

Wi-Fi 핑거프린트 기반 실내 이동 경로 데이터 생성 방법

윤창표¹ · 황치곤^{2,*}

¹경기과학기술대학교 · ²광운대학교

Wi-Fi Fingerprint-based Indoor Movement Route Data Generation Method

Chang-Pyo Yoon¹ · Chi-Gon Hwang^{2,*}

¹GyeongGi University of Science and Technology · ²Kwangwoon University

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

요 약

최근, 실내 위치 기반 서비스에서 정확한 서비스를 위해 Wi-Fi 핑거프린트 기반의 딥러닝 기술을 이용한 연구가 이루어지고 있다. 딥러닝 모델 중에서 과거의 정보를 기억할 수 있는 RNN 모델은 실내측위에서 연속된 움직임을 기억할 수 있어 측위 오차를 줄일 수 있다. 이때 학습 데이터로서 연속적인 순차 데이터를 필요로 한다. 그러나 일반적으로 Wi-Fi 핑거프린트 데이터의 경우 특정 위치에 대한 신호들만으로 관리되기 때문에 RNN 모델의 학습데이터로 사용이 부적절하다. 본 논문은 RNN 모델의 순차적인 입력 데이터의 생성을 위해 클러스터링을 통한 영역 데이터로 확장된 Wi-Fi 핑거프린트 데이터 기반 이동 경로의 예측을 통한 경로 생성 방법에 대해 제안한다.

ABSTRACT

Recently, researches using deep learning technology based on Wi-Fi fingerprints have been conducted for accurate services in indoor location-based services. 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. At this time, continuous sequential data is required as training data. However, since Wi-Fi fingerprint data is generally managed only with signals for a specific location, it is inappropriate to use it as training data for an RNN model. This paper proposes a path generation method through prediction of a moving path based on Wi-Fi fingerprint data extended to region data through clustering to generate sequential input data of the RNN model.

키워드

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

1. 서 론

실내 측위 시스템을 구축하기 위해 Wi-Fi 전파 지문 기술이 활용 된다[1]. 신경망의 RNN (Recurrent Neural Network) 모델은 데이터의 연속성을 고려할 수 있는 지도 학습 알고리즘이다[2][3][4]. 이러한 RNN 모델을 사용하여 이동 단말의 경로를 예측할

경우 순차적인 위치 정보가 필요하다. 그러나 일반적으로 Wi-Fi 핑거프린트 데이터는 이동 경로를 고려하지 않으며 특정 위치의 판단을 위한 데이터 세트로 구성된다. 따라서 본 논문에서 이동 경로를 고려한 연속된 위치 데이터 생성을 위해 클러스터링을 통한 영역 구분 이후의 인접 영역과의 관계를 설정하여 이동 경로 데이터의 생성 방법을 제안한다.

* corresponding author

II. 제안 기법

본 논문은 제한된 실내 환경 (미술관, 전시장)에서 Wi-Fi 전파지문 데이터를 이용하여 단말의 이동 경로 데이터를 생성하기 위해 다음의 방법을 제안한다. 우리의 다른 연구에서 제안한 신호의 클러스터링을 통해 생성된 영역 노드 데이터를 이용하여 인접 목록을 정의하여 실내 환경을 단일 그래프로 표현한다. 그리고 임의의 노드 방문에 따른 이동 경로를 생성하고 노드에 속하는 Wi-Fi 지문 데이터 중 하나를 저장한다. 저장된 데이터는 RNN 모델 신경망의 입력 데이터로 사용할 수 있다.

제안 기법은 클러스터링을 통해 신호의 영역을 구분한 노드들로 구성되었다고 가정한다. 그리고 노드들의 인접 목록을 사용하여 노드에 대한 초기 경로를 생성하고 실제 이동 단말에 따라 노드 간 이동 확률을 새롭게 저장되는 학습 데이터를 기반으로 조정하는 방법을 제안한다.

III. 인접 노드 그래프 생성

제안 방법은 측위 모델에 구성된 데이터의 위치를 K개의 영역으로 구분되었다고 가정한다. 이는 Wi-Fi 신호를 기반으로 하여 영역을 구분하고[5] 각 인접 영역을 기준으로 단말의 이동 가능 경로를 생성한다. 이때 K개의 영역은 adjacency list로 인접 영역을 정의하고 각 영역을 방문할 때마다 영역 안에 있는 임의의 측위 데이터를 학습 데이터로 사용한다. K-mean algorithm을 사용하여 나누어진 영역을 Adjacency list로 각 클러스터의 중앙값을 적용한다. 그리고 클러스터 간 인접성을 정의하여 이동경로 생성을 위한 그래프 노드를 구축한다. 이때 인접성 최대 허용 거리를 고려하여 만족하는 인접 노드를 선택하며 만약 만족하는 클러스터가 없는 경우 최 근접 클러스터를 인접 노드로 선택한다. 그림 1은 생성된 그래프를 나타낸다.

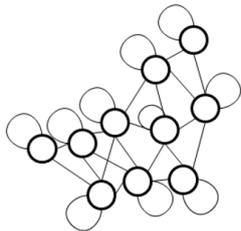


그림 1. 클러스터 기반 인접 노드 그래프

V. 이동 경로 데이터 생성

adjacency list를 바탕으로 이동경로를 생성한다.

각 노드는 인접한 노드로 이동할 확률을 이동 확률 테이블에 정의한다. 단말의 이동 경로에 대한 데이터가 축적된 경우, 단말이 각 노드에서 어떤 인접 노드로 이동했는지를 테이블의 값으로 입력한다. 인접한 노드로 갈 확률은 이동 확률 테이블의 값을 기반으로 하며 이동 경로 생성 시 방문한 노드에 포함된 수집 데이터 중 하나를 선택하여 RNN 모델을 위한 입력데이터를 생성한다.

VI. 결론

본 논문에서는 Wi-Fi 핑거프린트 데이터를 기반으로 단순 위치 측위가 아닌 이동 경로를 활용한 보다 향상된 실내 위치 측위를 위해 RNN모델에 필요한 데이터 생성 방법으로 순차적인 입력데이터 생성을 위해 실내 환경을 영역으로 분할한 경우 인접 노드와의 이동 확률에 따른 경로 생성 방법을 제안하였다.

향후 과제로 다양한 RNN 모델을 사용하여 한정된 공간이 아닌 보다 광범위한 영역에서의 측위와 경로 예측에 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.