

5G 채널정보를 이용한 비전 트랜스포머 기반 핑거프린팅 실내 측위 알고리즘

정민수, 김선우
한양대학교 융합전자공학과
{qwjms, remero}@hanyang.ac.kr

Vision Transformer-based Fingerprinting Indoor Localization Algorithm with 5G Channel Information

Minsoo Jeong and Sunwoo Kim
Department of Electronic Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 5G 채널 정보 CIR(channel impulse response)을 이용한 비전 트랜스포머 (ViT, vision transformer) 기반의 핑거프린팅(FP, fingerprinting) 실내 측위 기법을 제안한다. MATLAB 레이트레이싱 시뮬레이션을 통해 3개의 장애물의 있는 실내 환경과 실내 전파 모델을 구성하고, 여러 위치에서 5G CIR 정보를 수집한다. 2D 이미지로 변환한 수집 CIR 데이터를 이용하여 ViT 기반의 FP 모델을 학습하고, 테스트 위치에서 수집한 데이터로 단말의 위치를 추정한다. 3개의 테스트 경로에서의 RMSE (root mean squared error) 측위성능을 분석한 결과, 제안하는 ViT 기반 FP 측위 기법은 RMSE 1.27 m의 측위 성능을 보이며 DNN 기반 FP 측위 기법과 삼변측량 기법 대비 각각 3.28, 10.70 m 정확하게 단말의 위치를 추정하는 것을 확인하였다.

I. 서론

긴급구조 상황에서 GPS 신호가 차단되는 실내 요구조자의 위치정보를 요청하는 사례가 증가하고 있지만, 실내 공간에서는 NLOS의 영향으로 송수신기 사이의 거리정보에 많은 오차가 발생하여 정확한 위치 추정을 어렵게 한다. 이에 사전 수집한 실내 전파지도와의 패턴 매칭을 통해 단말의 위치를 추정하는 FP (fingerprinting) 측위 기법이 대안으로 제시되고 있다 [1]. 나아가 넓은 범위에 서비스되고 있는 5G 신호의 채널 정보를 이용하여 단말의 위치를 추정하는 방법이 연구되고 있다 [2]. 본 논문에서는 5G 채널 정보 CIR (channel impulse response) 데이터를 이미지화 후 비전 트랜스포머(ViT, Vision transformer)[3]를 이용하여 분석하는 FP 측위 기법을 제안한다. 또한, 레이트레이싱 기반 시스템 시뮬레이션을 통해 5G CIR 데이터베이스를 생성하고, 제안하는 ViT 기반 FP 측위 기법의 성능을 평가한다.

II. 비전 트랜스포머 기반 핑거프린팅 실내 측위 알고리즘

1. 시스템 모델

UE에서 gNB로 전송되는 5G 신호의 수신신호 모델 $\mathbf{r}(t)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{s}(t) * \mathbf{h}(t) + \mathbf{w}(t), \quad (1)$$

이 때, $\mathbf{s}(t)$, $\mathbf{h}(t)$, $\mathbf{w}(t)$ 은 각각 송신신호, 채널, 그리고 백색잡음을 의미한다. CIR $\mathbf{h}(t)$ 는 M 개의 신호 경로와 잡음 $\mathbf{v}(t)$ 의 선형 조합으로 표현할 수 있으며 Direc 델타함수 δ , m 번째 경로의 시간지연, 진폭 τ_m , α_m 으로 구성된다.

$$\mathbf{h}(t) = \sum_{m=1}^M \alpha_m \delta(t - \tau_m) + \mathbf{v}(t). \quad (2)$$

2. 실내 공간 및 데이터베이스 구성

MATLAB 레이트레이싱 시뮬레이션[4]을 위한 실내 공간은 그림 1과 같이 가로 42 m, 세로 30 m, 높이 7 m의 각각 3.5/4.5/5 m 높이의 3개의 장애물이 설치된 환경이다. 4개의 gNB가 각각 $\text{gNB}_1 = (10, 30)$, $\text{gNB}_2 = (34, 30, 3.5)$, $\text{gNB}_3 = (34, 0, 3.5)$, $\text{gNB}_4 = (11, 0, 3.5)$ 의

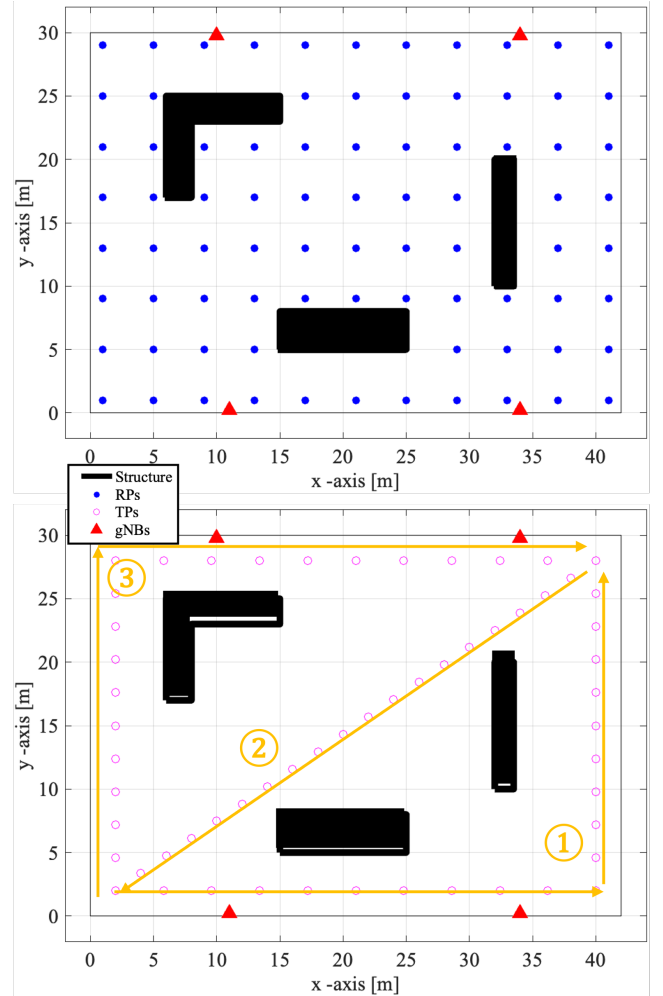


그림 1 실내 공간 구성 및 데이터 수집 위치

좌표에 위치하며, FP 측위를 위하여 81개의 파란점(RP, reference point)과 60개의 분홍점(TP, test point)에서 CIR을 수집하여 '훈련/실험 데이터베이스'를 구성한다.

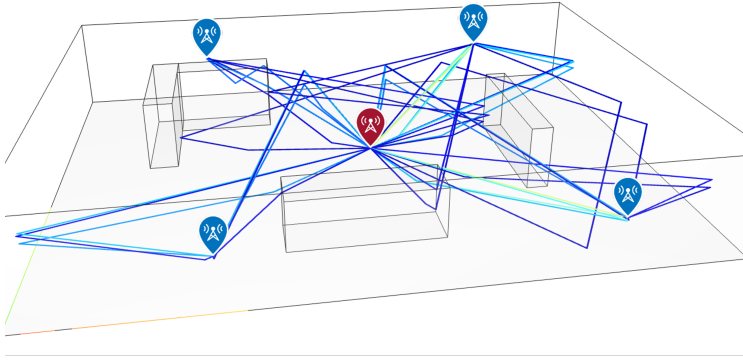


그림 2 실내 공간 내 레이트레이싱 채널 경로 시뮬레이션 예시 (좌) 신호 반사 경로, (우) 정규화된 수집 CIR

3. 비전 트랜스포머 (ViT) 기반 핑거프린팅 측위 알고리즘

자연어처리에서 사용되는 트랜스포머 모델의 구조를 컴퓨터 비전 분야에 적용한 ViT 모델은 강력한 이미지 처리 성능을 보인다. 본 연구에서 제안하는 ViT 기반 FP 측위 알고리즘은 1) 패치 형태의 입력 이미지 임베딩 블록, 2) ViT 모델의 다중 헤드 어텐션(multi-head attention)을 이용한 공간 특징 강화 블록, 3) MLP 모델 블록의 결합으로 구성되어 있다. 실내 환경 내 공간 특성을 정확하게 분석하기 위하여 그림 2와 같이 MATLAB 레이트레이싱 모델을 이용하여 최대 2번 반사 및 1번의 회절이 발생하는 전파 모델에 기반하여 생성한 128 샘플의 CIR 데이터를 수직으로 결합 후 2차원 투영하여 2D 이미지로 변환한다.

최종적으로 제안하는 ViT 기반 FP 측위 모델은 k 번째 RP에서 전송된 i 번째 2D CIR 이미지 데이터 $\mathbf{X}_k^i \in \mathbb{R}^{4 \times 128}$ 와 단말 수집 좌표 $\mathbf{p}_k^i \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$ 를 훈련 데이터와 라벨로 사용한다. 또한, 출력층의 MLP 모델은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{d}^{(l)} &= \text{Sigmoid}(\mathbf{W}^{(l)}\mathbf{d}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)}) \\ \hat{\mathbf{p}} &= \text{Linear}(\mathbf{W}^{(L+1)}\mathbf{d}^{(L)} + \mathbf{b}^{(L+1)}) \end{aligned} \quad (4)$$

이 때, $\text{Sigmoid}(\cdot)$, $\text{Linear}(\cdot)$ 는 각각 activation function을 $\mathbf{W}^{(l)}$, $\mathbf{b}^{(l)}$ 은 각각 l 번째 레이어의 가중치(weight)와 편향(bias)을 의미한다. 제안 모델은 $\hat{\mathbf{p}}$ 와 \mathbf{p} 의 loss function이 최소화되는 방향으로 가변 학습률로 훈련(0.001~0.0001)되며, ViT 기반 FP 측위 모델 매개변수는 표 1과 같다.

표 1. ViT 기반 FP 측위 모델 매개변수

Parameters	Value
Optimizer	AdamW
Number of Transformer layer	1
Number of Hidden layer	3
Activation function	GeLu×4, linear
Training epoch	500

III. 시뮬레이션 및 측위 성능 분석

제안하는 ViT 기반 FP 측위 알고리즘 성능 분석에는 레이트레이싱 시뮬레이션을 통해 생성한 테스트 CIR 데이터를 이용한다. 공간 내 벽과 장애물에 의한 신호 전파가 다르기 때문에 그림 1 (하)와 같이 각각 20개의 TP가 존재하는 3개의 서로 다른 경로에서 수집된 데이터를 이용하여 성능을 검증하며 계산의 편의성을 위하여 시뮬레이션에서 UE는 1m 높이에 위치한다.

DNN 기반 FP 모델과 삼변측량 알고리즘과의 비교를 통해 제안 알고리즘의 우수성을 확인하였다. 삼변측량의 TOA(time of

arrival)은 [5]의 방법에 따라 계산하였다. 표 2는 3가지 경로에서의 진행한 측위 시뮬레이션의 RMSE (root-mean squared error) 결과를 나타낸다. 제안하는 시스템에서는 장애물에 의한 NLOS 특성이 달라져 제안 알고리즘, DNN 기반 FP, 삼변측량 기법은 각각 RMSE 1.27 m, 3.28 m, 10.70 m의 측위 성능을 확인할 수 있었다. 삼변측량 기법의 경우 공간 내 심한 NLOS로 인해 TOA 추정 성능이 낮아 위치를 정확하게 추정하지 못하는 것을 확인할 수 있었다.

표 2 단말 이동 경로에 따른 평균제곱근오차 (RMSE)

경로	DNN 기반 FP	삼변측량	ViT 기반 FP
1	3.22 m	12.00 m	1.17 m
2	3.29 m	12.33 m	1.21 m
3	3.30 m	6.91 m	1.41 m
전구역	3.28 m	10.70 m	1.27 m

IV. 결론

본 논문에서는 레이트레이싱 기반 시스템 시뮬레이션을 통해 5G CIR을 이용한 ViT 기반 FP 실내 측위 알고리즘의 성능을 분석하였다. 장애물이 존재하는 3차원 실내 공간에서 최대 2번 반사 및 1번의 회절이 발생하는 레이트레이싱 신호 전파 모델 기반의 CIR 데이터를 생성하여 딥러닝 모델을 학습하고 3개의 경로에서 수집한 테스트 데이터를 이용하여 측위 오차를 계산하였다. 기존에 주로 사용하던 삼변측량 기법과 DNN 기반 기법은 각각 RMSE 10.70 m, 3.28 m의 측위정확도를 보여 ViT를 사용한 제안 알고리즘의 RMSE 1.27 m 보다 낮은 측위 성능을 보이는 것을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. NRF-2023R1A2C3002890).

참고 문헌

- [1] P. Eberchukwu et al., "Smartphone-based indoor localization via network learning with fusion of ftm/rtss measurements," *IEEE Netw. Lett.*, 2023.
- [2] Y. Ruan et al., "Hi-loc: hybrid indoor localization via enhanced 5G NR CSI," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Aug. 2022.
- [3] A. Dosovitskiy et al., "An Image is Worth 16x16 Words: Transformer for Image Recognition at Scale," in *Proc. ICLR* 2021.
- [4] MathWorks Inc., "Raytracing." [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/antenna/ref/rfprop.raytracing.html>, 2023.
- [5] A. Kirmaz et al., "Time of Arrival Error Estimation for Positioning Using Convolutional Neural Networks," in *Proc. IEEE Wirel. Commun. Netw. Conf. (WCNC)*, 2023.