

# 연속 자유 공간에서 가우시안 보간법을 이용한 보행자 위치 추적

김 인 철\* · 최 은 미\*\* · 오 휘 경\*\*\*

## 요 약

본 논문에서는 대규모 실내 환경에서 WiFi 모듈이 내장된 스마트폰 사용자의 위치를 추적하기 위한 효과적인 이동 모델과 관측 모델을 제시한다. 제안하는 세 가지 연속 이동 모델들은 보행자의 움직임에 대한 더 정확한 예상 확률 분포를 제공한다. 또, 가우시안 보간법 기반의 관측 모델은 훈련 데이터의 수집이 이루어지지 않은 지역들에 대해서도 관측 우도 계산을 가능하게 한다. 파티클 필터 프레임워크 속에 이와 같은 이동 모델과 관측 모델을 결합함으로써, 본 연구의 위치 추적 알고리즘은 대규모 실내 환경들에서도 스마트폰 사용자의 위치를 정확하게 추적할 수 있다. 한 복층 건물에서 안드로이드 스마트폰으로 수행한 실험을 통해, 본 연구에서 제안한 WiFi 위치 추적 알고리즘의 성능을 확인할 수 있었다.

키워드 : 실내 위치 추적, WiFi 신호, 파티클 필터, 가우시안 보간, 관측 모델

## Gaussian Interpolation-Based Pedestrian Tracking in Continuous Free Spaces

In-Cheol Kim\* · Eun-Mi Choi\*\* · Hui-Kyung Oh\*\*\*

## ABSTRACT

We propose effective motion and observation models for the position of a WiFi-equipped smartphone user in large indoor environments. Three component motion models provide better proposal distribution of the pedestrian's motion. Our Gaussian interpolation-based observation model can generate likelihoods at locations for which no calibration data is available. These models being incorporated into the particle filter framework, our WiFi fingerprint-based localization algorithm can track the position of a smartphone user accurately in large indoor environments. Experiments carried with an Android smartphone in a multi-story building illustrate the performance of our WiFi localization algorithm.

Keywords : Indoor Localization, WiFi Signal, Particle Filter, Gaussian Interpolation, Observation Model

### 1. 서 론

최근 들어 스마트폰을 비롯한 다양한 지능형 휴대 기기들이 급속히 보급되면서, 휴대 기기를 이용한 위치 기반 서비스들의 개발도 활발해졌다. 실외 위치 추적에 가장 많이 이용되는 GPS도 실내 환경에서는 수신율이 낮아, 현재는 WiFi나 GSM, RFID 등을 이용한 다양한 실내 위치 추적 시스템들이 개발되고 있다. WiFi 송신기(AP)들로부터 수신

한 신호 강도를 오프-라인 단계(off-line phase)에서 구축한 WiFi 신호 지도(radio map)와 비교함으로써 수신 단말기 사용자의 현재 위치를 추정하는 방식을 일반적으로 WiFi 지문 인식(fingerprinting) 방식이라고 한다[1, 2]. 이 방법은 주변 AP들의 위치와 수신된 신호 강도로부터 수신 단말기 사용자의 위치를 추정하는 삼각측량법(trilateration)보다 복잡한 실내 환경에서 정확도가 더 높다고 알려져 있다.

하지만 이 방법 역시 여전히 WiFi 신호의 불안정성(unstability)과 사용자 움직임의 불확실성(uncertainty) 문제를 포함하고 있을 뿐 아니라, 신호 지도 작성을 위해 오프-라인 단계에서 많은 노력과 비용이 요구된다는 문제점을 가지고 있다[3]. 따라서 복잡하고 광범위한 실내 환경에서도 WiFi 지문 인식 위치 추적 방법을 성공적으로 적용하기 위해서는 불확실한 사용자의 움직임을 보다 정확히 예측해낼

\* 본 논문은 지식경제부 산업원천기술개발사업(10035348, 모바일 플랫폼 기반 계획 및 학습 인지 모델 프레임워크 기술 개발)의 지원으로 수행되었음.

† 중신회원: 경기대학교 컴퓨터과학과 교수

\*\* 준 회 원: 경기대학교 컴퓨터과학과 박사과정

\*\*\* 준 회 원: 경기대학교 컴퓨터과학과 석사과정

논문접수: 2012년 4월 3일

심사완료: 2012년 4월 16일

수 있는 이동 모델(motion model)과 오프-라인 단계에서 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 지역들까지 포함해 환경 내 모든 지역들에서 관측 우도(measurement likelihood)를 계산해 줄 수 있는 관측 모델(observation model)이 개발되어야 한다.

본 논문에서는 복도와 계단 등을 포함하는 복층 구조의 대규모 실내 환경에서 활동 중인 스마트폰 사용자의 실시간 위치 추적을 위한 파티클 필터(particle filter) 기반의 WiFi 지문 인식 방법을 소개한다. 본 논문에서 제안하는 WiFi 위치 추적 방식은 확률 기반의 파티클 필터 추론 엔진을 토대로 보행자의 움직임을 표현하는 새로운 이동 모델과 가우시안 보간법(Gaussian interpolation) 기반의 새로운 관측 모델을 이용한다. 본 연구에서 제안한 모델들과 위치 추적 알고리즘의 성능을 분석하기 위해, 한 대학 연구동에서 안드로이드 스마트폰 사용자를 대상으로 위치 추적 실험을 전개하고 그 결과를 소개한다.

## 2. 이동 모델

본 연구에서는 수신된 WiFi 신호 강도로부터 스마트폰 사용자의 실내 위치를 추정하기 위해 파티클 필터 추론을 수행한다. 사용자의 다음 위치를 예측할 수 있도록 도움을 주는 이동 모델은 파티클 필터의 핵심 요소 중 하나이다. 각 모터의 인코더로부터 비교적 쉽게 이동 속도 및 방향 등을 취득할 수 있는 이동 로봇의 경우와는 달리, 보행 중인 스마트폰 사용자의 움직임에 관한 정확한 이동 제어 정보를 얻기란 쉽지 않다. 이러한 어려움에도 불구하고 실내 환경이 복잡하고 광범위할수록 이동 모델의 정확도가 파티클 필터를 이용한 위치 추적의 성능에 미치는 영향이 크기 때문에, 보다 실제에 더 근사한 이동 모델이 제공되어야 한다. 이 절에서는 실내 위치 추적을 위한 상태 표현법을 먼저 설명한 다음, 이것을 기초로 보행자의 움직임을 표현하기 위한 세 가지 부속 이동 모델에 관해 설명한다.

### 2.1 상태 표현

실내 위치 추적에 관한 종래의 많은 연구들은 복도형 실내 공간을 주로 다루거나 혹은 로비나 강당과 같은 넓은

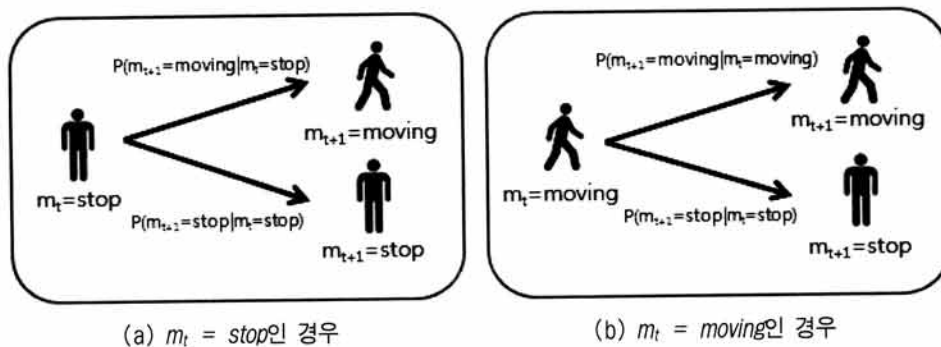
개방형 자유 공간을 다루는 연구들로 크게 나눌 수 있다. 본 논문에서는 복도와 계단, 그리고 다수의 방들을 포함하는 복층 실내 환경을 하나의 개방형 자유 공간으로 보고, 이 공간 위에서 움직이는 보행자의 상태  $x_t$ 를  $x_t = \langle f_t, p_t, \theta_t, m_t \rangle$ 로 표현한다. 이때  $f_t$ 와  $p_t$ 는 각각 현재 사용자가 있는 건물의 층(floor)과 위치(position)를 나타내며,  $\theta_t$ 와  $m_t$ 는 사용자의 방향(orientation)과 이동 상태(motion state)를 나타낸다. 여기서 이동 상태란 현재 사용자가 정지(stop)중인지, 아니면 이동(moving)중인지를 의미한다. 또, 위치  $p_t$ 는 2차원 평면 좌표상의 한 점  $(x_t, y_t)$ 으로 표시할 수 있다.

### 2.2 이동 상태 전이 모델

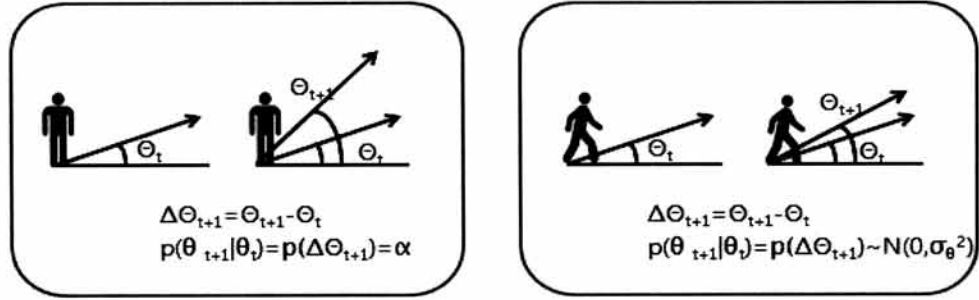
보행자의 이동 속도 및 방향을 직접 측정할 수 없다면, 현재 상태  $x_t$ 로부터 다음 상태  $x_{t+1}$ 를 예측할 수 있는 이동 모델의 확률적 표현은  $p(x_{t+1}|x_t)$ 으로 볼 수 있다. 이동 상태 전이 모델  $p(m_{t+1}|m_t)$ 은 보행자의 현재 상태  $m_t$ 가 주어지면 다음 상태  $m_{t+1}$ 가 정지(stop) 혹은 이동(moving) 상태로 변경될 확률을 나타낸다. 즉, 이동 상태 전이 모델은 보행자가 현재 정지/이동 중이면, 다음 순간 정지/이동할 확률이 얼마인지를 나타낸다. (그림 1)의 좌측은 현재 상태가 정지일 때, 우측은 이동 중일 때 가능한 모든 상태 전이와 확률들을 보여주고 있다. 하나의 이동 상태 모델은  $2 \times 2$  조건부 확률 행렬로 표현할 수 있다.

### 2.3 방향 모델

방향 모델  $p(\theta_{t+1}|\theta_t)$ 은 보행자의 현재 방향  $\theta_t$ 에서 다음 순간 방향  $\theta_{t+1}$ 로 변경될 확률을 나타낸다. 본 연구에서는 보행자가 이동 중일 때( $m_{t+1} = moving$ 일 때)는 방향 전환 없이 원래 방향으로 직선 이동을 하고, 보행자가 정지중일 때( $m_{t+1} = stop$ 일 때)만 자유롭게 방향 전환을 할 수 있다고 가정한다. (그림 2)은 앞선 가정에 따라, 방향 전환 폭  $\Delta\theta_{t+1}$ 을 결정하는 방식을 나타내고 있다. (그림 2)의 좌측은 이동 상태 전이 모델에 따라 다음 상태가 정지로 결정된 경우( $m_{t+1} = stop$ 일 때)를 나타내며, 이 경우 방향 전환



(그림 1) 이동 상태 전이 모델



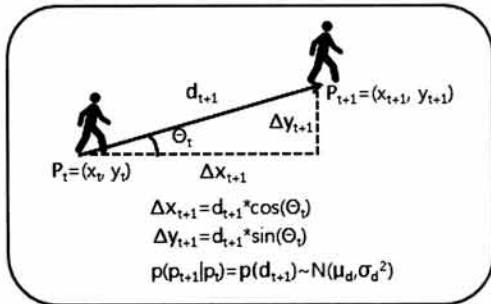
(a)  $m_{t+1} = stop$ 인 경우

(b)  $m_{t+1} = moving$ 인 경우

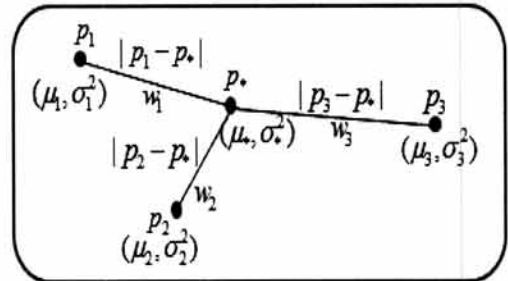
(그림 2) 방향 모델

꼭  $\Delta\theta_{t+1} = \theta_{t+1} - \theta_t$ 는 라디안(radian) 각으로  $[0, 2\pi]$  범위 내에서 임의로 선택하여 결정한다. 반면에, (그림 2)의 우측은 다음 상태가 이동 중인 경우( $m_{t+1} = moving$ 일 때)를 나타내며, 이 경우 방향 전환 폭  $\Delta\theta_{t+1}$ 는 평균(mean)은 0, 분산(variance)은  $\sigma_\theta^2$ 인 가우시안 노이즈(Gaussian noise)를 적용하여 결정한다, 즉,  $p(\Delta\theta_{t+1}) \sim N(0, \sigma_\theta^2)$ .

(그림 3)은 위치 모델에 따라 다음 위치  $p_{t+1}$ 를 결정하는 방식을 나타내고 있다. 본 연구에서 실내 환경의 각 층(floor)은 일정한 좌표 범위를 가지고 있으며, 각 층의 특정 위치들을 통해서만 층간 이동이 가능하다고 가정한다. 따라서 새로 위치가 정해질 때마다 그 위치가 속한 좌표 범위에 따라 해당 층도 결정할 수 있다.



(그림 3) 위치 모델



(그림 4) 가우시안 보간

### 2.4 위치 모델

위치 모델  $p(p_{t+1}|p_t)$ 은 보행자가 현재 위치  $p_t$ 에서 다음 위치  $p_{t+1}$ 로 옮겨갈 확률을 나타낸다. 우리는 보행자가 이동 중일 때만( $m_{t+1} = moving$ ) 이동 거리  $d_{t+1}$ 만큼 위치 변화가 발생하고, 반면에 정지 상태이면( $m_{t+1} = stop$ ) 위치 변화가 없다( $p_{t+1} = p_t$ )고 가정한다. 한편, 이동 거리  $d_{t+1}$ 는 보행자의 평균 보속과 보폭, 그리고 가우시안 보행 오차 등을 고려하여 샘플링한다. 즉,  $p(d_{t+1}) \sim N(\mu_d, \sigma_d^2)$ , 여기서  $\mu_d$ 와  $\sigma_d^2$ 는 각각 평균 이동 거리와 분산을 나타낸다. 그리고 현재 위치  $p_t = (x_t, y_t)$ 와 이동 거리  $d_{t+1}$ 가 주어지면, (식 1)과 (식 2)에 따라 다음 위치  $p_{t+1} = (x_{t+1}, y_{t+1})$ 을 계산할 수 있다.

$$x_{t+1} = x_t + \Delta x_{t+1} = x_t + d_{t+1} \cdot \cos(\theta_t) \quad (\text{식 1})$$

$$y_{t+1} = y_t + \Delta y_{t+1} = y_t + d_{t+1} \cdot \sin(\theta_t) \quad (\text{식 2})$$

### 3. 가우시안 보간법 기반의 관측 모델

파티클 필터와 같은 많은 확률 기반의 WiFi 지문 인식 위치 추정 방식은 오프-라인 단계에서 수집된 훈련 데이터로부터 각 지역 별 WiFi 수신 강도에 관한 확률 분포를 구해놓고, 실시간 위치 추적 단계에서 이들을 이용함으로써 원하는 위치의 관측 우도(measurement likelihood)를 계산할 수 있다. 하지만 대부분의 WiFi 지문 인식 위치 추정 방식에서 쓰는 관측 모델들은 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 지역들에 대해서는 관측 우도 계산이 불가능하다. 따라서 광범위한 연속 환경에 이러한 WiFi 위치 추적 방식을 적용하기 위해서는 전체 공간을 유한개의 격자들로 분할하고 이 격자단위로 훈련 데이터의 수집과 관측 우도를 계산할 수밖에 없다. 이러한 이산화(discretization)는 위치 추적의 정밀도를 크게 감소시키고, 위치 추적의 정확도도 격자 크기에 제한을 받는다.

본 논문에서는 이미 WiFi 신호 강도 확률 분포를 알고 있는 이웃 지역들로부터 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 임의의 다른 지역의 관측 우도를 계산할 수 있는 가우시

안 보간법(Gaussian interpolation)과 관측 모델을 제안한다. (그림 4)는 가우시안 보간법을 예시하고 있다. 그림에서 점  $p_1, p_2, p_3$ 가 가리키는 지역들에서는 이미 그 지역에서 수집한 훈련 데이터들을 바탕으로 각 지역에서 수신 가능한 신호 강도를 나타내는 가우시안 확률 분포들을 알고 있다고 가정한다. 이때 이들을 이용해 데이터 수집이 이루어지지 않은 임의의 위치  $p_*$ 에서 수신 가능한 신호 강도 확률 분포를 예측할 수 있다. 각 이웃 지역  $p_i$ 의 확률 분포가  $p_*$ 의 수신 강도 확률 분포를 예측하는데 기여하는 정도는 (식 3)과 같이  $p_*$ 와의 거리, 즉  $|p_i - p_*|$ 에 반비례하는 가중치(weight)  $w_i$ 에 따른다.

$$w_i = k(p_i, p_*) = \exp\left(-\frac{1}{2l^2}|p_i - p_*|^2\right) \quad (\text{식 3})$$

그리고 (식 4)와 같이, 이웃 지역의 가우시안 확률 분포 매개 변수들인 평균  $\mu_i$ 와 분산  $\sigma_i^2$ 들을 가중치  $w_i$ 를 곱해 일차 선형 결합함으로써, 임의의 지역  $p_*$ 의 수신 강도 확률 분포를 쉽게 계산할 수 있다.

$$\mu_* = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i, \quad \sigma_*^2 = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \sigma_i^2 \quad (\text{식 4})$$

위치 추적 단계에서 이렇게 계산된  $p_*$ 의 수신 강도 확률 분포를 이용하여, 새로운 WiFi 관측치  $z$ 에 대한 우도 확률을 (식 5)와 같이 계산할 수 있다.

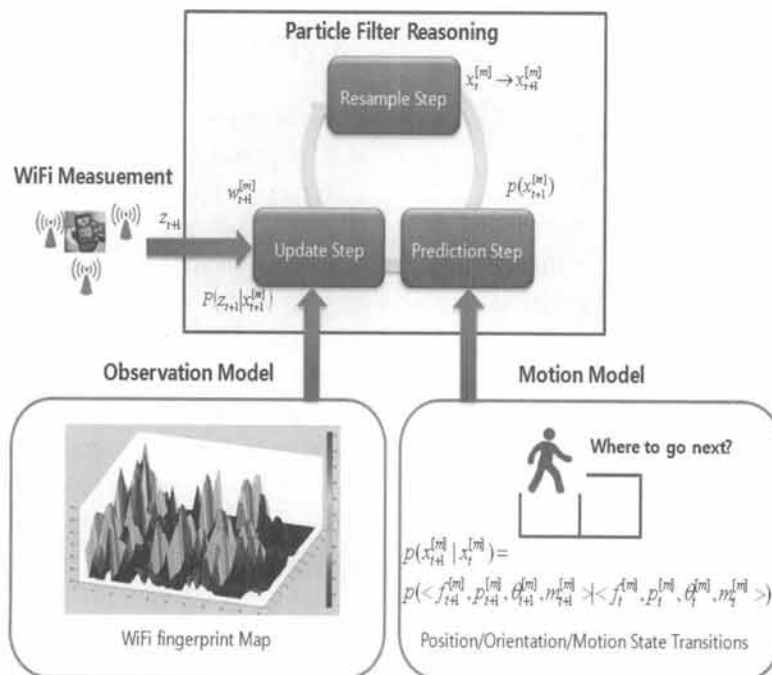
$$p(z|p_*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_*^2}} \exp\left(-\frac{(z - \mu_*)^2}{2\sigma_*^2}\right) \quad (\text{식 5})$$

이와 같은 가우시안 보간법을 이용하면, 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 수많은 다른 임의의 지역에 대해서도 관측 우도를 계산할 수 있는 관측 모델이 마련된다.

#### 4. 위치 추적을 위한 파티클 필터

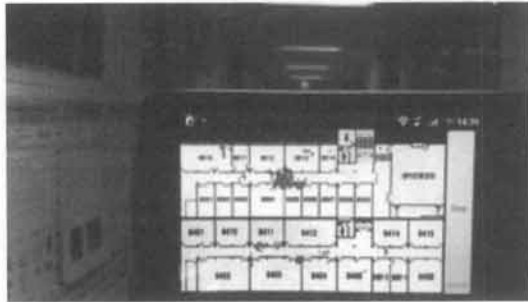
파티클 필터(particle filter)는 연속 공간상의 위치 추적을 위한 효율적인 베이즈 필터(Bayesian filter)의 한 근사방법이다[4, 5]. 파티클 필터를 이용한 위치 추적에서는 보행자의 위치  $x_t$ 에 대한 사후 확률 분포  $bel(x_t)$ 를  $M$  개의 샘플과 가중치들로 구성된 집합  $X_t$ 로 표현한다. 즉,  $X_t = \{ \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle \mid m = 1, \dots, M \}$ . 이때 각 샘플  $x_t^{[m]}$ 는  $\langle f_t^{[m]}, p_t^{[m]}, \theta_t^{[m]}, m_t^{[m]} \rangle$ 로 표현되는 보행자의 한 상태를 나타내고,  $w_t^{[m]}$ 는 그 상태에 대한 중요도를 평가한 가중치를 나타낸다. (그림 5)는 WiFi 신호를 이용해 실내 환경에서 보행중인 한 스마트폰 사용자의 위치를 추적하는 파티클 필터 추론과정을 나타내고 있다.

파티클 필터는 크게 세 단계로 구성된 과정을 반복한다. 리샘플 단계(resample step)에서는 가중치  $w_t^{[m]}$ 에 비례하는 확률에 따라 새로운 파티클 집합  $X_{t+1}$ 에 포함될 파티클  $x_{t+1}^{[i]}$ 을 선정한다. 예측 단계(prediction step)에서는 이동 모델  $p(x_{t+1}^{[m+1]}|x_t^{[m]})$ 에 따라 파티클 집합  $X_{t+1}$ 에 속한



(그림 5) 위치 추적을 위한 파티클 필터 추론

각 파티클을 이동시켜 새로운 위치 상태  $x_{t+1}^{[m]}$ 를 구한다. 갱신 단계(update step)에서는 새로운 센서 측정치  $z_{t+1}$ 와 관측 모델  $p(z_{t+1}|x_{t+1}^{[m]})$ 을 이용하여 새로운 위치 상태  $x_{t+1}^{[m]}$ 에 대한 가중치(weight)  $w_{t+1}^{[m]}$ 를 계산한다. 예측 단계의 확률  $p(x_{t+1}^{[m+1]}|x_t^{[m]})$ 와 갱신 단계의  $p(z_{t+1}|x_{t+1}^{[m]})$ 는 각각 앞서 정의한 보행자의 이동 모델과 관측 모델을 이용한다.



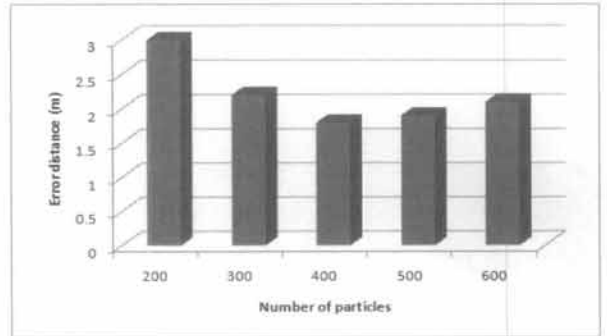
(그림 6) 구현 프로그램을 이용한 실험

### 5. 실험 및 평가

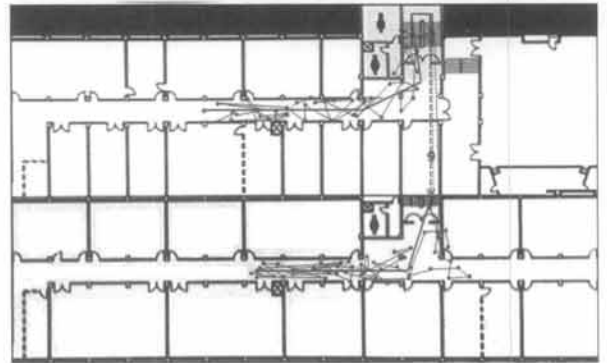
본 논문에서 제안한 모델들과 위치 추적 알고리즘의 성능을 분석하기 위해, (그림 6)에서 보듯이 구현 프로그램이 탑재된 안드로이드 스마트폰을 가지고 한 대학 연구동에서 위치 추적 실험들을 수행하였다. 실험이 수행된 실내 환경은 (그림 8)와 같이 복도와 방, 그리고 계단을 포함하는 4층과 5층의 복층 구조이며, 전체 면적은 104m x 36m의 크기이다. 실험에 사용된 AP의 개수는 총 8개이고, 실험은 평균 길이가 72m인 서로 다른 경로들에 대해 각각 10회씩 반복 수행되었다. 매회 사용자가 정해진 경로를 따라 걸어가면, 스마트폰의 위치 추적 프로그램은 약 0.5초 간격으로 WiFi 신호를 스캔하고 이것을 토대로 사용자의 현재 예상 위치를 붉은 점들로 지도에 표시해준다. 실험에서는 수작업으로 표시해둔 실제 위치와 위치 추적 프로그램의 예상 위치간의 오차를 구함으로써, 위치 추적 알고리즘의 정확도를 측정하였다. 또한, 이와 동시에 파티클들의 수가 위치 추적 성능에 어떤 영향을 주는지 분석해 보기위해, 파티클들의 수를 200개, 300개, 400개, 500개, 600개로 증가시키면서 실험을 전개해 보았다.

(그림 7)은 위치 추적 정확도에 관한 실험결과를 보여주고 있다. 전체적으로 평균 오차거리(error distance)는 1.8 ~ 3m이다. 현재 2 ~ 5m 이상의 오차를 보이고 있는 대부분의 기존 WiFi 실내 위치 추적 시스템들의 성능과 본 실험 환경의 복잡도와 크기를 고려할 때, 이것은 매우 높은 위치 추적 정확도를 보여준 것으로 판단한다. 본 실험들에서는 파티클 수가 400 개일 때 1.8m 이내 오차로 가장 높은 정확도를 보여주었다. (그림 8)에서는 실제 경로는 파란선으로, 본 위치 추적 프로그램의 추정 경로들은 붉은 선과 보라선

으로 표시해 비교해주고 있다. 부분적으로는 실제 경로와 차이를 보이는 곳도 있으나, 대부분 추정 경로들이 실제 경로에 매우 유사함을 확인할 수 있다.



(그림 7) 파티클 수에 따른 오차 거리



(그림 8) 실제 경로와 추정 경로들의 비교

### 6. 결론

본 논문에서는 대규모 연속 실내 환경에서 활동 중인 스마트폰 사용자의 실시간 위치 추적을 위한 파티클 필터기반의 WiFi 위치 추적 알고리즘을 소개하였다. 본 논문에서 제안한 WiFi 위치 추적 알고리즘은 확률 기반의 파티클 필터 추론 엔진을 토대로 보행자의 움직임을 표현하는 새로운 이동 모델과 가우시안 보간법 기반의 새로운 관측 모델을 이용하였다. 한 대학 연구동에서 스마트폰 사용자를 대상으로 수행한 실험을 통해, 본 연구에서 제안한 모델들과 위치 추적 알고리즘의 성능을 확인할 수 있었다.

### 참고 문헌

[1] J. Biswas, M. Veloso, "WiFi Localization and Navigation for Autonomous Indoor Mobile Robots", Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2010.  
 [2] Q. Yang, et al, "Estimating Location Using WiFi", IEEE Intelligent Systems, Vol.23, No.1, pp.8-13, 2008.  
 [3] B. Ferris, D. Hahnel, D. Fox, "Gaussian Processes for Signal

Strength-Based Location Estimation", Proc. of Robotics Science and Systems, 2006.

[4] S. Thrun, W. Burgard, D. Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.

[5] 김인철, 김승연, 김혜숙, "잡음 모델을 이용한 파티클 필터 측위", 정보처리학회논문지B, 제19권 제 1호, pp.1-4, 2012.



**김 인 철**

e-mail : kic@kyonggi.ac.kr

1985년 서울대학교 수학과(학사)

1987년 서울대학교 전산학과(이학석사)

1995년 서울대학교 전산학과(이학박사)

1996년~현 재 경기대학교 컴퓨터과학과 교수

관심분야: 인공지능, 기계학습, 지능로봇



**최 은 미**

e-mail : allychoi@kyonggi.ac.kr

2004년 경기대학교 컴퓨터과학과(학사)

2006년 경기대학교 컴퓨터과학과(석사)

2012년~현 재 경기대학교 컴퓨터과학과 박사과정

관심분야: 인공지능, 기계학습, 모바일컴퓨팅



**오 휘 경**

e-mail : ohkv770@kyonggi.ac.kr

2011년 경기대학교 컴퓨터과학과(학사)

2011년~현 재 경기대학교 컴퓨터과학과 석사과정

관심분야: 인공지능, 기계학습, 모바일 컴퓨팅