RSS의 급격한 변화에서 측위 정확도를 보장하는 Neural Network 기반 WiFi Fingerprinting

장예찬*, 이채우**
아주대학교 전자공학과
e-mail : dokdae7@ajou.ac.kr, cwlee@ajou.ac.kr

A Neural Network-based WiFi Fingerprinting Guaranteeing Localization Accuracy in Sudden Changes of RSS

Yechan Jang*, Chae-Woo Lee**
Dept of Electronic Engineering , Ajou University

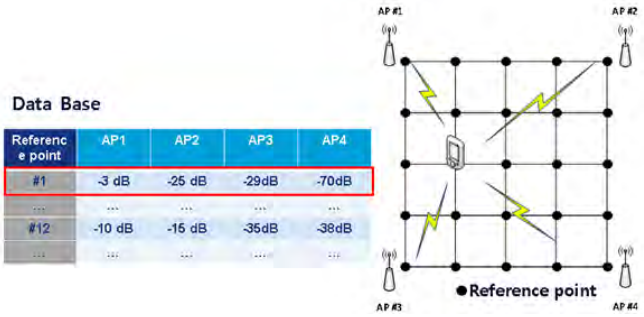
요 약

WiFi Fingerprinting기술의 측위 정확도에 가장 큰 영향을 주는 요인은 수신되는 신호세기(RSS)의 안정성이다. 하지만 실내 환경의 높은 복잡도로 인해 같은 위치에서도 RSS가 시간에 따라 변화하며 불안정하다. 이러한 RSS variance 문제를 해결 하기위한 다양한 연구들이 수행되었다. 하지만 기존 연구들의 경우 시스템의 복잡도가 증가하며, RSS가 급격히 변하는 경우에는 측위 성능을 보장 할 수 없다. 본 논문에서는 특수한 구조를 갖는 Neural Network설계하고 이에 최적화된 입력 Feature고안하며 이를 통해 급격한 RSS 변화에서도 성능을 보장하는 WiFi Fingerprinting 알고리즘 제안한다. 제안하는 알고리즘과 기존 알고리즘을 동일한 조건에서 시뮬레이션을 통해 비교한 결과 제안하는 알고리즘이 급격한 RSS 변화에서 상대적으로 높은 측위 정확도 보여줌을 확인 할 수 있었다.

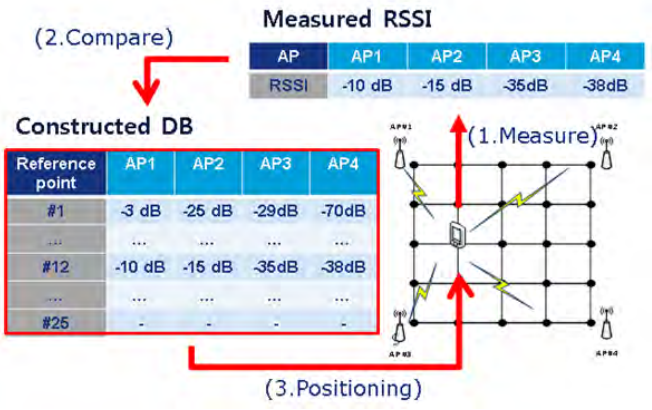
1. 서론

수년간 모바일 기기의 대중화와 함께 Location Based Service(LBS)에 대한 수요가 증가하고 있다. 특히 최근에는 실내 환경에서의 네비게이션, 환자나 노약자들 대상의 실시간 헬스케어 서비스, 물류창고 자동화 시스템, 그리고 사용자 경로 분석을 통한 마케팅 등 다양한 실내 위치 기반 서비스가 주목 받고 있다. 실내 환경에서의 측위는 새도잉, 페이딩 그리고 지연 왜곡[1] 등으로 인해 인공위성과 실내 수신기 사이의 Line of Sight(LoS) 전송채널을 확보할 수 없으므로 실외 측위에 사용되는 GPS등을 사용할 수 없다. 이러한 한계를 극복하기 위해 실내 측위 기술에 대한 다양한 연구들이 진행 되었고[1-2]. 타 기술들과 달리 상업, 주거 시설 및 다양한 공공 시설물에 이미 구축되어 있는 WiFi 라우터 등의 IEEE 802.11 네트워크 인프라와 광범위하게 보급된 WiFi 지원 모바일 기기들을 이용한다는 점에서 WiFi 기반 실내 측위 기술이 실내에서 GPS를 대체할 주요한 측위 기술로서 주목 받고 있다.

대표적인 WiFi 기반 실내 측위 기술 로서 WiFi Received Signal Strength (RSS)를 특정 위치에 대한 지문으로 사용 하는 WiFi fingerprinting 방법이 제안되었다[3].



(그림 1) 오프라인 단계



(그림 2) 온라인 단계

WiFi fingerprinting 은 오프라인과 온라인의 두 단계로 이뤄진다. 오프라인 단계 에서는 그림 1에서와 같이 실내 공간상의 좌표를 알고 있는 특정 위치들에서, Access Point(AP)들로부터의 지문 정보(WiFi RSS 값)를 수집 하여 특정 위치들에 대한 고유한 지문(Radio map) 데이터베이스를 국축한다. 온라인 단계의 경우 그림 2에서와 같이 사용자가 현재 측정된 AP들의 RSS값과 함께 위치정보에 대한 쿼리를 보내면, 오프라인 단계에서 구축한 데이터베이스와 쿼리와 함께 전송된 RSS값을 비교하여 현재 위치를 추정하게 된다.

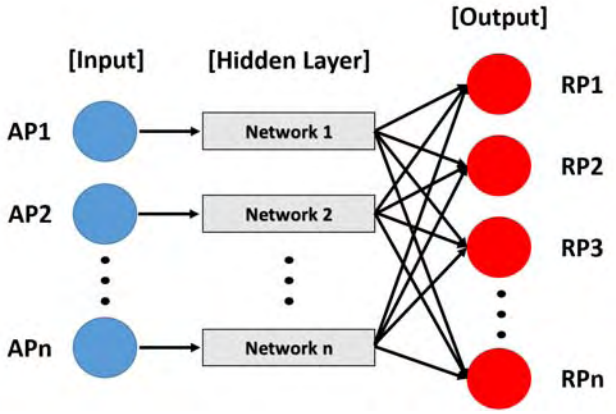
오프라인과 온라인 단계의 RSS값의 사이의 특징 비교를 통하여서 위치를 추정하는 WiFi fingerprinting의 특성상 위치추정 정확도에 가장 큰 영향을 주는 요인은 측정되는 RSS 값의 안정성이다. 하지만 실내 환경에서의 신호의 전파는 반사에 의한 다중경로 효과와 회절 그리고 노이즈 등의 영향을 받으므로 수신되는 신호의 세기는 동일한 위치에서도 시간에 따라 변화하며 불안정하다[4]. 이러한 RSS의 fluctuation은 특정위치에서 데이터베이스에에 저장된 Radio map과 현재 측정되는 RSS값 사이에 편차를 유발하여 위치 추정 정확도를 저하시킨다.

다양한 연구들이 RSS variation으로 인한 위치 추정 정확도 저하 개선 방안을 제안하였다[5-9]. 하지만 기존연구들의 경우 실내 구조물의 이동 및 변경 혹은 기기 불량으로 인해 특정 AP로부터 신호의 전파 특성이 크게 변화하는 경우 위치추정 정확도를 보장하기 어렵다.

본 논문에서는 Artificial Neural Network(ANN)를 기반으로 하는 plural voting방식과 이를 위한 입력 feature인 Difference Map(DM)을 고안하여 특정 AP의 신호전파 특성이 급격히 변하여도 위치추정 정확도를 보장 할 수 있는 WiFi fingerprinting 알고리즘을 제안한다.

2. Plural voting을 위한 Neural Network와 Difference Map

기존 WiFi Fingerprinting의 경우 하나의 AP에 이상이 생겨 특정 AP의 RSS값이 크게 변하는 경우에 위치추정 성능이 크게 감소한다. 이것은 현재 측정된 모든 AP들의 RSS값들과 데이터베이스에 저장된 값 사이의 유클리드 거리를 최소가 되게 하는 곳을 추정 위치로 하는 기존 알고리즘들의 한계에서 비롯



(그림 3) 제안하는 Neural Network 구조

된다.

제안하는 알고리즘의 경우 각 AP로부터 수신된 신호의 RSS 값을 통해 각각의 AP별로 위치를 추정하고 AP들로부터 가장 많은 선택을 받은 위치가 최종적인 추정 위치가 되게 함으로써 특정 AP의 신호전파 특성의 급격한 변화에 대한 내성을 갖는다. 이를 위해 그림 3에서 볼 수 있듯이 각 AP별로 독립성을 갖는 특수한 구조의 neural network 구성하였다. 제안하는 신경망은 각각의 AP개수만큼의 독립적인 입력과 Hidden Layer 가지며 출력은 One-hot 인코딩을 통해 구현하여 데이터베이스 상의 참조위치(RP)의 개수만큼 존재한다. 위와 같은 network구조를 통해 특정 AP에 문제가 발생하거나 환경의 변화로 특정 AP의 RSS값이 크게 변하여도 문제가 생긴 AP가 최종 위치추정에 미치는 영향이 최소화 되며 다른 정상적인 AP들 RSS값을 통해 위치를 추정할 수 있다. 즉, plural voting 방식을 통해 각 AP별로 가장 가능성이 높은 RP를 선택하게 하며 AP들로부터 가장 많은 선택을 받은 RP 최종 추정 위치가 되게 한다고 할 수 있다.

본 논문에서는 위와 같은 neural network를 학습시키고 위치 추정에 이용하기위해 새로운 입력 feature인 DM을 고안하였다. 공간상의 RP가 $m \times n$ 개가 존재 할 때 Radio map 은 $m \times n$ 행렬로서 아래와 같이 표현된다.

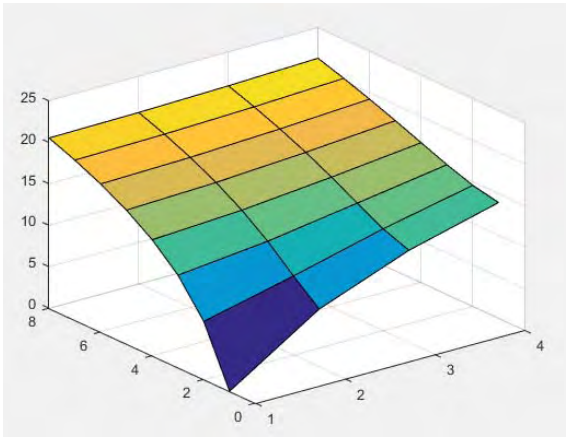
$$RM = \begin{bmatrix} \widehat{rp_{11}} & \cdots & \widehat{rp_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \widehat{rp_{m1}} & \ldots & \widehat{rp_{mn}} \end{bmatrix} \qquad (1)$$

이때 $\widehat{rp}$는 Radio map을 구성하는 RP로서 각각 AP들로 수집된 RSS값을 표현하므로 AP의 개수가 k개

인 경우 k차원의 벡터가 된다. 온라인 단계에서 현재 측정된 RSS 값 또한 모든 AP들로 부터의 현재 측정된 RSS 값을 담고 있으므로 k차원의 벡터이며 $\hat{cr}$로 표현된다. DM은 각 AP 별로 생성되며 k개의 AP가 존재하는 경우 k번째 AP의 DM은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$DM_k = \begin{bmatrix} |rp_{11}(k) - cr(k)| & \cdots & |rp_{1n}(k) - cr(k)| \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ |rp_{m1}(k) - cr(k)| & \cdots & |rp_{mn}(k) - cr(k)| \end{bmatrix} \quad (2)$$

이때 모든 항이 벡터인 수식(1)의 RM과 달리 수식(2)의 DM_k의 경우 모든 항이 스칼라인 행렬임을 알 수 있다. 즉, DM은 모든 Radio map의 모든 RP 특정 AP의 RSS와 현재 측정된 특정 RSS의 차이를 의미함을 알 수 있다.

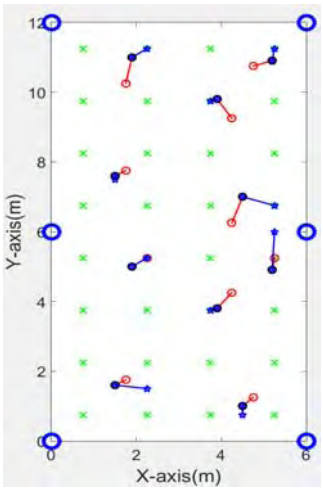


(그림 4) RP1 에서의 AP1의 DM

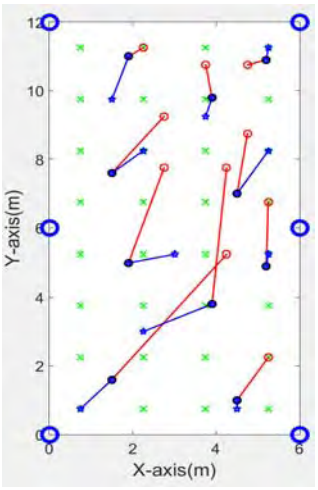
그림 4는 AP가 6개 존재하고 Radio map이 8×4로 RP가 32개인 환경에서 1번 위치(RP1)에 있을 때 계산된 AP1의 DM을 3차원적으로 시각화 한 것이다. x축과 y축은 공간상의 RP를 의미하고 z축은 계산된 RSS 값의 차이의 절대 값을 의미한다. 사용자가 1번 위치에 있을 때는 AP1과 가장 가깝기 때문에 RP1 근처에서는 거의 0에 가깝고 RP1에서 멀어질수록 그 차이 값이 증가하는 것을 확인 할 수 있다. 각각의 AP 별로 위와 같은 DM을 계산하게 되고 이런 DM을 통해 단순히 RSS값을 사용할 때와 비교하여 classification 성능을 향상시켜 각 AP별 위치 추정 성능을 개선하였다.

3. 시뮬레이션 결과

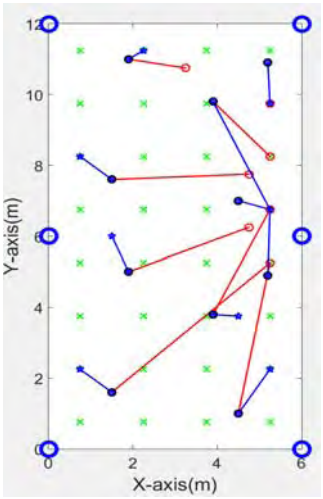
시뮬레이션은 Matlab을 이용하여 총 6개의 AP가 존재하는 환경에서 이뤄졌으며 총 32개의 RP가 존재한다. 유클리드 거리에 기반 한 기존 알고리즘과 다음과 같이 성능을 비교분석하였다.



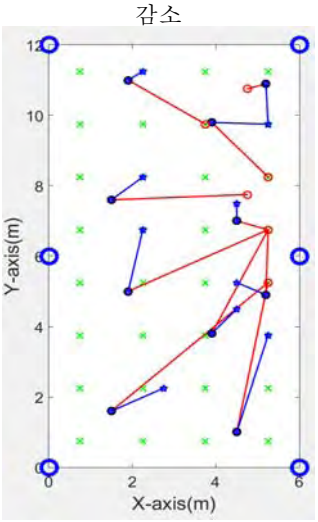
(그림 5) 정상환경



(그림 6) AP1 신호 2/3로 감소



(그림 7) AP5 신호 4/3로 증가



(그림 8) 그림 6,7의 경우 모두 적용

<표 1> 위치 추정 오차

실험 조건	측위 오차(m)	
	기존 알고리즘	제안하는 알고리즘
정상 환경	0.372	0.419
AP1 2/3 감소	1.84	0.723
AP5 4/3 증가	0.918	2.451
AP1 2/3 감소, AP5 4/3 증가	0.891	2.32

그림 1~7에서 속이 빈 푸른색 원이 AP의 위치를((0,0)에서부터 시계 방향으로 1~6번 AP이다), 초록색은 RP를, 검은색 원은 참 위치를, 붉은 색 원은 기존 알고리즘으로 추정한 위치를 각각 나타내며 마

지막으로 푸른색별은 제안하는 알고리즘으로 추정한 결과를 나타낸다. 특정 AP의 신호가 증가하는 경우, 특정 AP의 신호가 감소하는 경우 그리고 이 두 가지 모두 발생 하는 경우에 대해서 실험을 진행하였다. 실험 결과 정상적인 상황에서는 두 알고리즘 모두 일정수준의 위치 추정 정확도를 보장 하였으나, 특정 AP의 RSS값이 커지거나 작아지는 경우에는 기존 유클리드거리 기반 알고리즘의 경우 성능을 보장하지 못하고 특정 방향으로 위치 추정 결과가 쏠리는 것을 확인 할 수 있었다. 반면 제안하는 알고리즘의 경우에는 표 1에서 확인 볼 수 있듯이 특정 AP의 RSS값이 변하는 경우에도 일정 수준의 위치 추정 정확도(오차 1m 이하)를 보장하는 것을 확인 할 수 있었다.

4. 결론

본 논문에서는 각 AP별 독립적인 network를 갖는 특수한 구조의 neural network를 제안하고 이를 학습시키기 위한 Difference Map이라는 새로운 입력 feature를 고안하였다. 그리고 이것을 기반으로 실내 환경 변화 등의 이유로 특정 AP들의 RSS값이 급격히 변하여도 실내측위 성능을 보장할 수 있는 WiFi Fingerprinting 알고리즘을 제안하였다. 또한 시뮬레이션을 통해 기존 유클리드거리 기반 알고리즘과 비교하여 RSS가 급변하는 상황에서 위치추정 정확도가 큰 폭으로 개선됨을 확인하였다.

참고문헌

[1] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and L. Jing. (2007). Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. C. 1067-1080.

[2] G. Deak, K. Curran, and J. Condell. (2012). A survey of active and passive indoor localisation systems. Comput. Commun. 1939 - 1954.

[3] BASRI, Chaimaa, and Ahmed El Khadimi. (2016). Survey on indoor localization system and recent advances of WIFI fingerprinting technique. Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2016 5th International Conference on. IEEE

[4] Fang, Shih-Hau, Tsung-Nan Lin, and Kun-Chou Lee. (2008). A novel algorithm for multipath fingerprinting in indoor WLAN environments. IEEE transactions on wireless communications. 7.9.

[5] Youssef, Moustafa, and Ashok Agrawala. (2004). Handling Samples Correlation in the Horus System. INFOCOM Twenty-third AnnualJoint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Vol. 2.

[6] Wang, Xuyu, et al. (2017). CSI-Based Fingerprinting for Indoor Localization: A Deep Learning Approach. IEEE Transactions on Vehicular Technology 66.1. 763-776.

[7] Zou, Han, et al. (2017). Accurate Indoor Localization and Tracking Using Mobile Phone Inertial Sensors, WiFi and iBeacon. Inertial Sensors and Systems (INERTIAL) 2017 IEEE International Symposium on IEEE

[8] Zou, Han, et al. (2016) A Robust Indoor Positioning System Based on the Procrustes Analysis and Weighted Extreme Learning Machine. IEEE Transactions on Wireless Communications 15.2. 1252-1266.

[9] Zhang, Wei, et al. (2016). Deep Neural Networks for wireless localization in indoor and outdoor environments. Neurocomputing 194. 279-287.