

GAN을 이용한 실내 위치 데이터 구성 기법

윤창표¹ · 황치곤^{2,*}

¹경기과학기술대학교 · ²광운대학교

Indoor Location Data Construction Technique using GAN

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 환경에서 정확한 위치 기반 서비스의 제공을 위해 Wi-Fi 핑거프린트와 딥러닝을 이용한 기술이 연구되고 있다. 이때 학습 데이터의 구성은 매우 중요하며 학습에 필요한 충분한 데이터의 수집은 필수적이다. 그러나 측위가 필요한 영역 내에서 무선 신호 데이터의 수집을 위한 특정 지점의 수는 무한하며 이러한 데이터를 모두 수집하는 것은 불가능하다. 따라서 부족한 학습 데이터를 보충할 수 있는 방법이 필요하다. 본 연구에서는 부족하게 수집된 위치 데이터를 기반으로 학습에 필요한 충분한 수의 위치 데이터의 구성 방법을 제안한다.

ABSTRACT

Recently, technologies using Wi-Fi fingerprints and deep learning are being studied to provide accurate location-based services in an indoor environment. At this time, the composition of learning data is very important, and it is essential to collect sufficient data necessary for learning. However, the number of specific points for the collection of radio signal data within the area requiring positioning is infinite, and it is impossible to collect all of these data. Therefore, there is a need for a way to make up for insufficient learning data. This study proposes a method of constructing a sufficient number of location data necessary for learning based on insufficiently collected location data.

키워드

Indoor Positioning, Wi-Fi Fingerprint, GAN, Point Cloud

I. 서 론

실내 위치 서비스의 제공을 목적으로 하는 시스템과 기술은 Wi-Fi 핑거프린트 기술을 많이 활용한다[1]. 또한 보다 향상된 서비스의 제공을 위해 기계 학습과 딥러닝을 적용한 기술들이 연구 개발되고 있다. 이때 기계학습을 통해 정확한 학습결과를 얻기 위해서는 학습에 필요한 충분한 데이터가 필요하며 학습 데이터에 구성된 환경변수의 적절성이 검증되어야 한다. 그러나 위치 서비스를 제공하는 특정 영역에서 모든 평면 좌표에 대한 무선 신호 데이터의 수집은 매우 어렵고 데이터 수집에

높은 비용을 요구한다. 따라서 부족한 무선 신호를 기반으로 기계학습에 필요한 수집 가능한 무선 신호 데이터의 구성 방법에 대한 연구가 필요하다.

본 논문은 현실 세계에서 실제 존재하지 않으나 존재 가능할 것으로 예상되는 데이터를 생성하는 기술인 GAN(Generative Adversarial Networks)을 통해 측위 영역에서 수집 가능한 데이터를 생성하여 학습에 적절한 데이터로 구성된 학습 데이터 구성 방법을 제안한다.

II. 관련 연구

GAN은 실제 존재하지 않으나 존재 가능할 것으

* corresponding author

로 예상되는 데이터의 생성 모델이다. GAN을 적용하기 위해서는 확률 변수가 특정한 값을 갖는 확률은 나타내기 위해 확률 분포가 사용한다 이때 등장할 수 있는 사건에 대한 값을 나타내는 확률 변수의 개수를 셀 수 없는 경우에 연속확률 분포를 이용하여 불특정한 개수를 갖는 확률 분포를 이용하며 주로 이미지 데이터 생성과 판별을 통해 존재 가능한 가상 이미지 데이터를 생산하는 기술이다. GAN은 생성자와 판별자에 해당하는 두 개의 네트워크를 학습하는 생성 모델로서 생성자는 학습이 완료되고 난 후 사용하고자는 모델이며 판별자는 생성자가 보다 나은 학습 결과를 도출하도록 지원하는 모델이다. 이때 목적 함수를 통해 생성자는 데이터의 분포를 학습할 수 있다. 아래 수식(1)은 실제 학습을 위한 GAN의 목적 함수를 나타낸다[2].

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

생성자는 노이즈 벡터를 받아 새로운 데이터를 생성하며 판별자는 데이터를 받아 해당 데이터가 실제 존재할 수 있는지에 대한 확률 값을 반환한다. 이는 어떠한 이미지 데이터가 있을 때 해당 이미지가 학습 데이터의 분포로부터 채집된 것인가에 대한 확률 값을 부여한다. 이 때 실제 데이터에는 1을 가짜 데이터에는 0을 부여하여 이 값을 0~1의 값을 부여한다.

분산된 원본 데이터 중 하나의 데이터를 샘플링해서 판별자에 대입하여 연산하고 생성자는 노이즈 벡터로부터 입력을 받아 새로운 데이터를 생성한다. 즉 노이즈 데이터를 샘플링한 후 생성자에 대입하여 새롭게 생성된 가상의 데이터를 만들며 이 가상 데이터를 판별함수에 대입하여 결과를 얻는다. 이 과정에서 생성자는 가상 데이터가 실제 데이터로 보일 수 있도록 1에 가까운 결과를 만들도록 동작한다.

GAN 모델 수렴 과정의 목표는 생성자의 분포가 원본 학습 데이터의 분포를 잘 따르도록(수렴하도록) 만드는 것이다. 그리고 학습이 완료된 이후에는 가상의 생성된 데이터를 더 이상 구별할 수 없는 것이 목표이다[3].

III. 제안 기법

본 연구에서 GAN 모델을 위한 이미지 데이터는 위치 영역 내에서 수집된 무선 신호 데이터를 기반으로 위치 영역 레이블과 주변 무선 신호 세기별 MAC 주소 그리고 3차원 공간 구성을 위한 층 정보와 영역 내의 수집 지점들을 GAN 모델의 확률 변수 값으로 적용하기 위해 포인트 클라우드 모델을 이용하여 평면 좌표 이미지를 구성하고 이렇게 구성된 평면 좌표를 다차원으로 구성한다[4].

위치 신호 데이터는 다차원 특징 공간의 한 점으로 표현 가능하며 마치 실외의 GPS 위치 신호와 같이 하나의 값을 갖는 1차원 공간상의 확률분포로 표현 가능하다. 실제 실내 위치 데이터의 경우 평면상의 동일 위치라 하더라도 건물의 층과 같은 추가 변수가 구성되고 신호의 특성을 갖기 때문에 고차원 상의 한 점으로 표현될 수 있다. 따라서 고차원 공간상의 분포를 학습하는 방식으로 실내 위치 정보 또한 그 분포를 학습하기 위한 학습 데이터의 구성이 가능하다. 이후 원본 위치 정보가 담긴 이미지 데이터를 GAN 모델에 적용하여 풍부한 데이터를 갖기 위한 존재 가능한 목적 이미지를 생성한다. 이 과정에서 수집 가능한 실제 신호 데이터의 구성이 가능하게 된다. 이처럼 제안 기법은 실제 존재 가능한 신호 데이터를 구성하여 부족한 학습 데이터의 보완이 가능할 것으로 판단한다.

IV. 결론

실내 무선 신호를 이용한 전파 지문의 경우 특정 영역의 모든 지점에 대한 신호 데이터의 수집이 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 GAN 모델을 적용한 위치 정보 생성을 통한 학습 데이터 구성 기법을 제안하였다. 제안 기법을 통해 추가 위치 데이터를 구성하면 위치 판별을 위한 기계학습을 통해 정확한 위치를 판별 할 수 있게 될 것이다. 결과적으로 제안 기법을 통해 실내 위치 서비스를 위한 위치 정확성이 향상될 것으로 예상된다.

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] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," *Advances in neural information processing systems*, Vol. 27, pp. 2672-2680, 2014.
- [3] Y. Han, and H. J. Kim, "Face Morphing Using Generative Adversarial Networks," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 19, No. 3, pp. 435-443, 2018.
- [4] H. Zhao, L. Jiang, C. W. Fu, and J. Jia, "Pointweb: Enhancing local neighborhood features for point cloud processing," *In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5565-5573, 2019.