

도심환경에서 이동하는 단말의 위치 측위에 관한 연구

금인국, 심병호
서울대학교

ikkeum@islab.snu.ac.kr, bshim@snu.ac.kr

A Study on the Localization on Moving Target in Urban Scenarios

Inkook Keum, Byonghyo Shim
Seoul National University

요약

6G 통신 시대에 있어 정확한 위치 결정에 대한 수요는 점점 증가하고 있으며, 다양한 애플리케이션과 장치를 지원하기 위해 필요하다. 도심 지역에는 밀집된 장애물이 많아 non-line-of-sight (NLoS) 전파에서 위치 측위에 어려움을 겪고 있다. 이러한 경우, 통신환경의 이미지는 위치를 추정하는데 추가 정보를 제공할 수 있다. 본 연구에서는 트랜스포머 기반 위치 측위 기법을 제안한다. 구체적으로, 트랜스포머를 활용하여 이미지와 수신신호로부터 얻은 채널 파라미터 간의 공간적 요소 간의 기하학적 상관 관계 및 수신 신호와의 관계를 학습한다. 시뮬레이션 결과는 제안된 방식이 NLoS 및 LoS 환경에서 위치 결정에 있어 평균 제곱근 오차(RMSE) 측면에서 효과적임을 보여준다.

I. 서론

최근, 우리는 vehicle-to-everything (V2X) 통신, internet on everything (IoE) 등의 다양한 위치기반 서비스 (location-based services; LBS) 를 목격하고 있다. 저지연 서비스를 위한 quality of service(QoS) 를 만족하기 위해선 정확한 위치 추정이 중요하다. 위치 파악의 부정확함은 실시간 요구 사항을 필요로 하는 서비스의 품질을 저하시킬 수 있으며, 잠재적으로 자동차 사고나 항공기 충돌 같은 참사를 초래할 수 있다. 전통적으로 global positioning system 과 같은 삼변측량 기반 위치 측위 기법이 다양한 LBS 를 처리하고 있다. 하지만 이와 같은 기법을 사용할 경우, line-of-sight (LoS) 가 확보되지 않은 환경에서는 매우 부정확한 결과를 초래한다[1].

최근 연구들에서 non-LoS (NLoS) 경로의 타겟의 위치를 파악하기 위해 RF 신호 기반 위치 추정기법들이 연구되고 있다[2]. [2]에서는 분석적 선형 알고리즘인 최소자승법 (least squares;LS) 기반 2 단계 위치 추정기법을 제안하였다. 이는 수신신호에서 MUSIC 알고리즘을 사용하여 타겟과 기지국 간의 다중경로 채널 파라미터인 거리와 각도를 추정한다. 추정한 거리와 각도를 LS 의 입력으로 사용하여 타겟의 위치를 추정하는 2 단계 위치 추정기법이다. 하지만 여러 개의 다중경로 채널 파라미터를 사용하는 것은 비현실적이다. LS 기법은 경로들 간의 선형 독립을 가정하지만 실제 상황에서는 선형적으로 독립적이지 않아서 심각한 위치 측위 오차가 발생한다.

본 논문에서는 종래의 선형 추정 알고리즘을 통한 위치 측위 기법에서 탈피하여 인공지능 (artificial intelligence; AI)에 기반한 이동하는 단말의 위치 측위 기법을 제안한다. 제안하는 위치 측위 기법은 두 개의 딥뉴럴 네트워크로 나뉘어져 있다. 먼저 시계열 데이터 형식의 수신 파일릿 신호를 입력으로 하는 딥뉴럴네트워크

(deep neural network; DNN) 을 통해 각 시점의 단말 위치에서 얻을 수 있는 거리와 각도를 추정한다. 두번째 단계에서는 앞서 추정한 무선 채널 파라미터와 통신 환경의 조감도 이미지를 입력으로 미래시점의 단말 3 차원 좌표를 파악한다.

II. 본론

본 논문에서는 DNN 이 주어진 입력과 출력 레이블의 직접적인 사상을 배우는 효과적인 수단이라는 점과, 트랜스포머 구조가 시계열 데이터 입력으로부터 유의미한 특징을 추출하기에 용이하다는 점을 이용한다. 2 단계 위치 측위 기법에서 첫번째 단계인 채널 파라미터 추정단에서 수신파일릿 신호를 입력으로 하여 단말과 기지국 간 거리 및 각도 (AoA/AoD in azimuth/elevation) 를 출력한다. 두번째 단계인 위치 추정부의 DNN 은 통신환경의 이미지와 첫번째 단계의 출력값을 입력으로 사용하여 입력에 대응하는 미래 시점의 단말의 3 차원 좌표를 출력한다.

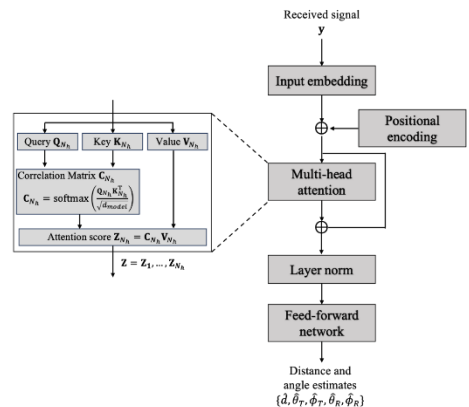


그림 1. 채널 파라미터 추정 네트워크 구조

최근 많은 연구에서 사용하는 트랜스포머 구조를 이용하여 움직이는 단말의 위치를 예측하고자 한다. 재귀 신경망이나 장단기메모리 구조와 같은 기존 신경망에서 비교적 과거에 받은 입력의 영향이 점점 약해지는 반면, 트랜스포머 구조는 모든 입력을 동시에 참조하여 서로 멀리 떨어져있는 입력 간의 장거리 종속성을 확인하기 용이하다. 그러므로, 채널 파라미터 추정 및 위치 추정 단계에서 공간에 대한 연관성을 이용하여 위치 추위를 정확하게 할 수 있다.

채널 파라미터를 추정할 때 수신 파일럿 신호 \mathbf{y} 를 입력으로 하여 거리 및 각도를 출력한다. 이때 사용한 \mathbf{y} 는 구성요소 간의 연관성을 학습하기 위해 40ms 간격으로 n 개의 sounding reference signal (SRS) 구조로 구성하여 입력으로 사용한다. 수신 파일럿 신호 \mathbf{y} 는 임베딩 층을 통과한 후, positional encoding matrix 와 더해진다. 이는 \mathbf{y} 가 DNN 를 통과할 때 입력의 구조를 유지시켜주어 네트워크가 구성요소의 상대적인 위치를 파악하는데 사용한다. 이 때, 입력은 N_a 개의 트랜스포머 블록을 거친다. 트랜스포머 블록에서는 멀티헤드 어텐션 (multi-head attention) 과정을 통해 임베딩 벡터들 사이의 연관성 (correlation)을 학습한다. 이 연관성은 어텐션 스코어로 나타낼 수 있는데 이는 다음과 같이 표현되고,

$$\mathbf{S}_k = f_{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}_k \mathbf{K}_k^T}{\sqrt{D/N_h}}\right) \mathbf{V}_k,$$

D 는 임베딩 차원을 의미한다. 스코어 계산이 끝나면 다음 feed-forward network 를 통과하여 단말과 기지국 간 채널 파라미터인 $[\hat{d}, \hat{\theta}_{RX}, \hat{\phi}_{RX}, \hat{\theta}_{TX}, \hat{\phi}_{TX}]_{t=1:T}$ 를 각 시점에 대하여 출력한다.

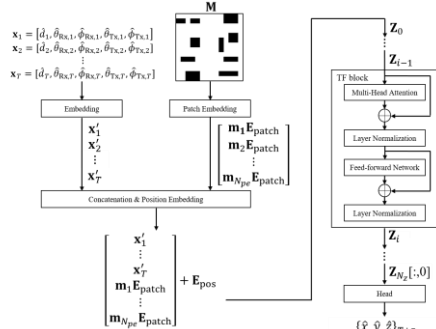


그림 2. 위치 추정 네트워크 구조

채널 파라미터 $[\hat{d}, \hat{\theta}_{RX}, \hat{\phi}_{RX}, \hat{\theta}_{TX}, \hat{\phi}_{TX}]_{t=1:T}$ 와 이미지를 입력으로 사용하는 위치 추정 네트워크는 DNN 의 실행시간을 고려하여 $t = T + \tau$ 시점에 대하여 위치 좌표를 출력한다. 시계열 형태의 채널 파라미터 벡터 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$ 는 선형 층을 거쳐 임베딩 벡터로 변환된다. 통신 환경 이미지와 결합되어 입력의 시간, 위치 순서를 보존하기 위해 positional embedding 행렬 \mathbf{E}_{pos} 를 더해 입력 매트릭스로 사용한다. 첫번째 단계와 동일하게 트랜스포머 블록을 거쳐 단말의 미래 시점의 위치인 $\mathbf{p}_m = [\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}]_{t=T+\tau}$ 를 출력한다.

본논문에서는 3.5 GHz 캐리어 주파수를 사용하여 무선 통신 상황을 가정하였다. 기지국 안테나는 8×4 포트, 단말은 2×1 포트 안테나를 사용하였다. 데이터의 경우, 움직이는 단말을 고려하여 등속으로 오른쪽, 왼쪽 그리고 회전하는 경우를 포함하여 총 16,000 개의 단말 위치와 채널 경로의 길이와 각도 쌍을 생성했다. 이 데이터를 9:1 로 나누어 각각 학습과 검증에 이용했다. 학습과정에서 사용한 손실 함수는 단말의 실제 위치와 예측 위치 간의 mean squared error (MSE) 를 사용했다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$\tau = 200ms$ 로 가정하여 40ms 의 간격을 가진 10 개의 시계열 데이터로부터 15 번째 시간에 대해 단말의 위치를 추정한다. 채널 파라미터 네트워크와 위치 추정 네트워크는 256 개의 임베딩 디멘션을 갖고 각각 2 개의 트랜스포머 블록으로 구성된다.

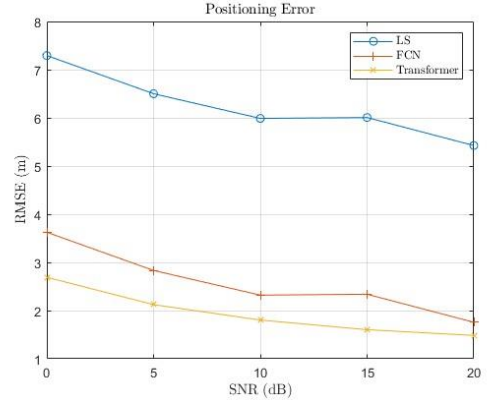


그림 3. 위치 추위에 대한 RMSE

다음 그림은 위치 추위에 대한 오차를 RMSE 로 도시한 결과값이다. 이는 다중경로 상의 채널 파라미터 간의 선형 독립성을 유지하지 못하여 LS 기법의 위치 추위 오차가 크기 때문이다. 두 가지 DL 기반 위치 추위를 비교했을 때 제안한 기법인 트랜스포머 기반 위치 추위 기법이 FCN 보다 공간적 상관요소를 유의미하게 해석하여 위치 추정 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다.

III. 결론

본 연구에서는 트랜스포머 기반 위치 추위 기법을 제안한다. 구체적으로, 이미지와 수신신호로부터 얻은 채널 파라미터 간의 상관관계를 이용하여 3 차원 위치를 추위한다. 이로 인해 다양한 LBS 에 대해 저지연 QoS 를 지원할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022M3C1A3099336).

참고 문헌

- [1] R.Di Taranto, S.Muppirisetty, R.Raulefs, D.Slock, T.Svensson, and H.Wymeersch, "Location-aware communications for 5G networks: How location information can improve scalability, latency, and robustness of 5G," IEEE Signal Process. Mag., vol. 31, no. 6, pp. 102-112, 2014.
- [2] Q. D. Vo and P. De, "A survey of fingerprint-based outdoor localization," IEEE Commun. Surv. Tutor., vol. 18, no. 1, pp. 491-506, 2015.
- [3] X. Wei, N. Palleit, and T. Weber, "AOD/AOA/TOA-based 3D positioning in NLOS multipath environments," in 2011 IEEE 22nd Int. Symp. On Pers., Indoor Mobile Radio Commun., pp. 1289-1293, IEEE, 2011.