

# GAN과 Few-shot learning을 활용한 실내 측위에 관한 연구

천병준, 홍성재, 한승재

연세대학교

bjoon93@gmail.com, hsj940709@yonsei.ac.kr, seungjaehan@yonsei.ac.kr

## Indoor localization using GAN and few-shot learning

Cheon Byoung Joon, Seong-jae Hong, Seung-Jae Han  
Yonsai Univ

### 요약

본 논문은 GAN과 few-shot learning을 활용하여 서로 다른 환경에서의 실내 위치 측위에 관한 연구이다. 실내 위치 측위에 대한 연구의 가장 큰 문제는 데이터 수집과 라벨링이다. 실내 위치 측위를 수행할 때마다 데이터를 수집하고 라벨링하는 것은 시간과 노력이 굉장히 많이 필요한 작업이다. 그래서 본 연구는 GAN과 few-shot learning을 통해서 데이터 수집이 제한되는 상황을 극복하고, 기 수집한 데이터를 활용하여 새로운 환경에서 실내 위치 측위를 수행한다.

### I. 서론

실내 위치 측위의 정확도를 높이기 위해서 여러 딥 러닝 기법을 결합하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 가장 많이 활용되고 있는 방법은 fingerprint 방식이다. 실험 환경에서의 CSI 정보를 수집하여 fingerprint를 만들고, 사람이 특정한 위치에 있을 때, 수신된 CSI를 대조하여 가장 유사한 특징을 가진 위치로 추정하는 방법이다. 하지만 fingerprint 방법의 정확도를 높이기 위해서는 많은 라벨링된 데이터가 필요하다. 그리고 환경이 변화할 때마다 데이터를 새로 수집하고 라벨링을 다시 해야 하는 작업이 필요하다.

본 논문에서는 few-shot learning를 활용한 전이학습과 GAN을 통해서 서로 다른 2개의 환경에서 실내 위치 측위를 수행한다. 기존에 수집한 데이터를 GAN을 활용하여 증강시켜 대량의 데이터(Source Domain)을 생산하고, 새로운 환경에서 수집한 소량의 데이터(Target Domain)를 활용하여 새로운 환경에서의 실내 위치 측위를 수행한다.

### II. 본론

본 논문에서 실내 위치 측위의 정확도를 높이기 위해서 활용한 딥러닝 방법은 GAN[1]과 few-shot learning[2]이다. GAN은 생성자와 식별자가 서로 경쟁하면서 학습하여 데이터를 생성하는 모델이다. 데이터를 생성하는 것은 생성자이고, 만들어진 데이터를 평가하는 것이 판별자이다. 생성자는 실제와 유사한 데이터를 생성하는 것이 목표로 학습을 하고, 판별자는 생성자가 만든 데이터와 실제 데이터를 구분할 수 있도록 학습하는 것이 목표이다. 생성자는 판별자와 경쟁적인 학습을 통해 실제와 같은 데이터를 생성할 수 있게 된다.

few-shot learning의 학습 데이터셋은 Support set이라 하고, 데이터와 라벨로 구성되어 있다. 그리고 Support set으로 모델을 학습한 후, 모델의 성능을 평가할 데이터 셋을 Query set이라 한다. Support set에서 예측해야 하는 클래스가 N개가 있고, 각 클래스마다 K개의 데이터와 레이블이 쌍으로 있을 때 N-way K-shot 문제라고 한다. 일반적으로 few-shot

learning의 성능은 N에 반비례하고, K에 비례한다.

본 논문은 GNN 기반의 few-shot learning을 활용한 전이 학습을 통해서 서로 다른 환경에서 실제로 수집한 CSI 데이터셋을 활용하여 실내 위치 측위를 수행한다. CSI정보가 라벨링된 위치를 노드로 설정하고, CSI정보의 유사성을 비교해서 위치를 추정하는 방법이다. 하지만 few-shot learning은 많은 양의 라벨링된 데이터가 있는 Source domain이 필요하다. 그래서 GAN을 통해서 Source domain의 데이터를 생성한다. few-shot learning을 수행하기 전에 GAN[4]을 통해서 Source domain의 데이터를 증강시키는 것이다. GNN기반의 few-shot learning은 CSI데이터의 라벨을 node, CSI정보를 edge로 설정한다. 새로운 CSI정보를 입력값으로 넣어주면 edge의 가중치를 계산해서 가장 유사한 node로 분류하여 위치를 추정한다. GNN기반의 few-shot learning을 발전시킨 Attentive\_GNN[3]과 EGNN[4]을 활용한 방법도 결과도 보여준다.

본 논문에서의 실내 위치 측위는 서로 다른 2개의 환경(Source domain, Target domain)에서 진행한다. 이 데이터셋은 타이완에서 실내 위치 측위 연구 데이터 셋[3]이다. 이 데이터셋에서 source domain은 16개의 라벨과 각 라벨당 150개의 CSI, target domain은 18개의 라벨과 각 라벨당 150개의 CSI를 임의로 추출하여 활용한다. Source domain의 CSI데이터는 GAN을 활용하여 모델을 학습시킬 충분한 양의 데이터를 생성한다. 대량으로 생성한 라벨링된 데이터가 있는 Source domain과 적은 수의 라벨링된 데이터가 있는 target domain에서 18개의 라벨(18-way)에서 K개의 CSI데이터(K-shot)로 training dataset을 만든다. Support set은 Training dataset에서 18개의 라벨과 데이터를 임의로 뽑고 Query set은 Support set 중의 1개의 라벨과 데이터이다. Query set의 데이터를 입력값으로 받으면 그 데이터가 어느 라벨에 속하는지 분류하는 학습을 한다. testing 단계에서는 target domain에서 학습에 활용했던 Few-shot Dataset을 Support set으로 활용한다. 그리고, training dataset에서 Few-shot Dataset을 제외한 나머지 데이터를 testing data로 활용하여 실내 위치 측위 정확도를 확인한다.

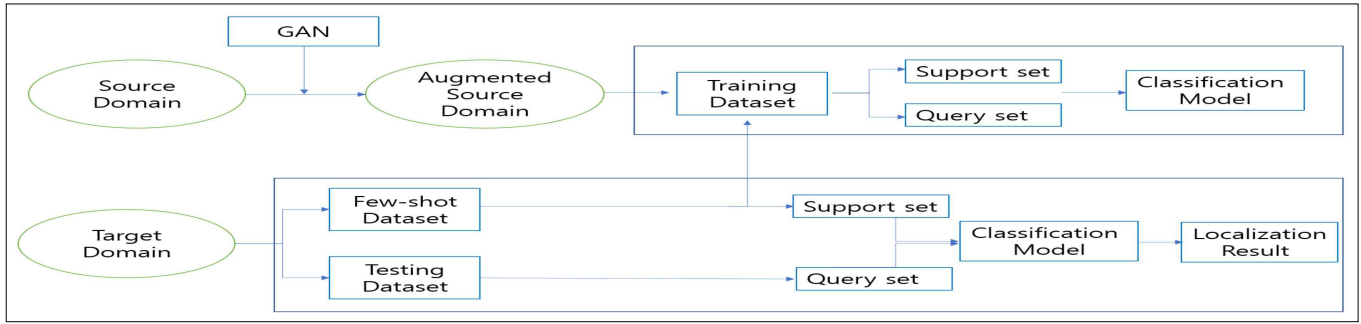


그림 1. 시스템 구성도

Target domain에서는 각 RP당 150개의 CSI 정보를 이용한다. 비교를 위해서 source domain의 데이터가 제한된 상황에서 실내 위치 측위를 수행했다. 표1을 보면 source domain에서 각 RP당 150개의 CSI 데이터를 활용하여 실내 위치 측위를 실시한 결과이고, 표2를 보면 GAN을 통해서 source domain의 CSI를 각 RP당 450개를 추가적으로 생성하여 실내 위치를 측위를 한 결과 정확도이다. 결과를 보면 Source domain이 부족했을 때와 비교하였을 때, 정확도가 약 1~4%정도씩 올라간 것을 알 수 있다. 표 3은 Source Domain 각 RP당 실제 CSI가 600개씩 있는 경우이다. 표2와 표3을 비교하면 실내 위치 측위 정확도가 비슷한 것을 알 수 있다. 즉, GAN을 통해서 데이터를 생산하는 것이 실제의 데이터가 충분한 효과를 낼 수 있다는 것을 알 수 있다.

	18-way 5-shot	18-way 10-shot	18-way 15-shot
GNN	63.42%	82.64%	81.35%
Attentive_ GNN	68.57%	83.85%	81.42%
EGNN	68.40%	74.54%	84.06%

표 1. Source domain(2400 CSI)에서 정확도

	18-way 5-shot	18-way 10-shot	18-way 15-shot
GNN	72.51%	85.89%	88.82%
Attentive_ GNN	71.06%	84.90%	87.07%
EGNN	72.98%	85.12%	89.93%

표 2. GAN을 사용했을 때의 정확도(fake\_CSI + real\_CSI = 7200+2400)

	18-way 5-shot	18-way 10-shot	18-way 15-shot
GNN	70.60%	85.48%	88.65%
Attentive_ GNN	70.57%	85.87%	88.85%
EGNN	73.92%	86.85%	89.70%

표 3. 대량의 데이터(9600CSI)에서의 정확도

### III. 결론

제안한 방법을 사용한다면, Source domain에서 기 수집한 CSI 데이터를 활용하면, CSI 데이터가 적은 target domain에서도 실내 위치 측위를 수행할 수 있다는 것을 알 수 있다. 표1을 보면 source domain도 마찬가지로 수집이 제한되는 경우에는 정확도가 떨어지는 모습을 볼 수 있다. 하지만 표 2를 보면 제안된 방법으로, Source domain의 CSI 데이터를 GAN을 통해 증강하여 few-shot learning을 수행하면 실내 위치 측위 정확도가 올라간 것을 알 수 있다. 표3은 source domain에서도 실제 데이터가 충분한 경우의 실내 위치 측위 정확도이다. 실제 데이터를 활용한 정확도와 GAN을 통해서 만들어낸 CSI 데이터를 활용한 정확도를 비교해봤을 때, 실제 CSI를 활용한 결과와 유사한 결과가 나온다는 것을 알 수 있다.

### 참 고 문 헌

- [1] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," in Proc. Advances Neural Information Processing Systems Conf., 2014, pp. 2672 - 2680.
- [2] Wang, Yaqing, et al. "Generalizing from a few examples: A survey on few-shot learning." ACM computing surveys (csur) 53.3 (2020): 1-34.
- [3] H. Cheng, J. T. Zhou, W. P. Tay, and B. Wen, "Attentive graph neural networks for few-shot learning," arXiv preprint arXiv:2007.06878, 2020.
- [4] J. Kim, T. Kim, S. Kim, and C. D. Yoo, "Edge-labeling graph neural network for few-shot learning," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 11 - 20.
- [5] Chen, Bing-Jia, and Ronald Y. Chang. "Few-Shot Transfer Learning for Device-Free Fingerprinting Indoor Localization." arXiv preprint arXiv:2201.12656 (2022).
- [6] K. M. Chen and R. Y. Chang, "Semi-supervised learning with GANs for device-free fingerprinting indoor localization," in 2020 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Dec. 2020, pp. 1 - 6.