

BLE Fingerprinting 환경에서 Hybrid Filter 구현을 통한 KNN 및 Feature Vector 성능검증

이 태 우*, 김 중 우*, 김 덕 유*, 이 재 호^o

Performance Evaluations and Feature Vector by Implementing Hybrid Filter in BLE-Based Fingerprinting

Taewoo Lee*, Jungwoo Kim*, Deokyoo Kim*, Jaeho Lee^o

요 약

최근 스마트 폰을 이용하여 실내 공간에서 사용할 수 있는 다양한 위치 기반 서비스들의 연구들이 증가 하고 있다. 본 논문에서는 BLE Fingerprinting 기법을 기반으로 실내측위 시스템 구현 및 테스트베드를 구축하였으며, Fingerprinting 기법의 정확도를 높이기 위한 KNN과 Feature Vector 알고리즘을 실험을 통하여 성능을 검증한다. 또한 Beacon의 RSSI 값 측위 정확도를 높이기 위한 필터로 가비지 필터와 칼만 필터를 이용하여 하이브리드 필터를 구현하였으며 실험을 통하여 성능을 검증한다.

Key Words : Indoor Positioning, K-Nearest neighbor Algorithm, Feature Vector Algorithm, Kalman Filter, Garbage Filter, Fingerprinting

ABSTRACT

Recently, many researches on various location-based services that can be used in indoor space using smart phones have been increased. In this paper, we have implemented fingerprinting-based indoor positioning system and validated performance of KNN and Feature Vector Algorithm to improve the accuracy of the experiment of the fingerprinting technique, by constructing indoor testbed. Moreover, to increase the accuracy of RSSI from Beacon, we have implemented Hybrid Filter using Garbage Filter and Kalman Filter. Also, the performance of the filter has been evaluated by the results of experiment.

I. 서 론

최근 실외공간에서 이루어지던 다양한 활동들이 건 축기술의 빠른 발전과 이동통신을 비롯한 ICT의 확산 으로 인해 점차 실내에서 진행되고 있다. 이로 인해,

일상생활에서 실내공간이 차지하는 비율은 점차 고조 되고 있으며, 더불어 내비게이션 등 실외공간을 대 상 으로 사용되어오던 서비스들이 실내공간에서도 적용 되어 지고 있다.

실내공간에서 제공되는 다양한 위치기반 서비스들

※ 이 논문 또는 저서는 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단 (NRF-2017R1D1A3B04034151) 및 중소벤처기업부에서 지원하는 산 학협력기술개발사업(No.S2599370)의 지원을 받아 수행된 연구임.

• First Author : Seowon University, Department of Information and Communications Engineering, taewoo_lee@jointree.co.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : (ORCID:0000-0003-0455-9939)Seowon University, Department of Information and Communications Engineering, izeho@seowon.ac.kr, 정회원

* Seowon University, Department of Information and Communications Engineering, 학생회원

논문번호 : 201902-475-C-RN, Received February 23, 2019; Revised May 24, 2019; Accepted June 10, 2019

이 성공적으로 구축 및 제공되기 위해서는 실내공간에 있는 사용자의 위치를 결정하는 실내측위와 실내공간에 대한 지도 등과 같은 정보를 구축함에 있어 필수적으로 요구된다^[1]. Bluetooth Low Energy(BLE)를 활용한 실내 측위 시스템은 무선 AP로부터 받은 Received Signal Strength Indicator(RSSI) 값을 삼각측량 혹은 삼변측량 등의 기법을 사용해 위치를 추정한다. 그러나 삼각/삼변측량 기법의 경우 주변 환경이나 신호세기의 변화로 인해 오차가 발생하면 실내측위 하는 부분에서 부적합하여 Fingerprinting 기법이 사용되어 지고 있다.

Fingerprinting 기법은 전체 구역을 Cell 로 나누며 각 Cell 구역 혹은 주변에 배치한 AP로부터 RSSI값을 받아 미리 구축한 Radiomap과 대조하여 위치를 추측하는 방법으로 좁은 공간에서의 활용도가 높으며 삼각/삼변측량 기법보다는 높은 정확도를 가질 수 있다. 정확도를 향상 시키는 기술로는 대표적으로 K-Nearest neighbor(KNN)과 Feature Vector 알고리즘 등이 있다. KNN 알고리즘은 거리를 기반으로 위치를 추정하고 자신이 분류기준을 생성한다는 점에서 다른 알고리즘과의 차별성을 가지고 있으며 데이터가 어떤 분포를 따르는지에 대한 가정이 필요하지 않아 데이터를 분류하는 처리 과정이 빠르다는 장점이 있다. 하지만 어떠한 모델을 직접 제시하지는 않으며 컴퓨터 메모리를 많이 차지한다는 단점이 있다. Feature Vector 알고리즘은 각도를 기반으로 위치를 추정하고 2차원을 활용함으로써 정확도가 높다는 장점이 있지만 처리과정이 복잡하고 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다^[2].

두 알고리즘의 장단점이 명확하며 위치를 추정할 때 거리와 각을 이용한다는 차이점이 있어 Fingerprinting 기법을 기반으로 실내 위치인식을 연구하는 개발자들이 Fingerprinting의 정확도를 높이기 위해 알고리즘을 사용하려 할 때 대표적인 두 알고리즘 중 어떤 알고리즘을 사용할지에 대한 고충을 겪는다. 본 논문에서는 BLE Fingerprinting을 기반으로 Beacon을 이용하여 실내 측위 시스템을 개발하려는 개발자들이 Fingerprinting 기법의 정확도를 높이기 위해 KNN과 Feature Vector 알고리즘 중 어떤 알고리즘을 사용할지에 대한 개발자들의 고민을 해결하기 위해 BLE Fingerprinting을 기반으로 실내측위 시스템을 구현 하였으며 두 알고리즘의 성능을 평가하여 비교분석하였다. 또한 특정 실내 공간에 Radiomap을 구축하였고 Beacon의 RSSI 값을 측정할 때 정확도를 높이기 위해 가비지 필터와 칼만 필터를 사용하여 하

이브리드 필터를 만들어 사용하였으며 성능을 평가하고 비교 분석 하였다.

2장에서는 Fingerprinting을 기반으로 두 알고리즘을 사용한 기존 연구를 소개하고, 3장에서는 기존의 실내측위 시스템을 구현할 때 사용하는 기법들을 상세하게 기술하였다. 4장에서는 구현한 실내 측위 시스템 및 하이브리드 필터를 상세 기술하고, 실험 환경 소개와 실험 결과 성능 평가 및 비교 분석을 하였다. 마지막으로 5장은 본 논문의 결론 및 향후 계획에 대해 서술 하였다.

II. 연구 배경

4차 산업 시대가 도래 하면서 현대인들에게 위성항법 장치(GPS : Global Positioning System)는 이미 필수가 되었다. GPS는 전 세계에 설치된 관제 및 감시국을 통해 정확성 및 운영전반에 관한 제어를 받아 정확성을 유지하며 민간 부분으로 점차 확대되어 현재 여러 분야에서 활용되고 있으며 어디에서나 이용할 수 있다. 하지만 대형 건물들이 생겨나면서 실외공간에서 즐길 수 있는 다양한 시설을 실내에서 즐길 수 있게 되면서 일상생활 중 여가 시간을 즐기는 비중이 실외 공간에서 실내 공간으로 점차 차지하는 비중이 증가하면서 GPS의 위치 측위가 점차 한계에 부딪치고 있다.

이러한 이유로 실내 공간에서 GPS를 대체할 수 있는 측위 기술들의 연구가 진행되어왔다. 최근에는 Intelligen Transport System(ITS)/Geographic Information System(GIS)/Location Based Service(LBS) 등 다양한 융합기반 서비스와 Wi-Fi, BLE를 이용한 Fingerprinting 기법이 연구 및 개발되고 있다.

실내측위에서 사용자의 위치 측정은 Range-based와 Range-free 방식으로 나눌 수 있다. Range-based는 센서 장비 혹은 RSSI와 같은 데이터를 이용하여 정확한 거리를 측정하며 Angle of Arrival(AOA), Time of Arrival(ToA), Time Difference of Arrival(TDOA), Fingerprinting 방식 등이 있다. Range-free는 별도의 거리 측정 장치 없이 센서노드의 통신 가능 여부에 따라 대략적인 위치를 계산하는 방식이며, Pedestrian Dead Reckoning (PDR), Centroid, DV-Hop, Approximate Point In Triangle (APIT) 방식 등이 있다^[2-3]. 이 중 Fingerprinting 방식은 무선으로 수신된 정보를 분석하여 특정 노드를 고유 식별할 수 있는 방식으로써, 먼저 위치를 측정하고

자 하는 지역을 셀 형태로 나누고 미리 설치한 Beacon들의 RSSI 값을 측정해 Radiomap에 저장한 후, 실제 측위 시 저장된 값과 대조하여 위치를 결정하는 방법이다. Fingerprinting 방식은 위치를 결정된 후 정확도를 높이기 위해 알고리즘을 사용하는데 본 논문에서는 Fingerprinting 기법, KNN 알고리즘과 Feature Vector 알고리즘을 사용하여 정확도를 높였다.

[3]의 저자는 KNN의 성능을 향상시켜 위치 측위의 정확도를 높이기 위해 KNN과 Artificial Neural Network(ANN)을 혼합한 알고리즘을 제안 하였다. WLAN 환경에서 패턴 매칭을 위해 training 단계에서는 여러 개의 AP에서 나오는 신호 잡음비의 특성 값을 Database(DB)로 활용할 수 있으며 Estimation 단계에서는 단말기의 2차원 좌표 값을 단말기로부터 새롭게 얻은 신호 잡음비와 DB에 저장된 Fingerprinting을 비교함으로써 추정하였다. [4]의 저자는 Intuitive Fuzzy C-Mans (IFCM) 군집화와 KNN 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 제안하였다. 신호잡음비 데이터를 KNN 방법에 적용하여 k 개의 Reference Point(RP)를 선택한 후 선택된 RP의 신호 잡음비를 IFCM에 적용한 후 k 개 씩 분류하였다. 이 데이터를 이용해 거리오차를 최소화 할 수 있어 최적의 위치를 찾을 수 있다.

[5]의 저자는 밀집되지 않은 건물의 실내 환경에서 WLAN 기반의 네트워크가 설치된 선박의 실내 환경에서 두 개의 AP를 사용하여 위치를 추정하는 실험을 하였다. 이 실험은 KNN과 Fingerprinting 기법을 사용하기 위해 39개의 RP에서 각 100회의 수신 신호를 측정함으로써 DB를 구축하였고 이를 이용해 임의의 위치에 있는 단말기 위치를 추정하는 실험으로 추정 성능이 우수하다는 것을 증명하였다. [6]의 저자는 Beacon 기반의 위치 확인 시스템에서 사용되는 위치 지정 기술로 Fingerprinting 기법에 KNN 알고리즘을 이용해 위치를 추정하고자 했으며 좀 더 정확한 결과를 위해 칼만 필터를 사용하였다. 실험 방법으로는 한 공간에는 Beacon을 3대 설치하였고 다른 한 공간에서는 Beacon을 4대 설치하여 정확도를 확인한 결과 3대 설치한 공간은 60%, 4대 설치한 공간은 71.4%의 정확도를 확인할 수 있으며 1.6m의 오차가 있다는 것을 증명하였다.

[7]의 저자는 RSSI 값을 수집해 Fingerprinting 기법으로 Radiomap을 구축하고 KNN 알고리즘보다 상향된 Iterative Weighted(IW)-KNN 알고리즘을 사용하여 위치를 추정하였다. 실험결과로는 IW-KNN 알고리즘은 기존의 KNN 알고리즘과 비교하였을 때

1.5m ~ 2.7m 만큼 위치 정확도를 향상 시켰음을 증명하였다. [8]의 저자는 Vector Cosine을 사용하여 개선된 위치 인식 성능을 얻기 위한 알고리즘을 제안하였다. Antenna diversity에 의한 RSSI 값의 차이는 RSSI 벡터 사이의 Euclidean distance에는 큰 변화가 있지만 Vector cosine은 거의 일정하게 유지된다. 또한 사용자 디바이스의 RSSI가 Radiomap과 상당 부분 일치하고 3m 내에서 13.71% 더 높은 위치 정확도를 확인하였다.

[9]의 저자는 RSSI 탐지 분산에 대한 보상 기법은 매트릭과 Vector cosine을 도입하여 다른 장치가 RSSI 분산을 보상할 수 있는지 여부를 측정한다. 실험은 Radiomap을 구축한 후 Vector cosine에 기반한 보상기법을 이용해 원래 Radiomap의 보정 계수를 0.845값으로 설정하였다. 그 후 RSSI 벡터에 보정된 Radiomap을 구하기 위해 0.845를 곱한다. 실험결과로는 기존의 Radiomap과 보정 계수를 곱한 Radiomap을 비교하였을 때 지정한 위치와의 거리 오차가 1.82m와 0.68m로 62.6%의 오차가 줄어드는 것을 확인하였다.

III. 실내 측위 시스템 기술분석

3.1 기존 측위 시스템의 개요

정보화 시대에 다양한 스마트 기기들을 활용한 실내 측위에 대한 연구 및 개발이 증가하고 있으며 특히 스마트 폰을 이용한 측위 서비스를 제공할 수 있다. 최근에는 BLE Beacon이 상용화 되어 Indoor Positioning System(IPS)를 사용하는 곳이 늘고 있으며 IPS, 즉 실내 측위 시스템을 구현하기 위한 실내 측위 방식으로는 삼각 측량 기법, 삼변 측량 기법과 Fingerprinting 기법이 활용되고 있다.

삼변 측량 기법은 Fig. 1과 같이 어느 한 점의 위치를 알기 위해서 세 개의 Beacon 점과 자신의 위치를 나타내는 통신기기와의 측정 거리를 이용하여 알고자 하는 위치를 계산하는 방식이다. Fig. 1에서 두 점 Beacon 1, Beacon 2에서부터 통신기기 위치까지의 거리가 얼마인지 알고 있다면 신호 세기에 의해 형성되는 두 원의 교점을 이용해 2개의 교점을 알 수 있다. 또한 Beacon 3의 점에서부터 통신기기까지의 거리를 구할 수 있다면 1개의 교점만 남아 통신기기의 위치를 측정할 수 있다. 장점으로는 소수의 AP만으로도 사용자의 위치를 측위 할 수 있고 설치 및 보수가 용이하다. 그러나 Beacon과 통신기기 사이에 장애물이 존재하거나 주변 환경의 간섭에 의해 추정된 계산 거

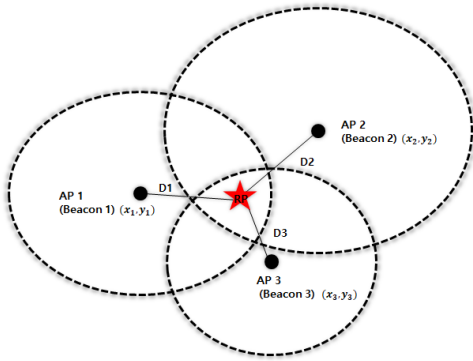


그림 1. 삼변 측량 기법
Fig. 1. Trilateration Structure

리에 오차가 발생하면 삼변 측량 기반의 위치인식 기법에서 정확한 위치 정보를 계산 할 수 없다.

삼각 측량 기법은 어떤 한 점의 좌표와 거리를 삼각형의 성질을 이용하여 알아내는 방법으로 측량 구역을 삼각형으로 분할하여 각 지점의 수평 위치를 결정하는 측량법이다. 어떤 한 점과 두 기준점이 주어졌으면 한 점과 두 기준점이 이루는 삼각형에서 두 기준점이 이루는 한 변의 길이와 다른 두 변이 이루는 각을 각각 측정하고 나머지 변의 길이는 Sine 법칙 등을 이용해 계산을 수행하면 한 점에 대해 좌표와 거리를 알아낼 수 있다. 장점으로는 한 변의 거리만 측정하고 나머지는 각각 측정하여 측정점들의 위치를 계산하기 때문에 멀리 떨어져 있는 점이라도 시준만 가능하다면 지형이나 거리에 제약 없이 측량을 할 수 있다. 하지만 삼각/삼변 측량 기법의 경우 장애물로부터 신호 세기의 변화가 크기 때문에 실내측위에 적합하지 않아 Fingerprinting 기법이 많이 사용되고 있다.

Fingerprinting 기법은 현재 무선 랜 기반의 측위 시스템에서 가장 많이 사용하는 측위 방식으로 실내 환경에서 정확도 높은 위치 인식 서비스를 제공하기 위해서 무선랜 신호와 신호가 수집된 위치정보를 담고 있는 정밀한 Radiomap 구축이 선행되어야 한다. Fingerprinting 방식은 사전수집 단계와 측위 단계로 분류할 수 있다. 사전 수집 단계에서는 실내 공간 내 임의의 수집 위치 좌표와 해당 수집 위치에서의 노드의 수신 신호세기 리스트를 결합하여 저장 한 뒤, 선택한 격자 또는 링크 상의 위치에 대한 Radiomap을 구축하는 단계이다. 측위 단계에서는 측위 시점에 측정된 노드 수신신호세기 리스트와 사전 수집단계에서 구축된 Radiomap을 비교하여 높은 Radiomap 상의 위치들의 가중치 합으로 단말 위치를 결정한다.

Radiomap을 구축한 후 통신기기를 지니고 있는 사

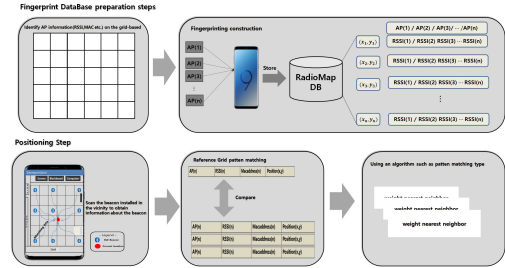


그림 2. 핑거프린팅 구조
Fig. 2. Fingerprinting Structure[10]

용자가 현재 위치를 알고 싶을 때 자신의 위치에서 신호 세기를 측정하여 위치를 파악한다. 또한 구축된 Radiomap 내에 실내 환경의 신호 전파 특성이 모두 반영되어 높은 위치 정확도를 제공한다. 그러나 측위 정확도를 향상시키기 위하여 동일한 위치에서 여러 번 측정 과정을 수행해야 하는 단점이 있다. 이러한 오차 발생을 낮추기 위해 다양한 알고리즘을 사용하여 측위 정확도를 높일 수 있다.

3.2 KNN 및 Feature Vector 알고리즘

KNN 알고리즘은 주로 분류(classification)와 회귀(regression)에 사용되는 비모수 방식이다. 비모수 방식이란 모집단 분포(데이터들의 집합)에 대한 가정 없이 접근하는 통계적 방법이다. KNN 알고리즘의 정의는 분류기준이 없는 다수의 데이터의 분류기준을 선정하여 분류하는 알고리즘이며 대상간의 유사점을 찾아 그룹화하며 유사점은 사용자가 정의하기에 따라 달라진다. 분류할 데이터들을받아들이면 데이터를 학습 데이터가 표시된 공간에서 거리상 가장 가까운 N 개의 데이터를 찾아낸 후 다수결 투표를 한 뒤 어디에 속할지 결정한다. 여기서 N 값은 사용자가 임의로 정한다. N 값이 너무 낮으면 민감하지만 Noise가 높을 수 있으며 N 값이 너무 크면 Noise에는 강하지만 민감도가 떨어진다는 단점이 있어 적절한 수준의 K 값을 이용하는 것이 중요하다^{13,14}.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^m (S_i - S_{ij})^2}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

식 (1)은 셀과 AP간의 거리를 구하는 식으로 i 는 AP의 번호를 나타내며 j 는 Radiomap의 셀 번호를 의미한다. S_i 는 현재 측정하고 있는 RSSI 값을 의미하며 S_{ij} 는 구축된 Radiomap의 RSSI 값을 의미한다. 식 (1)에서 계산한 d_j 의 값이 최소가 될 때 본인의 위

치라고 판단한다. 그 때의 위치 좌표를 식 (2)의 (x_i, y_i) 로 나타낸다.

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i, y_i) \quad (2)$$

식 (2)는 추정 좌표 값의 정확도 향상을 위한 일반식^[3]이며 식 (1)을 사용하여 도출한 자신의 위치 좌표 값을 구하고 그 과정을 K 번 반복하여 K 개의 좌표 값을 구하여 각각 더한 후 K 로 나눈다. 평균값을 사용함으로써 오차를 줄여 위치인식의 정확도를 높인다. KNN 알고리즘은 간단하고 효율적이며 데이터가 어떤 분포를 따르는지에 대한 가정이 필요하지 않아 빠르다는 장점이 있다. 하지만 어떠한 모델을 직접 제시하지는 않으며 컴퓨터 메모리를 많이 차지한다는 단점도 있다.

Feature Vector 알고리즘은 두 벡터 간의 Cosine 각도를 이용하여 구할 수 있는 두 벡터의 유사도를 의미한다. 두 벡터의 방향이 완전히 동일한 경우에는 1의 값을 가지며, 90°의 각으로 수직을 이루면 0, 180°로 서로 반대 방향을 가지면 -1의 값을 갖게 된다. 즉 Feature Vector는 -1 이상 1 이하의 값을 가지며 값이 1에 가까울수록 높다고 판단하며 일반적으로 벡터 요소는 양수로 만들어진다. Feature Vector 알고리즘을 이용한 Fingerprinting 기법은 Vector Cosine^[9] 식을 이용하여 값을 구하여 Radiomap을 구축한 후 유사도 함수를 이용하여 Radiomap 값과 측정값을 비교하여 유사도를 측정한다.

$$\cos(x, y) = \frac{(x, y)}{\|x\| \cdot \|y\|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot \sum_{i=1}^n y_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

식 (3)은 Vector Cosine 식을 이용한 좌표추정 일반식이며, (x, y) 값은 Radiomap의 셀 좌표를 의미하며, 식 (3)을 통해 값을 구하여 Radiomap을 구축한다.

$$\cos(V_{rt}, V_{i,j}) = \frac{\sum_{l=1}^k (V_{rt})_l \cdot (V_{i,j})_l}{\left(\sum_{l=1}^k (V_{rt})_l^2 \cdot \sum_{l=1}^k (V_{i,j})_l^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (4)$$

식 (4)는 유사도 도출을 위한 일반식이며, V_{rt} 는

현재 측정하고 있는 RSSI의 값을 의미하며 $V_{i,j}$ 는 구축된 Radiomap의 (i, j) 번째 좌표의 값을 의미한다. 식 (4)를 통해 구한 값은 0 ~ 1 범위에 존재하며 값이 클수록 벡터간의 각도차가 작아지며 유사도가 높다는 것을 의미한다. 즉 Cosine의 값이 최댓값 일때의 좌표를 자신의 위치로 결정한다. Fingerprinting 기반의 Feature Vector 알고리즘은 2차원을 활용함으로써 보다 정확도가 높지만 처리과정이 복잡하고 높은 연산시간의 단점이 있다.

본 논문에서는 Beacon과 스마트 폰을 활용하여 BLE 기반 Fingerprinting 실내 측위 시스템을 구축하였으며 BLE Beacon의 오차 값이 큰 RSSI 값의 정확도를 높이기 위해 칼만 필터와 가비지 필터를 사용하여 하이브리드 필터를 제안하였다. 또한 Fingerprinting 기법의 정확도를 높이는 알고리즘으로 KNN 과 Feature Vector 알고리즘을 이용하여 실내에서 어떤 알고리즘이 더 정밀한지 측위 성능을 평가하고 비교 분석하였다.

IV. 시스템 구현 및 성능 평가

본 논문에서 구축한 실내 측위 시스템은 Fig. 3와 같이 스마트 폰과 Beacon들을 활용하여 구축 하였다. 실내 측위 시스템에서 스마트 폰은 Fig. 3과 같이 Map Module, Beacon Information Module, The positioning Processing Module, RSSI Modelling Module로 구성되어 있다.

Map Module은 실내 측위를 할 실내 공간에 Indoor map 정보와 Fingerprinting 방식으로 구축한 Radiomap 정보들로 구성되어있다. Beacon Information Module은 실내 공간에 설치한 각각의 Beacon 정보와 Beacon들이 보내는 데이터들을 스캔할 수 있는 Beacon Scanner로 구성되어있다.

Positioning Processing Module은 KNN과 Feature Vector 알고리즘으로 구성되어 있으며 각각의 Beacon에서 스캔할 데이터를 활용해 두 알고리즘으로 각각의 위치 값을 계산한다. RSSI Modelling Module은 실내공간에 설치된 각각의 Beacon들로부터 측정된 RSSI 값을 칼만 필터와 가비지 필터를 이용하여 보정한다. 각각의 Beacon들은 Fig. 3와 같이 UUID, Mac Address, Tx Power, RSSI 값을 포함한 데이터들을 일정한 주기로 송신한다. 구축한 실내 측위 시스템은 실내 측위를 할 공간에 Beacon들을 설치하고 스마트 폰을 이용해 실내 측위를 할 수 있다.

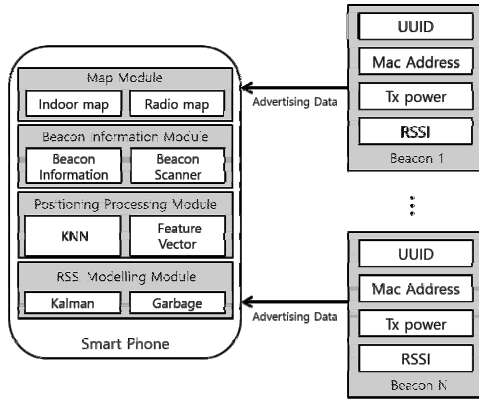


그림 3. 실내 위치 인식 시스템의 구조
Fig. 3. Architecture of Indoor Position System[12]

4.1 테스트베드 환경 구축

Fig. 4와 같이, 본 테스트베드 환경은 특정 실내 공간에 Fingerprinting 기반의 Radiomap을 구축을 통해 구축되어있으며, Beacon 설치 위치를 나타내는 그림이다. Radiomap은 6×6으로 36개의 셀로 나누었으며 Radiomap의 전체 세로의 길이는 900cm이고 전체 가로의 길이는 765cm이다. 또한 36개의 셀로 나누어진 세로의 길이는 150cm이며 가로의 길이는 127.5cm이다. Fig. 4에서 Beacon은 총 9개로 천장에 설치하였으며 Cell 0, Cell 2, Cell 5, Cell 12, Cell140, Cell 17, Cell 30, Cell 32, Cell 35의 중앙에 설치하였다.

위치인식 시스템은 Eclipse 기반으로 시뮬레이션 테스트를 진행하였고 Android Studio를 이용해 실험을 하였다. JAVA JDK 1.8 버전을 사용하였으며

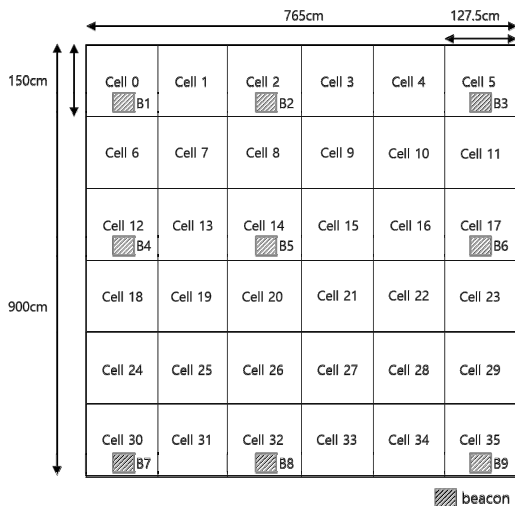


그림 4. 라디오맵 구축
Fig. 4. Radiomap Constructure[12]

Android API Level 버전은 21을 사용하였으며 Android 어플리케이션은 JAVA 기반으로 개발하였다. 개발 환경은 Table 1과 같이 설정하였다. Beacon은 Estimote proximity Beacon을 사용하였으며 Table 2와 같이 설정하였다.

Fig. 5의 (a)는 실내 측위 시스템을 사용한 실내 공간의 환경으로 Cell 21번 중앙에서 스마트폰을 이용해 9개의 Beacon의 RSSI 값들을 스캐닝하는 그림이다. Fig. 5의 (b)는 제작한 Seowon Univ IPS 어플리케이션으로 실시간으로 스마트폰 사용자가 위치한 Cell 번호를 왼쪽 상단에 표시하였다.

Table 1. Development environment

Type		Parameter
S/W	OS	Windows 10
	IDE	Eclipse, Android
	language	JAVA
H / W	Device	Galax Note 8, Estimote

Table 2. Estimote proximity Beacon Setting Value

Type	Set-up Value
Broadcasting Power	4 dBm
Maximum Range	~70m / 230 ft
Advertising Interval	100 ms
Tx Power	-64 dBm

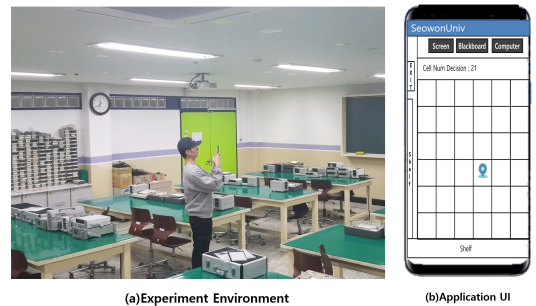


그림 5. 사용자 위치 측정 방법
Fig. 5. User Location Measurement Method

4.2 하이브리드 필터 설계

Fig. 6은 하이브리드 필터 구조를 나타낸 그림으로 *i*개의 Beacon들에서 *N*개의 Raw RSSI 값들을 스마트폰으로 스캐닝한 후 Server로 보낸 다음 DB에 저장한다. 그 후 하이브리드 필터를 사용해 측정된 RSSI 값들을 필터링한다. Fig. 6의 ①은 *i*개의 Beacon에서

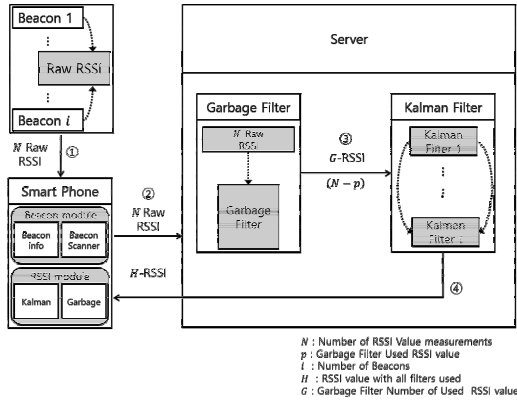


그림 6. 하이브리드 필터 구조
 Fig. 6. Hybrid Filter Structure[13]

N 개의 Raw RSSI 값을 스마트 폰에 Beacon 스캐너 모듈을 사용하여 스캐닝하는 과정이다. ②는 스마트 폰에서 측정된 RSSI 값들을 Server로 송신하는 과정이며, ③은 가비지 필터를 사용하는 과정이다.

가비지 필터는 사용 중인 Beacon에서 거리에 따라 수신할 수 있는 실제 RSSI의 오차 범위를 제외한 나머지 RSSI 값을 제외하며 사용 중인 Beacon 외의 다른 Beacon에서 송신하는 RSSI 값을 제외하는 역할을 한다. G -RSSI는 측정된 N 개의 RSSI 값들을 가져와 가비지 필터를 사용한 후의 RSSI 값의 개수이다. N 개의 RSSI 값들에서 가비지 필터를 사용해 제외하고자 하는 RSSI 값의 범위를 정하고 범위에 해당하는 p 개의 RSSI 값들을 제외한다.

마지막으로 ④은 가비지 필터를 이용해 제외되고 남은 RSSI 값의 개수들을 칼만 필터를 이용해 RSSI 값들을 보정한 후 스마트 폰으로 송신하는 과정이다. H -RSSI는 측정된 N 개의 RSSI 값들에 가비지필터와 칼만필터를 사용한 RSSI 값이다.^[11]

4.3 실험 결과 분석

Fig. 7은 필터를 사용하지 않은 값들과 가비지 필터를 사용한 값들, 가비지와 칼만 필터를 같이 사용한 값들을 그래프로 나타낸 그림이다. Fig. 7의 (a)는 필터를 거치지 않은 $500+p$ 개의 Raw RSSI 값들 중 500개의 RSSI 값들을 측정된 그래프이다. Fig. 7의 (b)는 가비지 필터를 적용하여 RSSI 값 설정 범위인 $-95 \sim -40\text{dbm}$ 에 포함되지 않은 p 개의 RSSI 값이 제외된 500개의 RSSI 값을 측정된 그래프이다. (a)와 (b)를 비교했을 때 범위를 벗어난 RSSI가 제외된 것을 확인할 수 있다.

Fig. 7의 (c)는 가비지와 칼만 필터를 이용한 하이

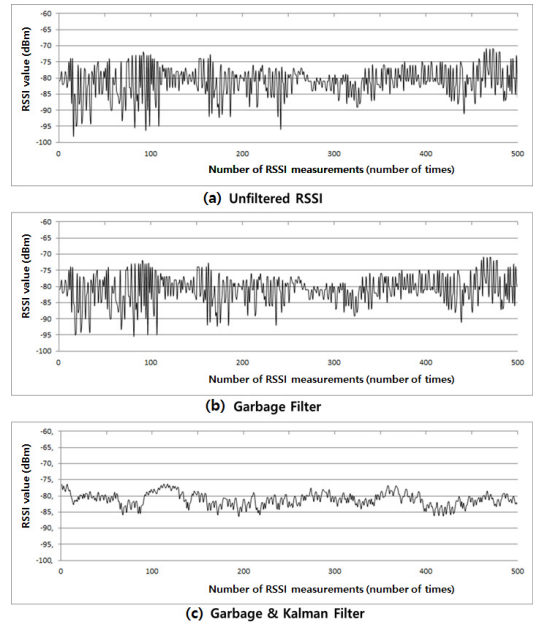


그림 7. 하이브리드 성능 평가
 Fig. 7. Hybrid Performance Evaluation

브리드 필터를 사용해 500개의 RSSI 값을 측정된 그래프이다. 칼만 필터 설정은 총 4가지로 Q 는 프로세스 노이즈로 설정 값은 0.065로 하였으며 R 은 측정 잡음 공분산 행렬 값으로 설정 값은 1.4, P 는 추정 오차 공분산 행렬 값으로 설정 값은 1.0, k 는 칼만 이득으로 설정 값은 0으로 하였으며 (c) 그래프를 보면 값이 보정된 것을 알 수 있다. Fig. 7의 (a)와 (b)를 비교했을 때는 눈에 띄는 변화가 발생하지 않았지만 (c)는 RSSI 값이 확연하게 보정된 것이 보이며 더 정확한 것을 확인할 수 있다.

Fig. 8은 Beacon Interval 주기에 따른 RSSI 측정 횟수 성능 평가를 나타낸 그림으로 X 축은 Interval, Y 축은 RSSI 측정 횟수를 나타낸다. Interval 주기를 100ms로 주었을 때 11266번 측정이 되었고, 300ms일 때는 5468번, 600ms일 때는 2463번, 900ms일 때는 1515번, 1200ms일 때는 1224번, 1500ms일 때는 976번으로 Beacon의 Interval 주기당 RSSI 측정 횟수는 반비례하는 것을 알 수 있다. 측정 시간은 모두 4분으로 정해두었고 Cell 2에서 다른 Interval 주기로 측정하였다.

Fig. 9는 KNN과 Feature Vector 알고리즘을 성능 평가한 알고리즘이다. Fig. 4와 같이 Fingerprinting 기반으로 Radiomap을 구축하였고 총 9개 Beacon을 실내 측위를 하는 실내 공간 천장에 설치하였다. 각각

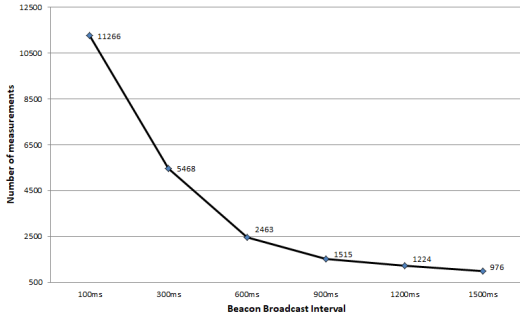
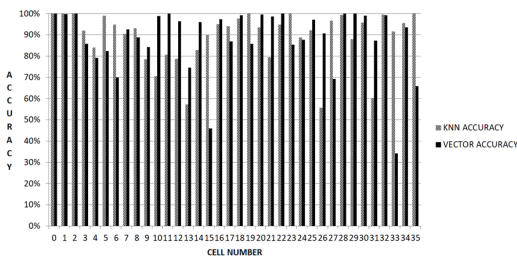


그림 8. 비콘 측정 주기에 따른 RSSI 측정 수
Fig. 8. Number of RSSI Measurements based on Beacon Interval



Cell 0	Cell 1	Cell 2	Cell 3	Cell 4	Cell 5
100%	100%	100%	92%	84.1%	99%
Cell 6	Cell 7	Cell 8	Cell 9	Cell 10	Cell 11
94.9%	90.5%	93.2%	78.6%	70.7%	80.6%
Cell 12	Cell 13	Cell 14	Cell 15	Cell 16	Cell 17
78.7%	57.3%	83%	90.2%	95.1%	94.1%
Cell 18	Cell 19	Cell 20	Cell 21	Cell 22	Cell 23
97.7%	100%	93.5%	79.6%	94.9%	100%
Cell 24	Cell 25	Cell 26	Cell 27	Cell 28	Cell 29
88.9%	92.2%	55.9%	96.7%	99.4%	88.1%
Cell 30	Cell 31	Cell 32	Cell 33	Cell 34	Cell 35
95.9%	60.3%	99.6%	91.7%	95.6%	100%

(a) KNN

Cell 0	Cell 1	Cell 2	Cell 3	Cell 4	Cell 5
100%	99.8%	100%	85.7%	79.1%	82.4%
Cell 6	Cell 7	Cell 8	Cell 9	Cell 10	Cell 11
70%	92.6%	88.8%	84.3%	98.8%	99.9%
Cell 12	Cell 13	Cell 14	Cell 15	Cell 16	Cell 17
96.4%	74.5%	95.9%	46%	97.4%	86.8%
Cell 18	Cell 19	Cell 20	Cell 21	Cell 22	Cell 23
99.3%	85.8%	99.6%	98.6%	99.9%	85.4%
Cell 24	Cell 25	Cell 26	Cell 27	Cell 28	Cell 29
87.7%	97.2%	90.7%	69.3%	100%	100%
Cell 30	Cell 31	Cell 32	Cell 33	Cell 34	Cell 35
99%	87.3%	99.3%	34.2%	93.6%	65.8%

(b) Feature Vector

그림 9. KNN과 Feature Vector 알고리즘 성능 평가
Fig. 9. KNN and Feature Vector Algorithm Performance Evaluation[12]

의 Beacon마다 RSSI 값을 1000번 측정하였으며 한 셀당 총 9000개의 RSSI 값을 가지고 하이브리드 필터를 사용하여 RSSI 값들을 보정하였고 보정된 값을 가지고 Radiomap을 구축하였다. 실험 방법은 Fig. 5의 (a)와 같이 각각의 셀의 중앙에서 스마트폰을 사용하여 사용자가 어느 셀에 위치하고 있는지를 도출하였으며 정확도 측정을 위해 오차 범위는 셀의 중앙에서 반경 2m로 설정하였다.

실험 결과 Fig. 9와 같이 KNN과 Feature Vector 알고리즘의 성능 평가를 위해 실내 측위 정확도를 막대 그래프로 만들었으며 KNN 알고리즘은 빗금모양으로 된 막대, Feature Vector 알고리즘은 검은색 이중 막대를 사용하여 표현하였다. Fig. 9에(a)와 (b)는 정확도가 90% 이상이 측정된 셀을 회색으로 색칠하여 표현하였고 두 알고리즘의 정확도 측정 결과를 셀 당 분포도로 나타낸 그림이다.

KNN 알고리즘을 사용하여 정확도를 측정하였을 때 36개의 셀 중에서 50~70%의 정확도를 가지는 셀은 3개, 70~80%는 4개, 80~90%는 5개, 90~100%는 24개로 측정되었다. Feature Vector 알고리즘을 사용하여 정확도를 측정하였을 때 36개의 셀 중에서 30~40%의 정확도를 가지는 셀은 1개, 50~70%가 3개, 70~80%는 2개, 80~90%는 9개, 90~100%는 20개로 측정되었다.

두 알고리즘의 정확도를 90% 이상으로 기준으로 하고 비교 하였을 때 KNN 알고리즘 36개의 셀 중에서 24개, Feature Vector 알고리즘이 20개로 이러한 실험을 통해 Fingerprinting 기법의 정확도를 높이는 데 KNN 알고리즘을 사용하는 것이 Feature Vector 알고리즘보다 정확도가 높은 것을 실험을 통해 검증하였다.

V. 결론

본 논문에서는 BLE 기반의 Fingerprinting 실내 측위 시스템을 구현하고 검증을 위한 테스트베드를 구축하였으며, KNN과 Feature Vector Algorithm의 성능을 검증하였다. 또한 Beacon의 RSSI 값의 측위 정확도를 높이기 위하여 하이브리드 필터를 구현하였으며 이에 대한 성능을 테스트베드를 통하여 검증하였다. 알고리즘 실험 결과 정확도를 90% 이상기준으로 두 알고리즘을 비교하였을 때 36개의 셀 중 KNN 알고리즘이 24개 Feature Vector 알고리즘이 20개로 KNN 알고리즘이 정확도가 높다는 것을 증명하였으며 하이브리드 필터를 사용하였을 때 RSSI 값 측위

정확도가 높아진다는 것을 실험을 통해 증명 하였다. 향후 연구에서는 실내 측위 시스템의 오차범위를 줄이고 정확도를 높이기 위한 연구가 필요하며 하이브리드 알고리즘과 하이브리드 필터를 연구할 계획이다.

References

[1] J. J. Yoo, S. Y. Lee, and S. Ha, "Interior space attracting new attention as the field of fusion," *Weekly Technology Trends*, no. 1571, pp. 14-26, Nov. 2011.

[2] J.-J. Lee, J.-A. Park, and S.-H. Bae, "KNN/PCM hybrid algorithm for indoor location determination in WLAN," *J. KIIT*, pp. 81-88, Jun. 2011.

[3] J. J. Lee, M. A. Jung, S. R. Lee, and I.-H. Song, "KNN/ANN hybrid location determination algorithm for indoor location base service," *J. IEEK - Signal Processing*, vol. 48, no. 2, pp. 109-115, Mar. 2011.

[4] J. J. Lee, L. H. Song, J. H. Kim, and S. R. Lee, "Optimized KNN/IFCM algorithm for efficient indoor location," *J. IEEK - Signal Processing*, vol. 48, no. 2, pp. 125-133, Mar. 2011.

[5] B. Kim, M. A. Jeong, and S. R. Lee, "Location estimation method employing fingerprinting scheme based on k-nearest neighbor algorithm under WLAN environment of ship," *J. KIICE*, vol. 18, no. 10, pp. 2530-2536, Oct. 2014.

[6] D. N. Son, et al., "Bluetooth low energy based indoor positioning on iOS platform," *IEEE 12th Int. Symp. Embedded Multicore*, pp. 57-63, Sept. 2018.

[7] Y. Peng, et al., "An iterative weighted KNN (IW-KNN) based indoor localization method in bluetooth low energy(BLE) environment," *IEEE Congress*, pp. 794-800, Jul. 2016.

[8] S. Han, et al., "Cosine similarity based fingerprinting algorithm in WLAN indoor positioning against device diversity," *IEEE Int. Conf. Commun.*, pp. 2710-2714, Jun. 2015.

[9] J. Y. Son, "Vector-based relative azimuth algorithm using indoor localization system of

mobile nodes," *J. Korean Navig. and Port Res.*, vol. 38, no. 5, pp. 457-462, Oct. 2014.

[10] I. K. Lim, "Indoor positioning system using BLE beacon and extended kalman filter," Ph.D. dissertation, Hannam University, pp. 119, 2015.

[11] Y. K. Park and J. Lee, "Evaluation between KNN and RSSI fingerprint feature vector for decision of similarity in indoor positioning system," in *Proc. KICS Symp.*, pp. 138-139, Nov. 2017.

[12] T. Lee, J. Kim, D. Kim, S. B. Ki, and J. Lee, "Testbed implementation of BLE-based indoor positioning system for evaluation of BLE-based fingerprinting algorithm," in *Proc. KICS Conf. 2019*, Gangwon, Korea, Jan. 2019.

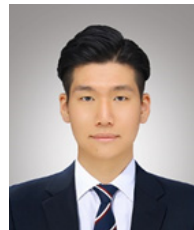
[13] W. Lim, M. Kyeon, T. Yoon, T. Lee, D. Kim, J. Kim, and J. Lee, "Hybrid algorithm for indoor positioning system depending on BLE RSSI environment," in *Proc. KICS Conf. 2019*, Gangwon, Korea, Jan. 2019.

이 태 우 (Taewoo Lee)



2016년 2월 : 서원대학교 정보통신공학과 졸업
 2019년 2월 : 서원대학교 정보통신공학과 석사
 <관심분야> 실내위치인식

김 중 우 (Jungwoo Kim)



2019년 2월 서원대학교 정보통신공학과 졸업
 <관심분야> 실내위치인식, 임베디드 시스템

김 덕 유 (Deokyoo Kim)



2019년 2월 서원대학교 정 보
통신공학과 졸업
<관심분야> 데이터 통신, 실
내 위치인식

이 재 호 (Jaeho Lee)



2005년 : 고려대학교 전자컴퓨
터공학과 석사
2008년~2013년 : 고려대학교
전기전자전파공학과 박사
2013년~2015년 : LG전자 차세
대표준연구소 선임연구원
2015년~현재 : 서원대학교 정보
통신공학과 조교수

<관심분야> WPAN, 센서네트워크, MANET, MAC,
WBAN, Bluetooth, Wi-Fi, ITS, Localization
[ORCID:0000-0003-0455-9939]