Wi-Fi 핑거프린트 기반 신호 영역 구분을 위한 클러스터링 방법

윤창표[1] · 윤대열[2] · 황치곤[2,*]

[1]경기과학기술대학교 · [2]광운대학교

Clustering Method for Classifying Signal Regions Based on Wi-Fi Fingerprint

Chang-Pyo Yoon[1] · Yun Dai Yeol[2] · Chi-Gon Hwang[2*]

[1]GyeongGi University of Science and Technology · [2]Kwangwoon University

E-mail : cpyoon@gtec.ac.kr / hibig10@kw.ac.kr / duck1052@kw.ac.kr

요 약

최근, 실내 위치 기반 서비스를 보다 정확하게 제공하기 위해서 Wi-Fi 핑거프린트와 딥러닝을 이용한 기술이 연구되고 있다. 딥러닝 모델 중에서 과거의 정보를 기억할 수 있는 RNN 모델은 실내측위에서 연속된 움직임을 기억할 수 있어 측위 오차를 줄일 수 있다. 실내 측위에서 RNN 모델을 사용하는 경우 수집된 학습 데이터가 연속적인 순차 데이터이어야 한다. 그러나 특정 위치 정보를 판단하기 위해 수집된 Wi-Fi 핑거프린트 데이터는 특정 위치에 대한 RSSI만 기록되었기 때문에 RNN 모델의 학습 데이터로 사용이 불가능하다. 본 논문은 Wi-Fi 핑거프린트 데이터를 기반으로 RNN 모델의 순차적인 입력 데이터의 생성을 위한 영역 클러스터링 방법에 대해 제안한다.

ABSTRACT

Recently, in order to more accurately provide indoor location-based services, technologies using Wi-Fi fingerprints and deep learning are being studied. Among the deep learning models, an RNN model that can store information from the past can store continuous movements in indoor positioning, thereby reducing positioning errors. When using an RNN model for indoor positioning, the collected training data must be continuous sequential data. However, the Wi-Fi fingerprint data collected to determine specific location information cannot be used as training data for an RNN model because only RSSI for a specific location is recorded. This paper proposes a region clustering technique for sequential input data generation of RNN models based on Wi-Fi fingerprint data.

키워드

Indoor Positioning, Wi-Fi Fingerprint, RNN, Movement Route Generation

I. 서 론

실내 측위 시스템을 구축하기 위해 Wi-Fi 전파 지문 기술이 활용 된다 [1]. Wi-Fi 핑거 프린팅은 측위 목표 지점에서 수집 된 주변 AP(Access Point)의 RSSI (Received Signal Strength Indication) 신호 값을 측위를 위한 데이터로 기록하고, 기록된 데이터와 측위 시에 입력된 데이터를 비교하여 측위 단말에 대한 위치 값을 계산한다. 이때 Wi-Fi 신호 값은 주변 환경으로 인한 노이즈가 포함되어 잘못된 위치 계산 결과를 발생시킬 가능성이 있다. 이러한 문제를 극복하기 위해 신경망을 이용한 실

* corresponding author

내 측위 연구가 활발히 진행 중이다. 신경망은 고차 입력 데이터의 특징을 추출하고 분류 및 회귀 문제에 대해 성능을 표시하는데 사용한다. 신경망의 RNN (Recurrent Neural Network) 모델은 데이터의 연속성을 고려할 수 있는 지도 학습 알고리즘이다[2][3][4]. 이를 활용하여 실내 위치에서 단말의 지속적인 움직임을 고려할 수 있으며 단말의 현재 위치를 보다 정확하게 계산하고, 단말의 다음 움직임의 위치에 대한 예측이 가능하게 된다. 실내 측위 시스템에서 RNN을 사용하려면 이동 단말의 이동 경로에 따른 순차적인 RSSI 기반 위치 정보의 입력이 요구된다. 그러나 일반적으로 실내 측위 연구들에서는 이동 경로를 고려하지 않은 단일 위치 판별을 위한 데이터 세트를 사용한다. 따라서 본 논문에서 이동 경로를 고려한 연속된 위치 데이터 생성을 위해 클러스터링을 통한 영역 관리 방법을 제안한다.

II. 클러스터링

본 논문은 제한된 실내 환경 (미술관, 전시장)에서 Wi-Fi 전파지문 데이터를 이용하여 측정 영역의 구분을 위해 다음의 방법을 제안한다. K-means 알고리즘을 사용하여 k개의 실내 영역을 나누어 데이터 셋으로 구분한다[5]. 그림 1은 k개의 클러스터로 나눈 결과를 나타낸다. 구분된 클러스터는 이동 경로 생성을 위한 영역 데이터로 관리한다.

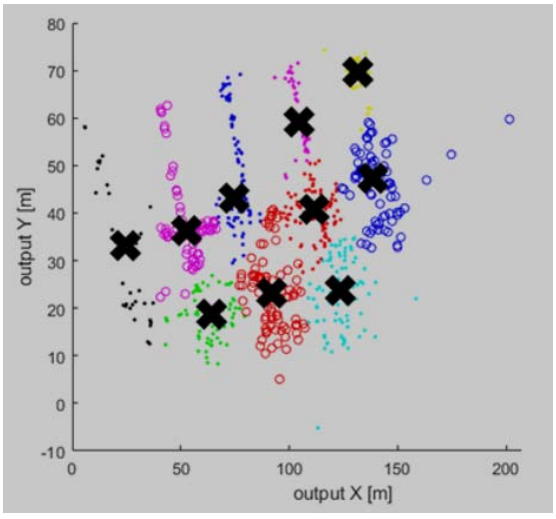

그림 1. Wi-Fi 신호 기반 클러스터 구분

III. 측위 모델을 위한 영역

Wi-Fi 전파지문은 측정한 위치(X, Y) 정보와 수신된 AP들의 RSSI값을 저장하는 기법이다. 실내의 여러 위치에서 수집한 데이터로 측위 모델을 구성하고, 수신 신호를 입력 데이터로 대입하여 RSSI 값과 측위 모델에 저장된 데이터를 비교해 위치를 추정한다. 이때 제안 방법은 측위 모델에 구성된 데이터의 위치를 K개의 영역으로 구분하여 단말의 이동 경로 생성을 위한 기준으로 사용한다. 영역을 나누는 방법으로 K-mean algorithm을 사용한다. K-mean algorithm은 k개의 클러스터로 묶는 알고리즘으로 각 클러스터와 거리 차이의 분산을 최소화하는 데이터마이닝 기법을 말한다.

IV. 결 론

본 논문에서는 수집된 Wi-Fi 핑거프린트 데이터를 바탕으로 RNN모델에 필요한 연속된 데이터 생성을 위한 영역 클러스터링 방법에 대해서 제안하였다. 순차적인 입력데이터 생성을 위해 실내 환경의 구역을 k-means algorithm으로 분할하였다. 이때 K을 증가시킴에 따라 세밀하게 구역을 나눌 수 있으나 이 경우 클러스터링에 따른 연속 데이터 생성으로 인해 제자리에서 맴도는 경로가 다수 생성될 수 있는 문제를 야기할 것으로 예측된다.

향후 과제로 한정된 공간이 아닌 보다 광범위한 영역을 위하 클러스터링 방법에 대한 연구를 통해 실내측위에 적합한 모델을 찾는 것이다.

References

[1] Sahar, Ayesha, and Dongsoo Han, “An LSTM-based Indoor Positioning Method Using Wi-Fi Signals”, Proceedings of the 2nd International Conference on Vision, Image and Signal Processing. No. 43, 2018.

[2] Tomáš Mikolov, Martin Karafiát, Lukáš Burget, Jan Černocký, Sanjeev Khudanpur, “Recurrent neural network based language model,” Eleventh annual conference of the international speech communication association, 2010

[3] Chung, Junyoung and Gulcehre, Caglar and Cho, KyungHyun and Bengio, Yoshua, “Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling,” arXiv preprint arXiv:1412.3555, 2014

[4] F.A. Gers, J. Schmidhuber, F. Cummins, “Learning to forget: continual prediction with LSTM,” 9th International Conference on Artificial Neural Networks: ICANN '99, pp. 850-855, 1999

[5] Elena Simona Lohan, Joaquín Torres-Sospedra, Helena Leppäkoski, Philipp Richter, Zhe Peng, and Joaquín Huerta, “Wi-Fi crowdsourced fingerprinting dataset for indoor positioning,” Data, 2017