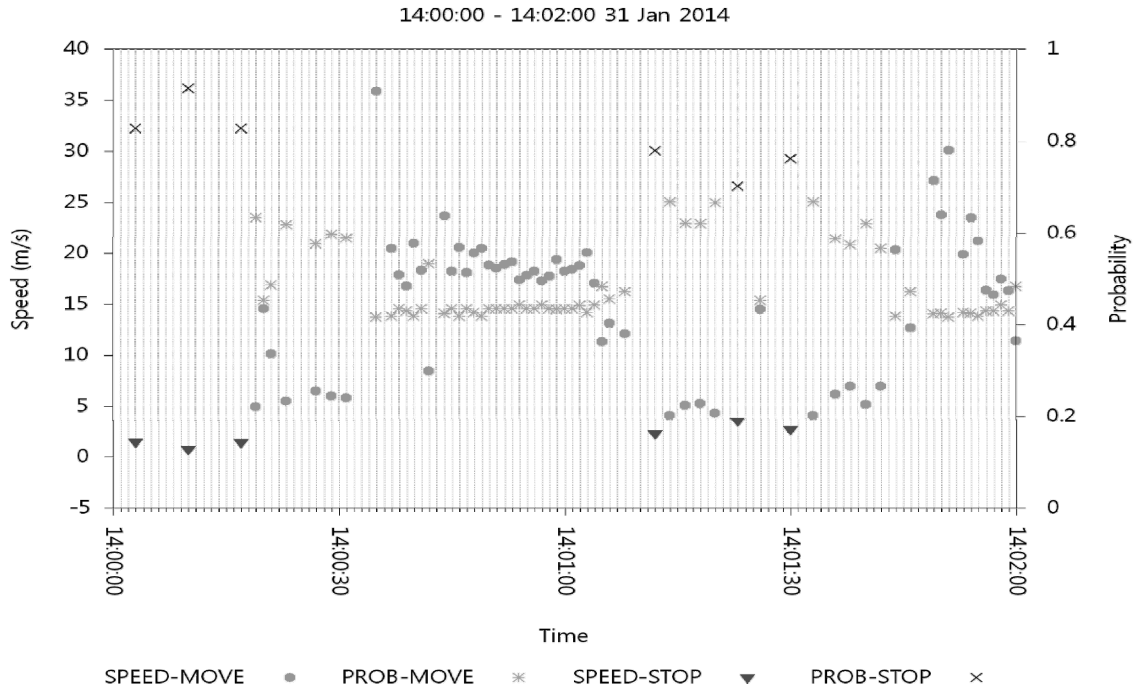


Fig. 5. Previous Study 2014/8/4 14:00:00-14:02:00 Speed-Probability Graph

를 이용하여 가중치(W)를 구한다. 가중치를 구할 때, 속도 Z를 확률로 표현하기 위해서 인간 이동속도의 분포는 지수 분포를 따른다는 연구 결과를 이용했다[9]. 즉 가중치를 계산할 때 속도 Z_{avg} 가 아닌 지수분포를 통해 얻은 속도가 Z_{avg} 일 확률인 P_z 를 이용했다. 속도가 빠를수록 확률 P_z 가 큰 값을 갖게 하도록, 지수분포의 누적분포함수를 이용하여 P_z 값을 구했다. P_z 를 구하는 식은 Equation (1)이다. 이때 A값은 참고문헌[9]의 결과에서 나온 $v0.15949$ 를 이용했다. $f(particle[k], Z_{avg})$ 는 가중치를 구하는 식으로, 파티클의 확률 값과 평균 속도를 이용해 얻은 확률값을 이용한 상수곱 및 사칙연산의 간단한 수식을 의미하며, 이는 Equation (2)에 해당하고, P_z 가 너무 큰 값을 갖기 때문에 적당한 상수 C로 나눠줄 필요가 있다. 본 논문에서는 C값으로 4.0을 이용했다.

파티클을 업데이트할 때는 조건에 맞는 식을 이용한다. Table 1의 9번째 줄의 조건은 해당 파티클의 값이 0.5보다 작거나 같고, 가중치가 0.5보다 클 때, 파티클의 값이 0.5보다 크거나 같고, 가중치가 0.5보다 작거나 같을 때의 두 가지 경우이다. 이는 파티클의 값을 0 또는 1에 가깝게 만들기 위한 방법이다. 0.5보다 작은 값을 가진 파티클의 가중치가 크다면 가중치를 빼 0에 가깝게, 작다면 가중치를 더해 1에 가깝게 하며 0.5보다 큰 값을 갖는 파티클의 가중치가 작으면 가중치를 빼 0에 가깝게, 가중치가 크면 가중치를 더해 1에 가깝게 만드는 것이다.

파티클을 업데이트한 후 반복을 거친 다음, 마지막으로 파티클들의 확률의 평균을 이용해 이동 상태인 X를 구한다. 이 확률들의 평균값이 실험값 0.75보다 작으면 이동으로, 그 외는 정지로 판단했다.

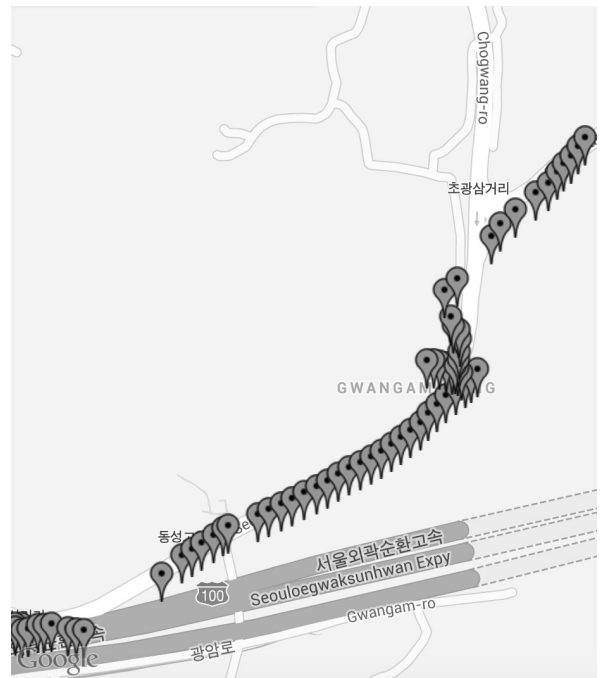


Fig. 6. 2014/1/31 14:00:00-14:02:00 Placemarks

$$P_z = 1 - e^{-A * Z_{avg}} \tag{1}$$

$$f(particle[k], P_z) = particle[k] - P_z / C \tag{2}$$

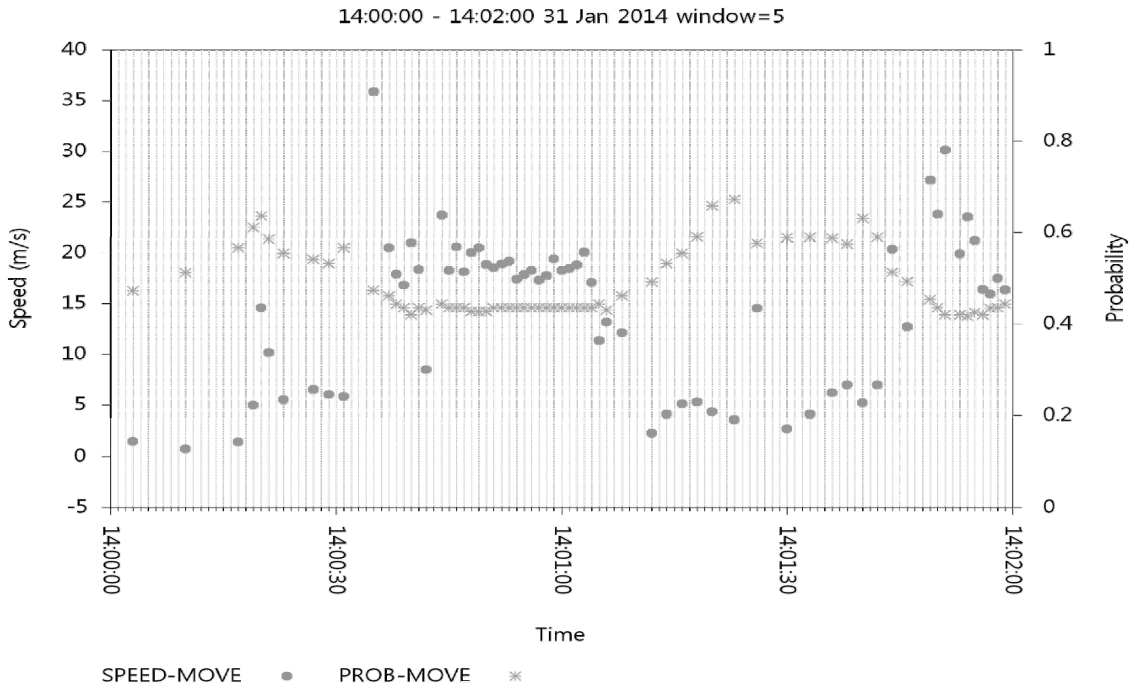


Fig. 7. 2014/1/31 14:00:00-14:02:00 Speed-Probability Graph



Fig. 8. 2014/1/31 14:07:00-14:09:00 Placemarks

4. 실험 결과 및 분석

실험 결과는 Keyhole Markup Language(KML viewer) [9]를 이용한 지도상 표기와 속도-확률 그래프를 이용했다.

KML은 경도, 위도를 이용하여, 지도상의 이동 상태를 표현하기 위해 사용한다. 상태의 표시를 위하여 플레이스 마크를 이용했는데, 적색 플레이스 마크는 정지를, 녹색 플레이스 마크는 이동을 의미한다.

Fig. 1은 Sports-Tracker를 이용하여 얻은 2014년 1월 31일의 하루치 데이터이며, KML을 이용해 지도에 표기했다.

Fig. 2는 Garmin을 이용하여 얻은 2014년 8월 4일의 하루치 데이터이다. Fig. 1과 Fig. 2에서 위치 데이터가 서로 연결되지 않고 떨어져 있는 데이터들이 있는 것은, 기기를 꺼서 수집을 멈춰, 멈춘 사이 시간의 데이터들이 수집되지 않았기 때문이다.

Fig. 5는 이전 실험에서의 결과로 2014년 1월 31일의 2분간의 일부 데이터를 나타낸 그림이다. Fig. 3, Fig. 6, Fig. 8은 2014년 1월 31일의 일부 데이터를 2분간 구간별로 나타낸 그림이다. 또한, Fig. 10, Fig. 12는 2014년 8월 4일의 일부 데이터를 2분간 구간별로 나타낸 그림이다. 그리고 Fig.

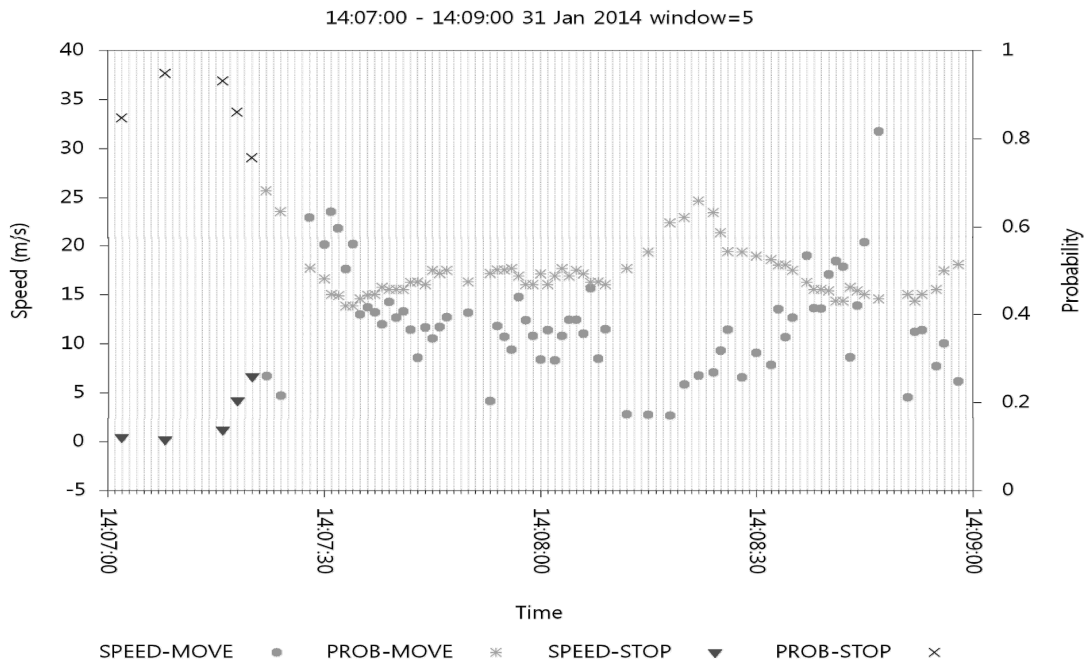


Fig. 9. 2014/1/31 14:07:00-14:09:00 Speed-Probability Graph



Fig 10. 2014/8/4 08:00:00-08:02:00 Placemarks

4, Fig. 7, Fig. 9는 각각 Fig. 3, Fig. 6, Fig. 8에 해당하는 일자의 구간을 나타낸 속도-확률 그래프이다. 또한, Fig. 11, Fig. 13은 각각 Fig. 10, Fig. 12의 구간을 나타낸 속도-확률 그래프이다.

속도-확률 그래프는 해당 위치 데이터의 속도와 파티클들의 평균 확률을 그래프로 표현하기 위해서 사용했다. 정지와 이동을 구분하기 위해서, 정지로 판단된 위치 데이터의 속도와 확률의 마크를 이동으로 판단된 데이터의 속도와 확률 마크와 다르게 표시했다. Fig. 4에서, ●는 이동으로 판단된 데이터의 속도값을, ※는 이동으로 판단된 데이터의 확률값을, ▼는 정지로 판단된 데이터의 속도값을 나타낸다. 또, ×는 정지로 판단된 데이터의 확률값을 나타낸다. 이상의 표식은 모든 속도-확률 그래프에서 동일하게 이용된다. 그리고 window는 평균을 구하기 위하여 이용한 속도값 개수

의 크기를 지칭하며, 평균 속도를 구할 때 총 5개의 데이터를 이용함을 의미한다.

Fig. 4에서는 12:56:20 부근의 데이터가 정지로 판단된 것을 알 수 있다. 이는 이전 시간의 데이터들이 낮은 속도로 정지로 판단되면서, 이 낮은 속도들이 이후 시간의 데이터에 영향을 주면서 평균 속도가 낮은 값으로 구해져, 이후 시간의 데이터들도 정지로 판단된 것으로 보인다. 이러한 현상은 Fig. 9의 14:07:20 부근에서도 볼 수 있다. 해당 데이터의 속도값이 커짐에도 불구하고 평균 속도로 인해 정지로 판단되는 것을 볼 수 있다.

Fig. 7을 보면 기존 연구에서 현재 속도값만 이용한 실험 결과와 다른 점을 확실히 알 수 있다. 기존 실험 결과는 Fig. 5에 나와 있다. Fig. 7에서는 모든 데이터가 이동으로 판별된 것에 비해, Fig. 5에는 정지로 판단된 데이터가 존재

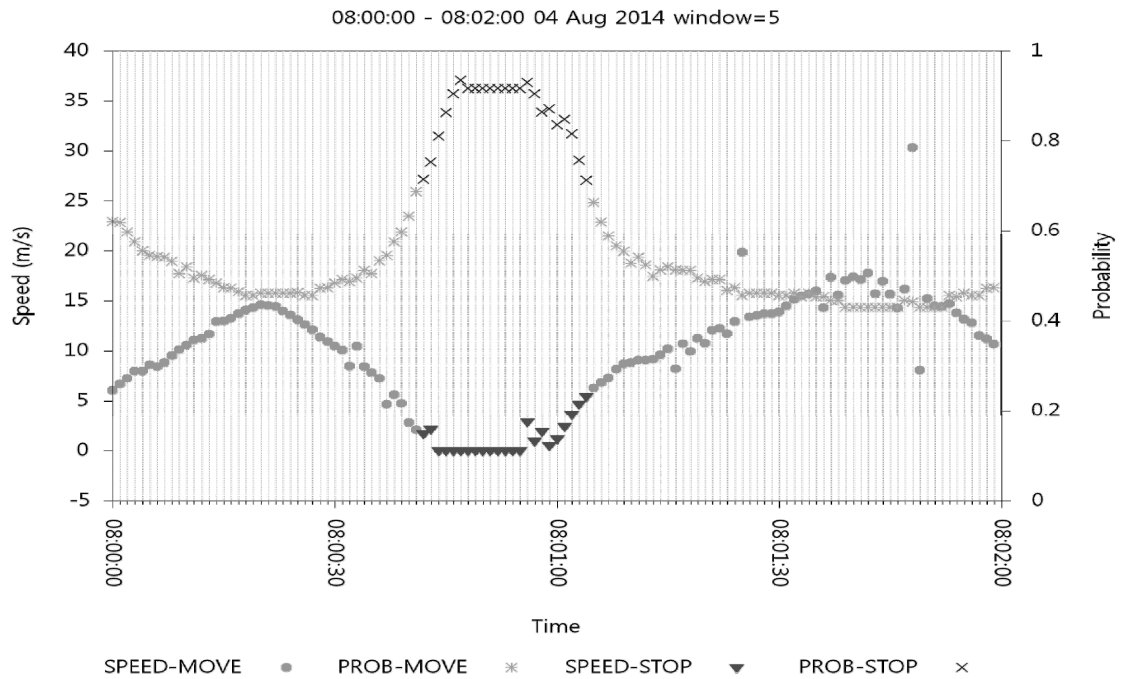


Fig. 11. 2014/8/4 08:00:00-08:02:00 Speed-Probability graph



Fig. 12. 2014/8/4 10:17:00-10:19:00 Placemarks

한다. 이는 기존 연구에서 부정확한 결과로 판단된, 짧은 시간 내에 상태가 계속 변하는 문제를 이번 연구에서 해결했음을 알 수 있다. 또한, Fig. 7에서 시작부 처음 3개의 데이터가 이동으로 판단된 것은 평균속도를 이용하기 때문에 이전 시간의 속도의 영향인 것으로 볼 수 있다.

Fig. 11을 보면 전형적으로 이동에서 정지로 바뀔 때 속도가 점차 느려지며, 정지에서 이동으로 바뀔 때는 속도가 점차 빨라지는 것을 볼 수 있다. 또한, Fig. 9와 비교했을

때, Garmin으로 얻은 위치 데이터의 측정 간격이 Sports-Tracker에 비해 훨씬 짧음을 볼 수 있다. 이로 인해 같은 2분간의 데이터이지만, Garmin으로 측정된 데이터의 수가 훨씬 많다. Fig. 12와 Fig. 13을 같이 보면, 아파트 단지 내에서 도보로 아주 낮은 속도로 이동하지만, 다수의 위치 데이터들이 정지로 판단된 것을 볼 수 있다. 이는 기존 연구에서 정체 구간에서 연속된 데이터들이 정지로 판단된 것과 유사한 결과라 볼 수 있다.

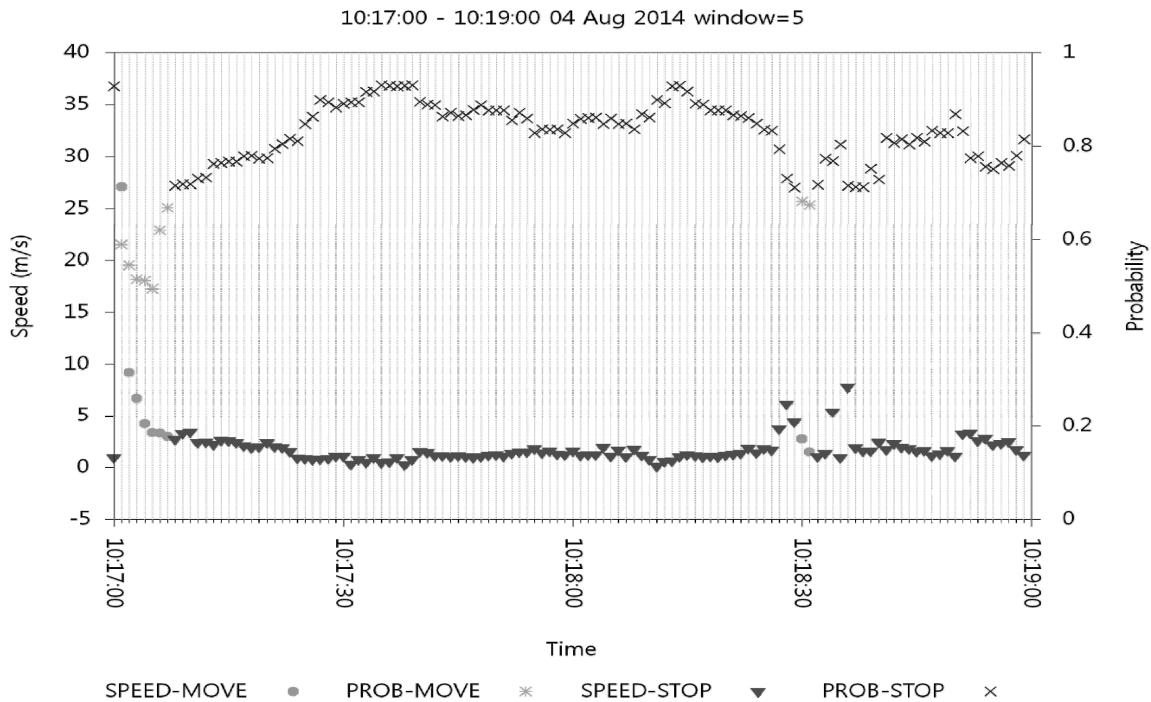


Fig. 13. 2014/8/4 10:17:00-10:19:00 Speed-Probability Graph

지도상에 표기된 Fig. 3, Fig. 10을 보면 상태가 일정 시간 이상 유지되는 것을 볼 수 있다. 즉 정지 상태로 판단된 데이터들이 비슷한 위치에 분포하고, 이동으로 판단된 데이터들도 서로 유사한 위치에 분포함을 알 수 있다.

속도-확률 그래프들을 보면, 주로 파티클들의 평균 확률이 0.4에서 1.0 사이에 분포함을 알 수 있다. 또한, 확률과 속도 분포가 서로 대칭되는 것을 볼 수 있다. 즉, 속도가 낮을수록 확률이 큰 값으로 나오는 경향이 있고, 속도가 클수록 확률이 작은 값으로 나오는 경향이 있다. 가중치는 속도가 클수록 큰 값이 나오는 경향이 있으므로, 가중치를 파티클의 확률에서 빼면, 파티클의 확률은 작은 값을 가질 것이다.

5. 결론 및 앞으로의 연구 방향

본 논문에서는 파티클 필터를 이용하여 인간의 이동 상태 판단을 위한 알고리즘을 개발하고 이의 효용을 파악하기 위하여 관련 실험을 시행하였다. 그 결과, 기존 연구에서 오류라 여겨졌던, 짧은 시간 내에 이동 상태가 계속 바뀌는 현상을 해결하였다. 하지만 평균 속도를 이용하기 때문에 발생하는 새로운 문제를 수정할 필요가 있다. 이 문제는 한 상태에서 다른 상태로 바뀌는 지점에서 이전 상태와 속도값이 오랜 시간 유지됨에 따라 다른 상태로 바뀔 때 평균속도에 영향을 끼쳐 새로 바뀐 상태가 아닌, 이전의 상태가 유지되는 현상을 말한다. 예를 들어 정지 상태가 오랜 시간 유지되다 이동 상태로 바뀔 때, 이전 시간의 낮은 속도들이

이동 상태로 판단돼야 할 높은 현재 속도값이 나타났음에도 불구하고, 평균 속도를 낮추므로 현재 입력된 데이터가 정지로 판단되는 경우가 발생한다.

다음 연구에서는 위치 데이터의 오류로 인해 잘못된 속도값을 얻어 부정확한 결과가 나오는 것을 방지하기 위해 이용했던 이전 시간의 위치 데이터들의 속도값을 사용하되, 속도값 모두의 평균값이 아닌, 가까운 시간의 데이터의 속도값일수록 비중이 커질 수 있는 새로운 방법을 적용하여 더 정확한 결과를 얻을 것으로 예측된다.

정확한 결과를 얻은 다음에는, 지금까지의 연구에선 단순히 정지 또는 이동 상태를 구분했다면, 다음 단계의 연구에서는 더 세분화된 3가지로 상태를 표현할 것이다. 즉, 정지, 특정 영역 내의 이동, 특정 영역 밖으로의 이동으로 표현할 예정이다. 정지 상태는 지금까지의 연구에서 정지 상태와 동일하고, 이동 상태를 서로 다른 의미를 갖는 두 가지로 분류할 것이다. 특정 영역 내에서의 이동의 예를 들면, 여러 개의 건물을 갖고 있는 쇼핑몰에서 한 건물에서 다른 건물로 이동하는 것을 의미한다. 또, 특정 영역 밖으로의 이동의 예를 들면, 해당 쇼핑몰에서 지하철역으로 이동하는 것을 의미한다. 이러한 이동 상태의 분류는 도보 이동에 초점을 맞춘 연구라 할 수 있으며, 더 나아가 현재 이동 중인 사람의 목적지도 예측할 수 있는 연구로의 발전 가능성이 있다.

또한, 이동 상태를 세분화하는 것도 가능하다. 도보 이동, 버스, 지하철, 자동차 등 여러 가지의 이동 수단을 이용한 이동을 분류하기 위해서는 더욱 연구를 발전시킬 필요가 있다.

References

[1] Ji Hyun Baik, Ha Yoon Song, "Determining Human Movement with Particle Filter," *The 2014 Fall Conference of the KIPS* Vol.21, No.2, pp.372-375, Nov., 2014.

[2] Horanont T, Phithakkitnukoon S, Leong TW, Sekimoto Y, and Shibasaki R, "Weather Effects on the Patterns of People's Everyday Activities: A Study Using GPS Traces of Mobile Phone Users," *PLoS ONE* 8(12): e81153. doi:10.1371/journal.pone.0081153, 2013.

[3] Chen, Zhe "Bayesian filtering: From Kalman filters to particle filters. and beyond," *Technical report, McMaster University*, 2003.

[4] S Thrun, "Particle Filters in Robotics," *Proceeding UAI'02 Proceedings of the Eighteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pp.511-518, 2002.

[5] Eun-Mi Choi, Hui-Kyung Oh, and In-Cheol Kim, "Particle Filters for Positioning WiFi Device Users," *Journal of KIISE : Software and Applications*, Vol.39, No.5, pp.382-389, May, 2012.

[6] Sports-Tracker [Internet], <http://www.sports-tracker.com>

[7] Garmin [Internet], <http://www.garmin.com/en-US>.

[8] R. W. Sinnott, "Virtues of the Haversine," *Sky and Telescope*, Vol.68, No.2, p.159, 1984.

[9] Song, Ha Yoon, Jun Seok Lee, "Finding Probability Distributions of Human Speeds." *In AMBIENT 2014, The Fourth International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies*, pp.51-55. 2014.

[10] Keyhole Markup Language [Internet], http://en.wikipedia.org/wiki/Keyhole_Markup_Language.



송 하 윤

e-mail : hayoon@hongik.ac.kr

1991년 서울대학교 계산통계학과(학사)

1993년 서울대학교 전산과학(석사)

2001년 Computer Science Department,
University of California at Los Angeles, USA(Ph.D)

2001년~현 재 홍익대학교 컴퓨터공학과 교수

2009년 Institute of Computer Technology, Vienna University of Technology, Austria(객원 연구원)

관심분야: 모바일 컴퓨팅, 성능 분석, 사물인터넷, 인간 이동모델링



백 지 현

e-mail : jihyun1357@naver.com

2012년~현 재 홍익대학교 컴퓨터공학과

학사과정

관심분야: 빅데이터 분석, 데이터베이스, 모바일 컴퓨팅