

# Wi-Fi 환경에서 센서 및 정규분포 확률을 적용한 실내 위치추정 알고리즘

이 정 용\*, 이 동 명<sup>o</sup>

## Indoor Localization Algorithm Using Smartphone Sensors and Probability of Normal Distribution in Wi-Fi Environment

Jeong-Yong Lee\*, Dong Myung Lee<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문에서는 실내 환경에서 정규분포 확률을 이용한 Wi-Fi 핑거프린트 방식과 스마트 폰에 내장된 가속도 센서 (accelerometer sensor), 자이로스코프 센서 (gyroscope sensor)를 이용하여 정확도를 향상시킨 위치추정 알고리즘을 제안하고, 실제 실험을 통하여 성능을 분석하였다. 제안한 알고리즘의 성능 실험은 본 대학교 공대 건물 내의 가로 세로 20m \* 10m의 공간에서 실시하였으며, 사용자가 각 구간을 이동 할 때 제안한 알고리즘의 위치추정 성능을 핑거프린트 (fingerprint) 방식과 추측항법 (dead reckoning)과 서로 비교하였다. 실험 결과, 제안한 알고리즘의 성능은 두 방식과 비교 했을 때, 최대 오차 거리는 각각 2cm, 36cm, 그리고 평균 오차 거리는 각각 16.64cm, 36.25cm 더 우수함을 확인하였다. 또한, 핑거프린트 맵 (map) 탐색 알고리즘의 성능도 맵 전체를 탐색하는 방식에 비해 약 0.15초 더 단축됨을 확인하였다.

**Key Words** : WLAN, Smartphone, Indoor localization, Fingerprint, Sensor

### ABSTRACT

In this paper, the localization algorithm for improving the accuracy of the positioning using the Wi-Fi fingerprint using the normal distribution probability and the built-in typed accelerometer sensor, the gyroscope sensor of smartphone in the indoor environment is proposed. The experiments for analyzing the performance of the proposed algorithm were carried out at the region of the horizontal and vertical 20m \* 10m in the engineering school building of our university, and the performance of the proposed algorithm is compared with the fingerprint and the DR (dead reckoning) while user is moving according to the assigned region. As a result, the maximum error distance in the proposed algorithm was decreased to 2cm and 36cm compared with two algorithms, respectively. In addition to this, the maximum error distance was also less than compared with two algorithms as 16.64cm and 36.25cm, respectively. It can be seen that the fingerprint map searching time of the proposed algorithm was also reduced to 0.15 seconds compared with two algorithms.

\* First Author : Tongmyong University, Department of Computer Engineering, leeway1423t@gmail.com, 학생회원,

<sup>o</sup> Corresponding Author : Tongmyong University, Department of Computer Engineering, dmlee@tu.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS0215-07-228, Received July 17, 2015; Revised September 11, 2015; Accepted September 11, 2015

## I. 서론

무선통신 기술이 발달함에 따라 Wi-Fi, AM/FM 라디오, RFID (Radio Frequency Identification), 무선 센서네트워크, 이동통신, 블루투스 등을 이용한 측위 기술 연구가 매우 활발히 진행되고 있다<sup>[1]</sup>. RFID는 대체적으로 높은 측위 정확도와 낮은 오차율을 가지지만 측위 기반시설의 구축비용이 높고, 블루투스는 측위 기반시설의 구축비용은 상대적으로 저렴하지만 신호의 통신 범위가 좁아 안정적인 위치추정 성능을 보장하기 어렵다는 단점을 가지고 있다<sup>[2]</sup>.

반면에 Wi-Fi 기반 측위기술은 신호의 통신 범위가 블루투스 보다 길고, 측위 기반시설 구축비용은 RFID에 비해 비용이 저렴하다는 장점을 가지고 있다. Wi-Fi 기반 측위기술은 주로 실내에서 Wi-Fi가 내장된 사용자의 단말기에서 주변의 Wi-Fi AP (Access Point)로부터 전송되는 패킷을 수신하고 이를 활용하여 사용자의 위치를 추정하는 기술이다. 따라서 Wi-Fi 기반 측위기술은 위치정보를 제공하려는 실내에 기본적으로 Wi-Fi AP가 일정 개수 이상 설치되어 있어야 하며, AP 개수는 곧 위치 정확도와 밀접한 관계가 있다<sup>[3]</sup>.

Wi-Fi 기반 측위기술에는 Cell-ID, 삼변측량법 (triangulation), 핑거프린트 (fingerprint) 기법이 있다. Cell-ID 방식은 위치추정 대상 주변에 가장 근접한 AP를 기준으로 현재 위치를 추정하며, 구현은 쉽지만 위치추정 정확도가 낮다는 단점이 있다. 삼변측량법은 기본적으로 높은 위치 정확도를 가지지만 다중경로 페이딩 (multipath fading)과 같은 현상으로 인해 위치 오차가 높아질 수 있다.

핑거프린트 기법은 실내 Wi-Fi 환경에서 스마트 폰 사용자의 위치추정 기법으로 사용되는 대표적인 측위 기법이다. 그러나 이 기법은 LOS (Line Of Sight) 환경에서는 위치추정 정확도는 우수하지만 핑거프린트 맵의 규모가 커질 경우 맵을 탐색하는 시간이 많이 소요되고, 특히 NLOS (Non LOS)에서는 위치추정 정확도가 낮아진다는 단점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 첫째 실내 Wi-Fi 환경에서 맵 탐색시간을 줄이기 위하여 사전 정보수집 단계에서 단말기의 위치추정 참조위치의 개수를 줄이는 방법을 사용하고, 둘째 스마트 폰에 내장된 센서인 가속도 센서 (accelerometer sensor)와 자이로스코프 센서 (gyroscope sensor)로 단말기의 이동거리 및 방향을 추정함으로써 NLOS에서 발생 할 수 있는 위치추정 정확도를 개선시키며, 셋째 정규분포 확률 기반의

Wi-Fi 핑거프린트 기법을 적용한 위치추정 알고리즘을 제시하고 성능을 분석하였다.

## II. 관련 연구

실외 측위기술에서는 GPS를 이용한 GNSS (Global Navigation Satellite System)와 같은 대표적이고 효율적인 시스템이 사용되고 있다. 그러나 실내 측위기술에서는 최근 위치기반 응용서비스의 주요 기술로 인식되고 연구개발은 진행되고 있지만 인정받을 수 있는 대표기술은 아직 미약한 실정이다<sup>[4]</sup>.

실내 측위기술에 일반적으로 사용되는 Wi-Fi 핑거프린트 기법은 직진성을 가지는 레이저와는 달리 AP의 신호가 장애물로 막힌 공간이나 복도와 같은 구부러진 공간에도 전달이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 이 기법은 날씨와 시간, 물체의 움직임, 공간 복잡도 등과 같은 환경에서는 AP신호의 세기가 아주 민감하게 변화하기 때문에 정확한 측위가 어려울 수도 있다.

Wi-Fi 핑거프린트 기법은 그림 1과 같이 서비스 지역을 여러 개의 참조 위치를 나누고 각각의 위치에서 신호 세기 정보를 수집하여, 수집한 정보를 바탕으로 위치를 추정한다. 이 기법은 주변의 환경적인 요소들을 사전 학습 단계를 통해 경감시키는 장점이 있으며, Microsoft 사의 RADAR 시스템이 대표적이다<sup>[5]</sup>. RADAR 시스템은 위치추정에 앞서 오프라인 단계를 통해 참조 위치에서 수집한 신호의 세기 (RSS : Received Signal Strength)와 신호 대 잡음 비 (SNR : Signal-to-Noise Ratio)를 측정하여 DB를 구성하고, 이를 이용하여 실제 사용자가 수신하는 신호를 실시간 위치 추정 단계에서 분석하여 위치를 추정한다.

[6]은 GPS로 위치를 추정할 수 없는 실내에서 미리 구축된 DB와 사용자의 단말기에서 검색된 AP 신호를 비교하여 위치 정보가 알려진, 즉 미리 구축된 AP만을 이용하여 단말기의 위치를 추정하는 기법을

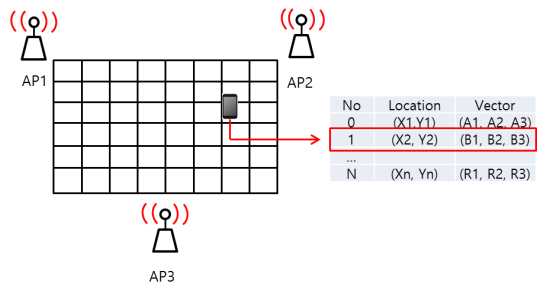


그림 1. Wi-Fi 핑거프린트 기법  
Fig. 1. Localization based on Wi-Fi fingerprint

제시하였다. [7]은 Wi-Fi 핑거프린트 방식을 사용하여 병원, 마트, 물류창고, 공공시설 등에서 Wi-Fi 모듈이 장착된 Tag 및 AP의 위치를 추정하는 기법을 제시하였다.

또한, 최근 스마트 폰의 대중화로 스마트 폰에 내장된 여러 가지 센서와 Wi-Fi 핑거프린트 기법을 이용한 다양한 방식들이 연구 개발되고 있다. 일반적으로 가속도 센서를 이용하여 이동하는 사용자의 걸음걸이를 계산하고 지자기 센서나 자이로스코프 센서를 이용하여 이동 방향을 계산하는 DR (Dead Reckoning) 기법이 있다. [8]은 신발에 관성 센서인 가속도와 자이로스코프 센서, 지자기센서를 부착하여 걸음걸이 수와 이동방향을 감지하여 위치를 추정하는 방법을 제시하였다. [9]는 허리에 부착한 센서 모듈 (가속도, 지자기 센서)을 사용하여 사용자의 움직임을 추정하였고, [10]은 스마트 폰에 내장된 관성 센서를 이용한 DR 기법으로 위치를 추정하면서 다양한 센서의 데이터를 이용하여 자율 학습 (unsupervised learning) 방식으로 특정 위치를 자동으로 인식하고 수집하여 오차를 제거하는 기법을 제시하였다. 그 이외에도 실내 환경에서 정확도를 향상시키려는 연구들이 다양하게 진행되고 있다.

### III. 제안한 위치추정 알고리즘

#### 3.1 위치추정 알고리즘의 구성

제안하는 위치추정 알고리즘의 구성은 그림 2와 같이 실내 공간을 일정한 구간으로 분할하고 분할된 구간의 참조 위치에서 Wi-Fi 신호 세기를 수집하여 핑거프린트 맵을 구성한다.

이렇게 구축된 핑거프린트 맵을 이용하여 사용자가 실내 공간을 이동할 때 참조 위치가 인식되면 소지하고 있는 스마트 폰으로 수신되는 신호세기를 핑거프린트 맵과 비교하여 사용자의 현재 위치를 추정한다. 그리고 참조 위치 사이를 이동하는 경우, 스마트 폰은 지면과 수평을 유지하며 선형적인 이동을 한다고 가정한다. 사용자의 걸음걸이 수는 가속도 센서를 이용

하여 측정하고, 여기에 보폭을 곱해 이동 거리를 추정한다. 제안하는 알고리즘은 가속도 센서와 자이로스코프 센서를 융합하여 사용자의 이동 방향을 계산하고, 이에 따른 구간의 핑거프린트 맵 영역만을 탐색하는 구조로 이루어져 있다.

#### 3.2 정규분포 확률 기반 Wi-Fi 핑거프린트 기법 설계

본 논문에서는 정규분포 확률을 이용하여 Wi-Fi 핑거프린트 기법을 설계한다. 사용자의 현재 위치를 추정하는 함수  $f(x)$ 는 각 위치에서 수신된 Wi-Fi 신호 강도로 구성된 훈련 데이터 집합 (training data set)으로부터 공분산 함수 커널 (covariance function kernel)을 적용하여 정의할 수 있다<sup>[11],[12]</sup>. 이 때 보편적으로 사용되는 것이 제곱 지수 커널 (squared exponential kernel)인데 식 (1)과 같이 표현된다. 식 (1)에서  $x_p$ ,  $x_q$ 는 입력 값,  $\sigma_f^2$ 는 신호의 변화를 나타내는 분산,  $l$ 은 포인트 사이의 상관관계를 결정하는 길이의 크기를 나타내는 상수이며 이는 사용자에게 의해 결정된다.

$$k(x_p, x_q) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2l^2}|x_p - x_q|^2\right) \quad (1)$$

Wi-Fi 핑거 프린트 기법을 이용한 사용자의 위치 추정은 두 개의 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 실내공간을 다수의 지역으로 분할하고, 각 참조 위치에서의 수신된 Wi-Fi 신호세기를 수집하여 다수의 정규분포 확률들로 구성된 Wi-Fi 핑거프린트 맵을 구성하는 사전 학습 단계이다. 핑거 프린트 맵을 구성할 때 참조 위치의 간격을 조밀히 배치하면 위치 추정의 정확도가 향상된다는 장점이 있지만 신호 세기를 수집해야 되는 참조 위치의 수가 증가하여 핑거프린트 맵을 구성하는데 많은 시간이 소요된다는 단점이 발생한다.

따라서 본 논문에서는 이러한 점을 고려하여 사용자의 위치추정에 소요되는 핑거프린트 맵의 참조 위치 간격을 3m로 배치하였으며 각 참조 위치에서 신호세기를 수집하였다. 이렇게 수집된 훈련 데이터를 바탕으로 각각의 지역별 AP에서 수신된 Wi-Fi 신호 세기의 평균값 (mean)과 표준편차 (standard deviation)들을 구한다. 그림 3은 사전 학습 단계에서 수집한 훈련 데이터 집합으로 만든 핑거프린트 맵의 일부로써 평균, 표준편차와 위치 데이터의 쌍 (pair)으로 구성되어 있다.

두 번째 단계는 사전 학습 단계에서 구성한 핑거프

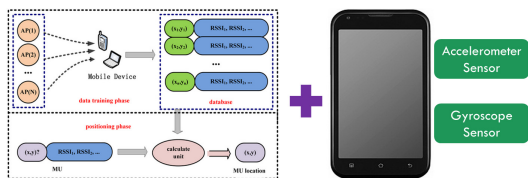


그림 2. 제안하는 위치추정 알고리즘의 구성  
Fig. 2. Configuration of proposed localization algorithm

	L1-1		L1-2		L1-3		L1-4		L1-5	
	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD
AP1	-15.7	0.85	-26.6	1.61	-33.3	2.18	-39.7	2.54	-42.2	1.78
AP2	-65.5	2.98	-65.5	3.13	-61.6	2.39	-64.8	2.96	-63.9	3.5
AP3	-44	1.08	-41.1	2.5	-40.3	1.75	-50.6	2.96	-39.6	2.63
AP4	-58.7	1.12	-60.9	1.62	-62.8	2.34	-59.8	1.55	-57.8	2.65
	L2-1		L2-2		L2-3		L2-4		L2-5	
	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD
AP1	-45.1	1.5	-44.6	1.11	-44.8	1.48	-53.4	1.81	-53.4	1.56
AP2	-46.3	2.38	-44.9	1.76	-44.8	2.43	-44.5	2.74	-40.7	1.69
AP3	-31.5	3.45	-40.3	2.3	-44.6	1.8	-46.2	2.76	-47.6	2.34
AP4	-50.9	3.92	-53	1.82	-56	4.24	-51.7	2.33	-54.8	1.94
	L3-1		L3-2		L3-3		L3-4		L3-5	
	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD	AVG	SD
AP1	-39.2	2.01	-52.8	3.94	-46.2	1.43	-59.1	3.02	-54.4	2.3
AP2	-50	2.4	-48.4	1.8	-45.5	2.3	-51.6	1.87	-50.2	2.6
AP3	-25.3	1.33	-32	2.44	-40.6	2.02	-36.8	2.29	-43.8	2.72
AP4	-38.4	2.44	-38.2	3.06	-39.2	1.88	-36.6	2.94	-30.9	1.24

그림 3. 핑거프린트 맵 구성  
Fig. 3. Configuration of fingerprint map

린트 맵을 기반으로 스마트폰 사용자의 현재 위치를 추정하는 위치 추정 단계이다. 사전 학습 단계에서 수집한 훈련 데이터를 바탕으로 스마트폰을 소지한 사용자가 실내 공간을 이동 시 주기적으로 Wi-Fi 신호 세기를 수집하고, 이때 수신된 신호 세기를 바탕으로 핑거프린트 맵의 데이터를 이용하여 실시간으로 현재 위치를 추정한다. 각 참조 위치  $x$ 의 우도 (likelihood)는 확률 (probability)  $p(z|x)$ 로 계산되며, 이렇게 계산된 우도 중에서 최대 우도 (maximum likelihood)를 갖는 참조 위치를 현재 사용자의 위치로 추정한다.

각 AP별 수신된 신호 세기  $z_i$ 의 합인  $z$ 의 우도  $p(z_i|x)$ 는 정규분포 확률에 따라 식 (2)와 같이 계산할 수 있다.

$$p(z|x) \propto \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_i}^2}} \exp\left(-\frac{(z_i - \mu_{x_i})^2}{2\sigma_{x_i}^2}\right) \quad (2)$$

식 (2)에서  $z_i$ 는  $i$ 번째 AP로부터 수신된 Wi-Fi 신호 세기의 강도를,  $x$ 는 사용자가 존재할 참조 위치 중 하나를,  $\mu_{x_i}$ 와  $\sigma_{x_i}^2$ 는 각각  $x$ 의 위치에서  $i$ 번째 AP로부터 수신된 Wi-Fi 신호 세기의 평균과 표준편차를 각각 나타낸다.

### 3.3 사용자의 걸음걸이 수 및 이동 방향 계산

#### 3.3.1 사용자의 걸음걸이 수 계산

사용자의 움직임 (진동, 가속도 등)은 그 크기에 비례하는 전하가 발생하는 압전 소자 (piezoelectric element) 또는 움직임에 대한 정전 용량이 변화하는 소자를 이용하여 측정한다. 특히 가속도 센서는 움직임에 대해 두 가지 성질의 힘을 측정하는데 첫 번째가 중력에 대한 자세 (기울기) 측정이고, 두 번째는 시간

에 대해 감속, 등속, 정지 등을 나타내는 가속도의 측정이이다. 스마트 폰의 기준 좌표계는 모바일 운영체제에 따라 다르기 때문에 정확한 사용자의 움직임을 추정하기 위해서는 해당 기기의 좌표계에 대해 확실히 알고 있어야 한다.

본 논문에서 사용하는 스마트 폰의 기종은 삼성 갤럭시 (Galaxy) S3로 운영체제는 안드로이드이며 기준 좌표계는 그림 4와 같다. x축은 스마트 폰을 정면을 기준으로 좌우 방향, y축은 위아래 방향, z축은 앞 뒤 방향을 각각 나타낸다.

스마트 폰이 정지 상태 즉, 사용자의 움직임이 없을 경우, 가속도 센서의 데이터는 0에 가까운 수치가 되어야 하나 실제로는 그림 5와 같이 x, y, z축의 값은 각각  $-0.25, 2.1, 9.9m/s^2$ 이 측정됨을 알 수 있다. 이와 같은 데이터 값이 측정되는 이유는 가속도 센서의 값에 지구 중심방향에 대해 일정하게 작용하는 중력 가속도 (gravitational acceleration)와 사용자가 움직일 때 발생하는 선형가속도 (linear acceleration)의 값이 모두 포함되어 있기 때문이다. 따라서 사용자의 움직임을 측정하기 위해서는 선형 가속도 값만이 필요하므로 중력 가속도 값을 제거해야 한다.

선형 가속도의 값은 식 (3)의 HPF (High Pass

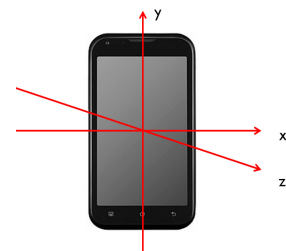


그림 4. 스마트폰 기본 좌표계 (삼성 갤럭시 S2)  
Fig. 4. Basic coordinates of smart phone (Samsung S3)

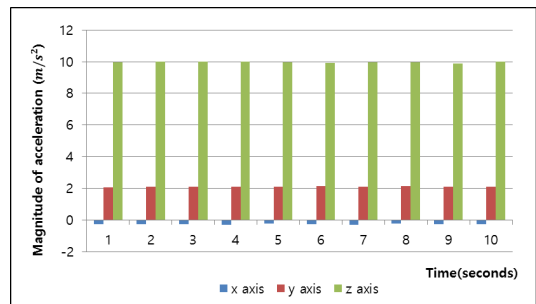


그림 5. 사용자 움직임 전의 가속도 센서의 측정 값  
Fig. 5. Estimated values of acceleration sensor before user movement

Filter)를 이용하여 계산할 수 있다.

$$h_i(f) = \alpha * h_i(f-1) + k_i(f) - k_i(f-1) \quad (3)$$

$h_i(f)$ 는 HPF를 이용하여 필터링 된 값이며,  $k_i(f)$ 는 현재 측정된 가속도의 값,  $i$ 는 x, y, z 축 중 한 개의 값이다.  $\alpha$ 는 가중치인데,  $\alpha$ 의 값이 작으면 현재 측정된 데이터에 가중치를 두게 되어 원래 신호에 가까운 형태가 되고, 반대로 그 값이 크면 직전에 측정된 데이터에 가중치를 두어 매끈한 신호를 만들 수 있다. 그림 6은 HPF를 적용한 결과를 나타낸 것인데, 보정된 가속도의 값이 완전한 0은 아니지만 0에 근사한 수치가 산출되는 것을 볼 수 있다.

사용자가 이동 시 걸음걸이 수를 측정에 필요한 대표 값인  $r(k)$ 는 식 (4)를 이용하여 구할 수 있으며, 이를 기반으로 상위 임계 값 및 하위 임계 값을 설정한다. 그림 7은 사용자가 여섯 걸음 걸었을 때 측정된 가속도 값으로 나타낸 것인데, 여기서 한 걸음의 정의는 가속도의 값이 상위 임계 값 보다 커졌다 다시 하위 임계 값보다 낮아지는 곡선의 형태로 한다.

$$r(k) = \sqrt{a_x(k) + a_y(k) + a_z(k)} \quad (4)$$

보폭을 나타내는  $S_{length}$ 는 식 (5)와 같이 구할 수 있다.  $a_{max}$ ,  $a_{min}$ 는 각각 가속도의 최댓값과 최솟값을

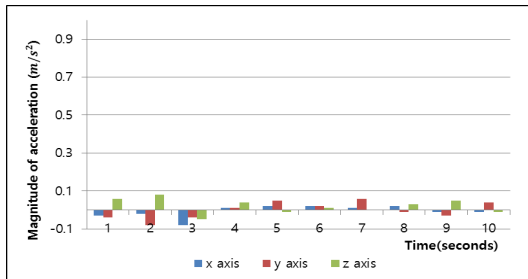


그림 6. HPF 적용 후 산출된 선형 가속도 센서의 측정 값  
Fig. 6. Estimated values of acceleration sensor using HPF

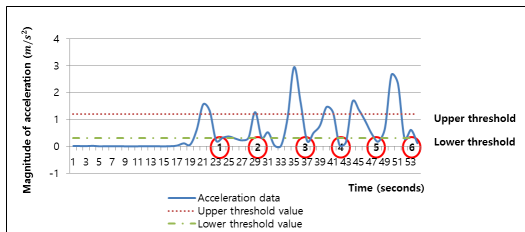


그림 7. 사용자의 걸음걸이 수 측정  
Fig. 7. Measurement of user walking step counts

나타내고,  $K$ 는 상수를 나타내며 이 값은 사용자의 의 해 결정된다.

$$S_{length} = \sqrt[4]{(a_{max} - a_{min}) * K} \quad (0 < K < 1) \quad (5)$$

### 3.3.2 센서 융합을 통한 사용자의 이동 방향 계산

자이로스코프 센서는 물체의 회전 각속도를 측정하는데 사용되며, 측정된 3축의 데이터 정보를 적분을 통해 각도 정보로 변환하여 사용자의 이동 방향을 계산할 수 있다. 그러나 각속도 데이터를 각도 정보로 변환하는 과정에서 오차가 발생하며 측정된 값을 긴 시간동안 지속적으로 사용하게 되면 오차가 누적되는 ‘드리프트 현상’이 발생한다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위하여 가속도 센서와 자이로스코프 센서를 융합하여 사용자의 이동 방향을 계산한다. 즉, 가속도 센서로 측정된 중력 가속도를 각도 정보로 변환하고 자이로스코프 센서의 각속도를 측정하여 적분 과정을 거쳐 회전각을 계산한다. 회전한 각도  $\theta_t$ 는 식 (6)을 이용하여 계산한다.

$$\theta_t = \alpha * (\theta_{t-1} + g_t * dT) + ((1 - \alpha) * a_t) \quad (6)$$

여기서  $\theta_{t-1}$  이전 필터링 된 각도 정보이며,  $g_t$ 는 자이로스코프 센서 데이터,  $dT$ 는 샘플링 간격 (sampling period),  $\alpha$ 는 필터의 가중치,  $a_t$ 는 가속도 센서 데이터를 의미한다.

또한, 본 논문에서는 정규분포 확률 기반 Wi-Fi 핑거프린트 기법의 설계에 있어서 맵 탐색 소요시간의 단축을 주요 설계방향으로 설정하였다. 사용자의 위치 추정 시 핑거프린트 맵의 참조 위치의 개수가 많아지면 맵 탐색 소요시간이 증가하는 문제가 발생한다. 따라서 변환된 각도 정보를 이용하여 그림 8과 같이 사용자의 이동 방향을 계산하고 해당 구간만을 탐색하여 탐색 시간을 줄이도록 하였다.

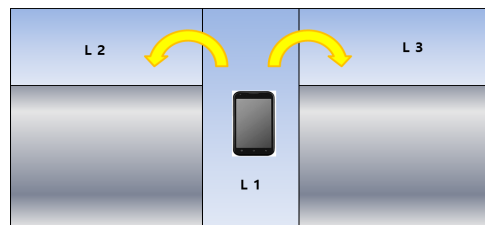


그림 8. 센서융합을 통한 사용자 이동방향 계산  
Fig. 8. Calculation of direction of user movement based on sensor convergence



### 3.4 위치추정 알고리즘 설계

핑거프린트 방식의 정확도는 핑거프린트 맵을 작성할 때 참조위치의 간격과 밀접한 관련이 있다. 참조위치의 간격을 조밀하게 하면 정확도는 상승하지만 핑거프린트 맵을 작성하는데 소요되는 시간적 비용이 증가한다는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 핑거프린트 방식의 이러한 점을 보완하면서 정확도를 향상시키기 위해 스마트폰 내장 센서를 이용하였다.

설계한 알고리즘의 세부적인 흐름은 그림 9와 같다. 1단계에서는 제한한 정규분포 확률 기반 Wi-Fi 핑거프린트 기법을 이용하여 사용자의 초기 위치 및 구역을 파악하고, 센서융합을 통해 이동 방향을 계산하여 어느 구간의 핑거프린트 맵을 탐색할지 정하고, 마지막으로 사용자의 보폭에 대한 파라미터를 설정한다.

여기서 사용자의 보폭은 식 (5)를 통해 사전에 미리 설정한다. 2단계에서는 가속도 센서를 이용하여 사용자의 이동 유무 탐지하여 움직임이 있을 경우 걸음걸이의 수를 증가시키고, 반대로 정지 상태일 경우는 걸음걸이 수를 증가시키지 않고 이동할 때까지 계속 대기한다. 그리고 3단계에서 사용자가 이동 중일 경우, Wi-Fi 핑거프린트 기법으로 위치를 추정을 하지 않고 가속도 센서만을 이용하여 위치를 추정한다. 이동거리는 보폭 \* 걸음 수로 계산하며, 다시 핑거프린트 기법으로 위치를 보정하는 시점은 사용자가 다음 참조위치의 오차 범위 내에 근접했을 때이며, 이때의 오차 범위는 사용자의 한 걸음 (보폭)으로 정의한다. 이와 같은 흐름은 사용자가 실내 공간은 이동하는 동안 반복해서 수행된다.

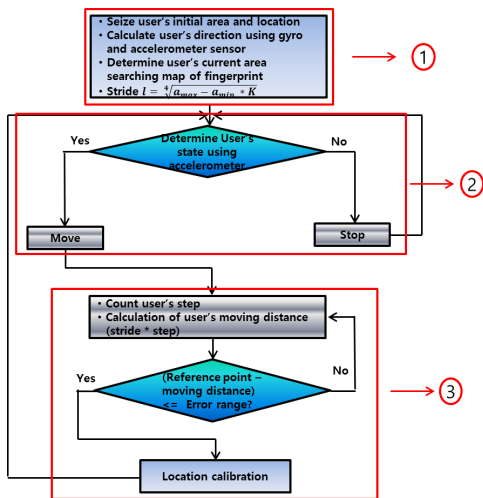


그림 9. 제안한 위치추정 알고리즘의 흐름도  
Fig. 9. Flows of proposed localization algorithm

## IV. 실험 및 성능 분석

### 4.1 실험 환경

실험은 그림 10과 같이 본 대학교 공과대학에서 크기 20m \* 10m인 복도에서 실시되었다. 실험 영역에 총 4개의 AP를 배치하였고, 각 AP 사이의 간격은 10m로 설정하였다. 참조 위치는 그림 11에서 보는 바와 같이 총 10개로 설정하였으며, 이들 간의 간격은 3m로 설정하였다.

Wi-Fi 핑거프린트 기법에서 모바일 기기는 신호 세기 정보를 수집하여 사용자의 위치를 추정한다. 실험에 사용된 모바일 기기는 삼성 Galaxy S3 (SHA-E210) 이며, AP는 EPM Networks의 ipTIME A1004이다. ipTIME 시리즈는 국내에서 대중적으로 사용되는 무선 공유기로 자세한 기기의 제원은 표 1과 같다



그림 10. 실험 영역의 모습  
Fig. 10. Figures of experimental space

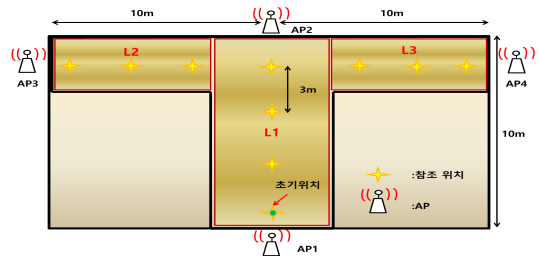


그림 11. AP 및 참조 위치의 배치  
Fig. 11. Arrangement of APs and reference points

Table 1. Specification of mobile device and AP  
표 1. 모바일 기기 및 AP 사양

Galaxy S3 LTE (SHA-E210S)	ipTIME A1004
Samsung Exynos 4412, 1.4GHz Quad Core	802.11ac/a/b/g/n
Mail - 400MP Quad Core	10/100/1000 Mbps
2GB	300 Mbps
802.11 a/b/g/n type + WI-FI HT40 (Mbps)	5 EA

### 4.2 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안한 정규분포 확률을 이용한 Wi-Fi 핑거프린트 방식과 스마트 폰에 내장된 센서 (가속도, 자이로스코프 센서)를 이용한 위치 추정 알고리즘을 안드로이드 환경에서 구현하고, 성능을 분석하였다. 그림 12는 실시간으로 스마트 폰 사용자가 설정한 실험 영역에서 이동 할 때 추정된 사용자의 위치를 표시한 시뮬레이터의 처리 화면이다.

제안한 위치추정 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 사용자는 L1, L2, L3 구간 내를 이동한다는 시나리오를 설정하였다. (그림 11 참조) 설정한 시나리오에서 제안하는 알고리즘의 위치 정확도 성능을 본 논문에서 제안한 정규분포 확률을 이용한 Wi-Fi 핑거프린트 기법과 스마트 폰의 센서 (가속도 및 자이로스코프 센서)를 이용한 추측항법과 서로 비교하였다. 비교 대상으로 사용된 Wi-Fi 핑거프린트 기법은 참조위치를 1m 간격으로 배치하고 정규분포 확률을 적용하였다.

그림 13, 14, 15는 각 구역 별로 실제 사용자가 이동한 거리와 핑거프린트 기법, 제안하는 알고리즘, 추측 항법과의 오차 거리를 비교한 것이다. 그림 13의 L1구간에서 평균 오차 거리는 각각 58.33cm, 32.33cm, 62.17cm이며, 최대 오차 거리는 각각 120cm, 75cm, 151cm 이다. 제안한 알고리즘의 평균 오차 거리는 핑거프린트 기법과 추측 항법에 비해 각각 26cm, 29.84cm 정도 더 정확하며, 최대 오차 거리는 각각 45cm, 76cm 정도 더 정확한 것을 볼 수 있다.

그림 14의 L2구간에서 평균 오차 거리는 각각 41.67cm, 34cm, 89cm 이며, 최대 오차 거리는 각각 100cm, 75cm, 154cm로, 제안한 알고리즘의 평균 오차 거리는 다른 두 방식에 비해 각각 7.67cm, 55cm 정도 더 정확하며, 최대 오차 거리도 각각 25cm, 79cm 정도 더 정확하였다.



그림 12. 위치 추정 시뮬레이터의 사용자 위치 표시 화면  
Fig. 12. Display of user estimated location in localization simulator

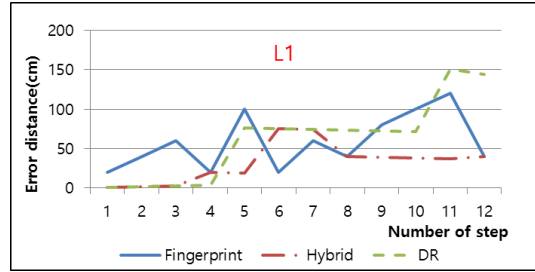


그림 13. L1 구역에서의 오차 거리 비교  
Fig. 13. Comparison of error distance in L1 region

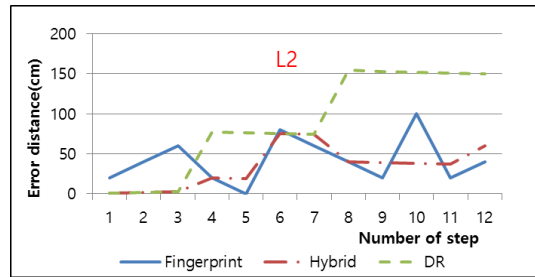


그림 14. L2 구역에서의 오차 거리 비교  
Fig. 14. Comparison of error distance in L2 region

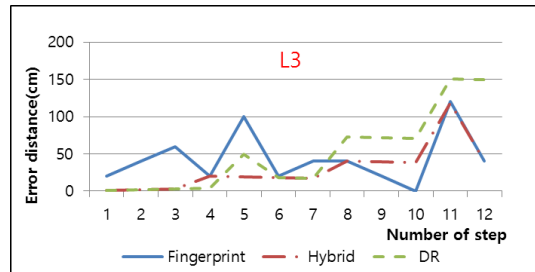


그림 15. L3 구역에서의 오차 거리 비교  
Fig. 15. Comparison of error distance in L3 region

그림 15의 L3 구간에서 평균 오차 거리는 각각 43.33cm, 29.58cm, 51cm 이며, 최대 오차 거리는 각각 120cm, 118cm, 151cm로 측정되었다. 따라서 제안하는 알고리즘의 평균 오차 거리는 두 방식과 비교했을 때, 각각 13.75cm, 21.42cm 정도 더 정확하며, 최대 오차 거리도 2cm, 33cm정도 더 정확하였다. 표 2는 전체 구간에서 세 가지 알고리즘의 최대 오차 거리와 평균 오차 거리를 나타낸 것이다.

제안한 알고리즘의 성능을 정규 분포 확률을 이용한 핑거프린트 방식과 추측 항법과 비교 하였을 때, 최대 오차 거리는 각각 2cm, 36cm 정도 더 정확하였고, 평균 오차 거리도 각각 16.64cm, 36.25cm로 더 정확한 것으로 나타났다.

실험 결과를 분석해 보면 추측 방법의 초기 오차 거리는 제안하는 알고리즘과 같이 0에 가까운 정확한 수치이지만, 걸음걸이 수가 증가할수록 오차 거리가 증가하는 것을 볼 수 있다. 그 이유는 스마트폰에 내장된 센서의 성능은 고가의 센서에 비해 낮기 때문에 가속도센서가 사용자의 모든 걸음걸이를 100% 인식하지 못할 뿐 아니라, 오차가 발생해도 이를 제거할 추가적인 보정기법이 없으므로 시간이 지날수록 오차가 누적되어 실제 사용자의 이동 거리와 많은 차이가 발생하기 때문이다. 핑거프린트 기법은 최소 오차 거리는 0이지만, 최대 오차 거리가 120cm로 그 변동 폭이 상당히 크며, 이러한 현상이 반복적으로 발생한다. 그 이유는 실내 환경에서 발생하는 여러 가지 환경적인 요소들로 인해 스마트폰으로 수신되는 신호의 세기에 노이즈가 발생하여, 현재 사용자가 위치한 참조 위치가 아닌 이웃에 위치한 참조 위치로 인식하기 때문이다.

마지막으로 사용자의 이동 방향을 파악하여 해당 구간만을 탐색하는 알고리즘의 성능을 분석한 결과는 다음과 같다. 이동 중인 사용자가 L1에서 L2나 L3로 방향을 전환하였을 때 맵을 탐색하는데 소요되는 시간을 10회 반복 실험한 결과, 제안하는 알고리즘의 성능과 맵 전역을 탐색하는 방법의 성능은 그림 16과 같이 각각 0.07초, 0.22초로 약 0.15초 더 정도 단축되었다. 이 결과는 설정한 영역만을 대상으로 실험을 하였

기 때문에 성능개선이 미미한 것으로 볼 수 있지만, 건물 전체를 대상으로 위치를 추정할 때에는 맵 영역이 크기 때문에 이에 비례해서 검색해야 하는 핑거프린트 맵 영역이 커지므로 제안하는 알고리즘이 맵 탐색시간 절약에 많은 도움이 될 것이다.

### V. 결 론

본 논문에서는 실내 환경에서 정규분포 확률을 이용한 Wi-Fi 핑거프린트 방식과 스마트폰에 내장된 가속도, 자이로스코프 센서를 이용하여 위치 추정을 정확도를 향상한 방식을 제안하고, 실제 실험을 통하여 성능을 분석하였다. 실험은 본 대학교 공과대학 건물 내에서 가로 세로 20m \* 10m의 공간에서 실시되었으며, 사용자는 각 구간을 이동하며, 이 때의 위치 추정 성능을 정규분포 확률을 이용한 핑거프린트 기법 및 추측방법과 서로 비교하였다.

실험 결과, 제안한 알고리즘의 성능이 두 방식에 비해 최대 오차 거리와 평균 오차 거리는 각각 2cm, 36cm 정도 더 정확하였고, 평균 오차 거리도 각각 16.64cm, 36.25cm로 더 정확한 것으로 나타났다. 또한 맵 탐색 알고리즘의 성능도 0.15초 정도 단축되는 성과를 얻었다. 그러나 이 성과는 사용자가 스마트폰을 소지하는 방법이 제한적이라는 점과 실내 공간을 이동할 때 선형적인 이동만 한다는 등의 한정적인 환경, 그리고 주변에 방해 요소가 없는 LOS에서만 실험한 결과라는 문제점을 가지고 있다. 따라서 향후 NLOS 환경에서 위치 정확도 향상에 대한 연구, 스마트폰의 다양한 소지 방법에 대한 연구, 그리고 사용자의 비선형적인 이동에도 적용할 수 있는 알고리즘 연구를 추가적으로 진행 할 필요성이 있다고 생각된다.

표 2. 최대 오차 및 평균 오차 비교  
Table 2. Comparison of maximum & average error

	Max of error (cm)	Average of error(cm)
핑거프린트	120	47.78
추측방법	154	67.39
제안 알고리즘	118	31.14

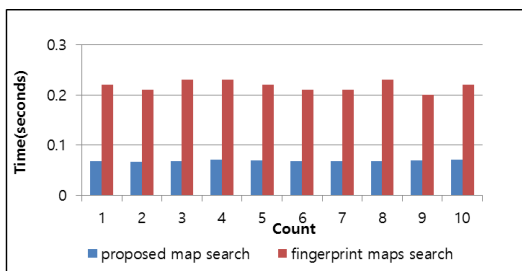


그림 16. 맵 탐색 알고리즘의 탐색시간 비교  
Fig. 16. Comparison of searching time of map search algorithm

### References

- [1] S. W. Lee and S. W. Kim, "Indoor location positioning technology trend and outlook," *Inf. Commun. Mag.*, vol. 32, no. 2, pp. 81-88, Jan. 2015.
- [2] G. Kim, I. Park, Y. Im, A. Hong, J. Kim, and Y. Shin, "Recent trends in location-based services," *Inf. Commun. Mag.*, vol. 28, no. 7, pp. 3-14, Jun. 2011.
- [3] M. I. Ji, Y. S. Cho, S. J. Park, and D. S. Im, "Wi-Fi based indoor localization technology



development trend,” *Inf. Commun. Mag.*, vol. 28, no. 7, pp. 52-58, Jun. 2011.

[4] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu, “Survey of wireless indoor positioning techniques and systems,” *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics, Part C: Appl. Rev.*, vol. 37, no. 6, pp. 1067-1080, Nov. 2007.

[5] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, “RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system,” in *Proc. INFOCOM*, vol. 2, pp. 775-784, TelAviv, Israel, Mar. 2000.

[6] Skyhook Wireless, *Wi-Fi Fingerprint: How to use Fingerprint method in indoor environment*, July 1, 2015, from <http://www.skyhookwireless.com>

[7] Ekahau, *Wi-Fi Fingerprint: Wi-Fi module used in warehouse, hospital*, July 1, 2015, from <http://www.ekahau.com>.

[8] E. Foxlin, “Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors,” *IEEE Comput. Graphics Appl.*, vol. 25, no. 6, pp. 38-46, Nov.-Dec. 2005.

[9] S.-W. Lee and K. Mase, “Activity and location recognition using wearable sensors,” *IEEE Pervasive Comput.*, vol. 1, no. 3, pp. 24-32, 2002.

[10] H. Wang, et al., “No need to war-drive: unsupervised indoor localization,” in *Proc. MobiSys '12*, pp. 197-210, Jun. 2012.

[11] B. Ferris, D. Hahnel, and D. Fox, “Gaussian processes for signal strength-based location estimation,” in *Proc. Robotics Sci. Syst.*, 2006.

[12] F. Duvallet and A. D. Tews, “WiFi position estimation in industrial environments using Gaussian processes,” in *Proc. IEEE/RSJ IROS*, pp. 2216-2221, Nice, Sep. 2008.

이 정 용 (Jeong-Yong Lee)



2009년 2월 : 경성대학교 경제학과 (학사)  
 2014년 3월 ~현재: 동명대학교 컴퓨터미디어공학과 (석사)  
 <관심분야> 센서네트워크, 위치추정 시스템

이 동 명 (Dong Myung Lee)



1982년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과 (학사)  
 1990년 8월 : 숭실대학교 전산공학과 (석사)  
 1997년 8월 : 숭실대학교 전자계산학과 (박사)  
 1982년 3월~2000년 2월 : 한국 전자통신연구원 책임연구원  
 2000년 3월~현재 : 동명대학교 컴퓨터공학과 교수  
 <관심분야> 이동통신시스템, 센서네트워크, 위치추정 시스템