

# Wi-Fi Fingerprint 을 활용한 CWT 기반 RSSI 이미지 분석을 통한 실내 사용자 위치 추적에 대한 연구

김민기, 이채우\*  
아주대학교, \*아주대학교

alsrl1240@ajou.ac.kr, \*cwlee@ajou.ac.kr

## A Study on the Indoor User Localization using Wi-Fi Fingerprint: Analysis of CWT-based RSSI Images systems

Kim Min Ki, Lee Chae Woo\*  
Ajou Univ., \*Ajou Univ.

### 요 약

본 논문은 실내 측위에 사용되는 GPS 를 통한 실내 측위 한계를 보완하고자 실내 AP 의 WLAN RSS(Received Signal Strength)를 이용한 Wi-Fi Fingerprinting 실내 측위 기술을 연구하였다. 특히, Wi-Fi Fingerprinting 기술에서 데이터베이스를 학습하는 과정에 RP 마다 반복 측정된 1 차원의 RSS 를 CWT(Continuous Wavelet Transformation)을 통해 주파수-시간의 2 차원의 데이터로 변환시켜 이미지 학습을 진행하였다. 이후, 이미지의 특징을 학습하는 데 특화된 머신 러닝 기술인 CNN(Convolutional Neural Network)를 통해 변환된 데이터베이스를 학습하고, 위치 정확도를 추출하였다.

### I. 서론

본 논문은 전통적인 GPS 를 이용한 실내 측위의 한계를 극복하기 위해 실내 AP 의 WLAN RSS(Received Signal Strength)를 활용한 Wi-Fi Fingerprinting 기술에 대한 연구를 제시한다. GPS 는 건물 내 신호 감쇄와 다중 경로 효과 등의 한계로 인해 정확한 실내 위치 추적에 어려움을 겪고 있다. 따라서 본 연구에서는 Wi-Fi Fingerprinting 기술을 통해 이러한 제약을 극복하고자 하였다.[1],[2]

구체적으로, Wi-Fi Fingerprinting 기술의 한계를 극복하기 위해 RP(Reference Point)에서 반복 측정된 1 차원의 RSS 를 CWT(Continuous Wavelet Transformation)을 활용하여 주파수-시간의 2 차원 데이터로 변환시켰다. 이는 연구에 사용된 520 개의 AP 를 시계열로 간주하여 AP 에 대한 RSSI 값을 주파수에 따른 morlet 함수와의 유사성을 통해 변환시켜 이미지를 출력하였다.

그 후, 변환된 데이터베이스를 학습하기 위해 특화된 머신 러닝 기술 중 하나인 CNN(Convolutional Neural Network)을 도입하였다. CNN 을 통해 이미지의 특징을 학습하고, 위치 정확도를 추출하여 Wi-Fi Fingerprinting 기술의 성능을 향상시켰다.[3]

이러한 연구는 다양한 실내 환경에서의 사용자 위치 추적에 있어서 GPS 를 보완하고, 실내 위치 기반 서비스 및 응용에 기여할 수 있는 연구 모델을 제안한다.

### II. 본론

본논문에서는 스페인의 UJI Campus 에서 측정된 RSSI 데이터 베이스를 기반으로, 각 건물마다 RP(Reference Point)에서 반복 측정된 1 차원의 RSSI 신호를

CWT(Continuous Wavelet Transformation)을 통한 주파수-시간의 2 차원 이미지로 변환시켰다. 이미지로 변환시키는 데에는 CWT 를 통한 변환 외에도 1 차원의 데이터를 Gray 이미지로 나타낸 후 AP(Access Point)의 개수와 동일한 이미지의 크기를 가진 직사각형으로 변환시킬 수 있다. 아래의 그림 2 은 520 개의 AP 에 대한 RSSI 값을 20\*26 의 크기로 변환시킨 Gray 이미지를 나타낸다. 반면 그림 3 과 같이 CWT 를 통한 이미지 변환의 경우, 520 개의 연속된 AP 에 대한 RSSI 값을 time shift 와 주파수의 변경을 통해 mother wavelet 함수를 이동시키고, 폭을 변경하여 입력된 데이터와의 유사성을 주파수-시간의 차원으로 나타낸 변환 기법을 의미한다.[4] 본 연구에 사용된 데이터 베이스는 520 개의 AP 를 가지고 있어, 변환된 이미지의 가로축은 520 의 사이즈를 가진다. 그러나 세로축을 의미하는 주파수는 사용자의 설정에 따라 주파수의 범위를 설정할 수 있기 때문에 원하는 크기를 설정할 수 있다. 또한, 본 연구는 morlet wavelet 을 mother wavelet 함수로 설정하였으며, 이 외에도 다양한 mother wavelet 함수가 존재한다.

데이터 베이스의 분석 결과, 측정자나 측정 시점에 따라 RP 마다 AP 에서 측정된 RSSI 의 값이 불안정하게 측정되어 결측점이 존재하였다. 이에 기존의 각 RP 에서 반복 측정된 데이터 중 결측점에 대해 해당 AP 의 전체 평균을 대입하여 임의의 사용자가 결측점을 지닌 데이터를 가질 때 가장 차이가 적게 발생하여 가장 안정적으로 결과를 출력할 수 있도록 데이터를 전처리하여 CNN 알고리즘에 입력하여 학습시켰다.

CNN 알고리즘의 구성의 경우, 3\*3 크기의 커널을 가진 Convolution layer 를 통해 구성하였고, overfitting 을 막기 위해 RP 에서 반복 측정된 개수 중 가장 적은 수를 선택하여 학습시켰다. 그러나 Gray 이미지 대비 데이터

의 크기로 인한 메모리 이슈가 존재하여 미니 배치에 대한 정확도의 평균을 측정하였다. 그 결과, 데이터의 전처리 이전 대비 6.85%의 성능 개선을 얻을 수 있었다.

[4] B. Soro and Chae Woo Lee, "A Wavelet Scattering Feature Extraction Approach for Deep Neural Network Based Indoor Fingerprinting Localization," *Sensors (Multidisciplinary Digital Publishing Institute)*, vol. 19, Iss: 8, pp. 1790, Apr. 2019.

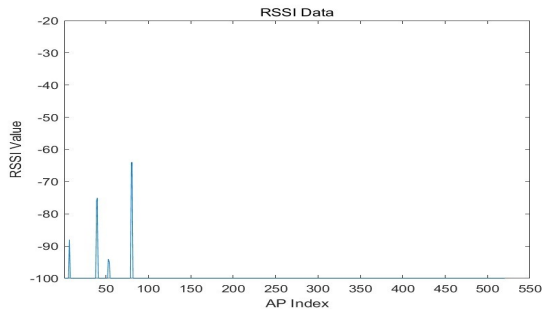


그림 1. AP에 대한 RSSI value 예시

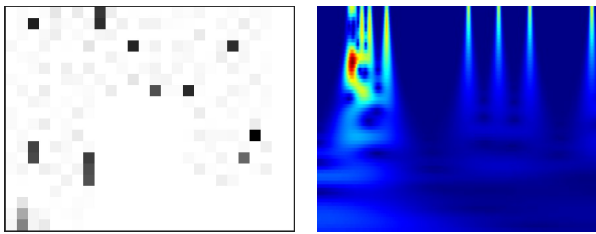


그림 2. Gray image 변환 예시

그림 3. CWT 변환 예시

### III. 결론

본논문에서는 실내 사용자의 위치 추적 기술 중 하나인 Wi-Fi Fingerprinting 기술을 통해 위치 정확도를 개선시키는 연구를 진행하였다. Fingerprinting 기술의 학습 단계인 Offline phase 에서 주파수와 시간의 차원을 모두 분석 가능한 CWT(Continuous Wavelet Transformation)을 사용하여 이미지를 통한 학습을 진행하였다. 특히 결측점에 대한 데이터의 전처리를 위해 AP 의 전체 평균을 결측점에 대입하여 임의의 사용자가 결측점을 가졌을 때 가장 차이가 적게 발생할 수 있도록 처리하였고, 기존 대비 정확도 6.85%의 성능 개선을 얻을 수 있었다.

### 참 고 문 헌

[1] J. Xiao, Z. Zhou, Y. Yi, and L. M. Ni, "A Survey on Wireless Indoor Localization from the Device Perspective," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 49, p. 25, 2016.

[2] A. S. Paul and E. A. Wan, "RSSI-Based Indoor Localization and Tracking Using Sigma-Point Kalman Smoothers," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 860-873, Oct. 2009.

[3] Rashmi Sharan Sinha and Seung-Hoon Hwang, "Comparison of CNN Applications for RSSI-Based Fingerprint Indoor localization," *Electronics* 2019, 8(9) 989, Sep. 2019.