

단일 기지국 다중 빔 기반 TDOA를 이용한 지능형 위치 측위 기법

이현희, 신혜진, 김주엽

숙명여자대학교

fox111624@sookmyung.ac.kr, shj312@sookmyung.ac.kr, jykim@sookmyung.ac.kr

An Intelligent Localization Technique Based on Single-Cell Multi-Beam TDOA

Hyunhee Lee, Hyejin Shin and Juyeop Kim

Sookmyung Women's Univ.

요약

TDOA(Time Difference of Arrival) 기반 위치 측위 기법은 높은 정확도를 제공할 수 있으나, 일반적으로 다수의 기지국으로부터의 신호 수신에 필요로 하여 실제 적용에 제약이 존재한다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 단일 기지국 환경에서 다중 빔 빔포밍을 통해 TDOA를 추정하는 위치 측위 기법을 제안한다. 다중 빔으로부터 추정된 TOA(Time of Arrival)를 기반으로 TDOA를 구성하고, 이를 DNN 기반 위치 측위 시스템과 반복 측위를 통해 위치 측위 정확도를 향상시킨다. 필드 실험 결과, 제안 기법이 저속 샘플링 환경에서도 단일 기지국 기반 위치 측위 정확도를 효과적으로 향상시키는 것을 확인하였다.

I. 서론

최근 5G 이동통신 환경에서는 자율주행, 사물인터넷(IoT), 위치 기반 서비스 등 다양한 응용 분야의 확산으로 고정밀 위치 측위 기술에 대한 요구가 지속적으로 증가하고 있다. 이에 따라 위치 측위 정확도를 향상시키기 위한 다양한 기법들의 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 실제 시스템 환경에서는 계산 복잡도, 처리 지연, 신호 전파 환경의 불확실성으로 인해 고정밀 위치 측위 성능에 한계가 있다.

이러한 측정 오차 문제에 대응하기 위해, 최근에는 측정 과정에서 발생하는 오차 특성을 데이터 기반으로 학습하여 보정하는 딥러닝 기반 위치 측위 기법이 주목받고 있다. 특히 DNN(Deep Neural Network)을 활용하여 측정 오차를 데이터 기반으로 학습함으로써 기존 모델 기반 기법 대비 향상된 위치 추정 성능을 달성할 수 있음이 보고되고 있다 [1].

한편, TDOA(Time Difference of Arrival) 기반 위치 측위는 신호 도달 시간의 차이를 이용하는 대표적인 고정밀 측위 기법이지만, 위치 추정을 위해 다수의 기지국으로부터의 신호 수신에 필요하다 [2]. 이로 인해 다중 기지국 수신에 불가능한 환경이나 단일 기지국 환경에서는 적용이 어렵다.

이에 본 논문에서는 단일 기지국 환경을 가정하여 빔포밍을 통해 TDOA를 추정할 수 있는 기법을 제안한다. 단일 기지국 다중 빔 환경에서 저속 샘플링으로 얻은 TOA 정보를 이용하여 TDOA를 구성하고, 이를 DNN 기반 위치 측위 시스템에 학습시킨 후 반복적인 위치 추정 과정을 통해 위치 측위 정확도를 향상시키고자 한다.

II. 본론

1. 시스템 및 모델

본 논문에서는 기지국에서 빔포밍을 통해 단말기로 전송되는 다운링크 SSB를 이용해 단말기를 추정하는 것을 가정한다. 그림 1과 같이 하나의 기지국은 L개의 빔을 형성하며, 동일한 기지국에서 송신된 빔이라 하더라도 전파 환경의 영향으로 인해 각 빔이 수신되는 시점은 서로 다를 수 있다.

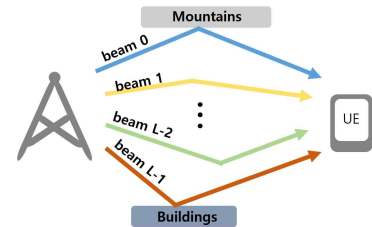


그림 1 장애물 환경에서의 기지국 다중 빔 전파 환경

단말기는 기지국으로부터 수신된 L개의 빔에 포함된 SSB를 이용하여 각 빔에 대한 TOA를 추정한다. SSB에는 PSS(Primary Synchronization Signal), SSS(SSecondary Synchronization Signal)와 PBCH(Physical Broadcast Channel)가 포함되어 있다. SSB의 구조는 그림 2와 같다.

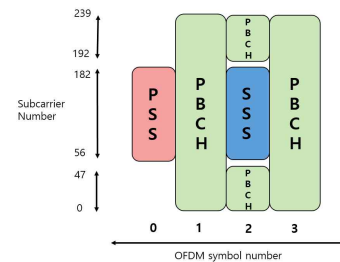


그림 2 5G의 SSB 구조

2. 단일 기지국 다중 빔 TDOA 기반의 측위 기법 제안

본 논문에서는 저속 샘플링 환경을 가정한다. PSS를 이용하여 시간 영역에서 정수 단위의 TOA를 추정한 후, PBCH DMRS의 주파수 영역 위상 정보를 활용하여 Residual TOA를 계산함으로써 저속 샘플링 환경에서도 정밀한 TOA 추정이 가능하도록 한다 [3], [4].

두 빔 i와 j에서의 TOA를 각각 t_i , t_j 라 할 때, 단일 TDOA는 두 TOA의 차이로 정의된다. 기지국이 L개의 빔을 송신하는 경우, 단말기는 각 빔에 대해 TOA를 추정하여 다음과 같은 TOA 벡터를 생성한다.

$$\mathbf{t} = [t_1, t_2, \dots, t_L]^T$$

TOA 벡터로부터 TDOA 벡터를 계산하기 위해 TOA 간 차이를 나타내는 차분행렬 T 를 정의하며, TDOA 입력 벡터 d 는 다음과 같이 표현된다.

$$d = Tt, T \in R^{\frac{L(L-1)}{2} \times L}$$

TDOA는 전파 환경 및 장애물 위치에 따라 위치별로 고유한 특성을 가지기 때문에, 실제 실험 환경에서 측정한 TDOA 벡터를 DNN 기반 위치 추위 시스템에 학습시켜 위치를 추정할 수 있다.

3. 성능 분석

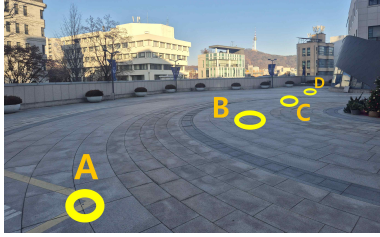


그림 3 필드 테스트 위치

그림 3과 같이 필드 내에 A, B, C, D의 네 개 지점을 사전에 정의하였다. 각 지점에서 2,500개의 TDOA 데이터를 측정하여 총 10,000개의 TDOA로 하나의 Dataset을 구성하였으며, 이러한 방식으로 총 10개의 Dataset을 생성하였다. 각 Dataset에서 지점별로 2000개의 TDOA 데이터는 DNN 학습에 사용하였으며, 나머지 500개의 데이터는 학습된 모델을 이용한 성능 평가에 활용하였다.

	A	B	C	D	mean
Dataset1	62.8	74	53	77.4	66.8
Dataset2	79.4	64	89.2	84	79.15
Dataset3	84	93.8	92.2	84.6	88.65
Dataset4	64.4	72.4	70.4	81.8	72.25
Dataset5	56.6	88.8	58.6	83	71.75
Dataset6	65	84.8	79	86.2	78.75
Dataset7	84.2	93.8	89.4	83.6	87.75
Dataset8	90.8	96.6	78.2	83.2	87.2
Dataset9	87.4	94.6	84.2	76.2	85.6
Dataset10	88.6	83.2	86	74.4	83.05

표 1 DNN 필드 테스트 결과

표 1에 나타난 바와 같이 각 Dataset의 위치 추위 정확도는 평균 약 80%임을 확인할 수 있다.

위치 추위 정확도를 향상시키기 위해 추위 과정을 n 번 반복한 후, 최다 빈도로 추정된 위치를 최종 위치로 결정하였다. 최다 빈도 위치가 하나로 결정되지 않는 경우를 방지하기 위해 반복 횟수 n 은 홀수 값으로만 설정했다. $n = 3$ 과 $n = 5$ 로 실험을 진행했으며 결과는 표 2와 같다.

	$n = 3$	$n = 5$
Dataset1	74.69	79.25
Dataset2	87.49	93.50
Dataset3	96.38	98.25
Dataset4	82.68	86.25
Dataset5	82.68	84.25
Dataset6	90.81	95.50
Dataset7	94.42	98.25
Dataset8	94.57	97.50
Dataset9	92.77	96.25
Dataset10	92.46	97.25

표 2 $n = 3, 5$ 번 반복했을 때의 정확도

$n = 3$ 일 때 위치 추위 정확도는 평균 88%였으며, $n = 5$ 일 때는 평균 92%로 향상된 것을 확인하였다. 한 번의 위치 추위에 걸리는 Latency는 20 ms이며, 반복 횟수에 따라 전체 Latency는 증가한다. 따라서 각 Latency는 $n = 3$ 일 때 60 ms, $n = 5$ 일 때 0.1 s로 계산된다.

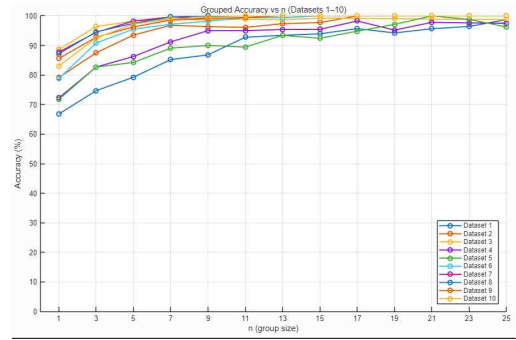


그림 4 n 번 반복했을 때의 정확도

반복 측위가 정확도 향상에 미치는 영향을 확인하기 위해 반복 횟수 n 을 최대 25까지 증가시켜 실험을 진행하였다. 그 결과, n 이 증가할수록 위치 추위 정확도가 향상되었으며, $n=21$ 부터 모든 Dataset이 표준에서 요구하는 정확도 95%를 만족하였다. 이때의 지연 시간은 0.42 s로, 표준의 지연 시간 요구 사항인 1 s를 충족한다 [5].

III. 결론

본 논문에서는 단일 기지국의 다중 빔 환경에서 추정된 TDOA를 DNN 기반 위치 추위 시스템에 학습시키고, 반복 측위를 통해 위치 추위 정확도를 향상시키는 방법을 제안하였다. 필드 실험 결과, 단일 측위 시 평균 약 80%의 정확도를 보였으며, 반복 횟수가 증가함에 따라 위치 추정 성능이 지속적으로 향상됨을 확인하였다. 특히 $n = 21$ 이상에서는 모든 Dataset에서 95% 이상의 정확도를 만족하였다. 이때 전체 지연 시간은 0.42 s로, 3GPP에서 제시한 위치 추위 지연 시간 요구사항(1 s 이내)을 충족하였다. 이를 통해, 추가적인 기지국 인프라 확장 없이도 단일 기지국 다중 빔 구조만으로 높은 위치 추위 정확도와 허용 가능한 지연 시간을 동시에 만족하는 위치 추위 기법을 제공할 수 있음을 실험적으로 검증하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 No.2021-0-00874, 시공간 선 부호 기반 차세대 무선 접속 기술 개발을 받아 수행된 연구임.

참 고 문 헌

- [1] Y. Xue, W. Su, H. Wang, D. Yang, and Y. Jiang, "DeepTAL: Deep Learning for TDOA-Based Asynchronous Localization With Measurement Error and Missing Data," IEEE Access, vol. 7, pp. 123457 - 123469, 2019.
- [2] R. Zhang, F. Höflinger, and L. Reindl, "TDOA-Based Localization Using Interacting Multiple Model Estimator and Ultrasonic Transmitter/Receiver," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 62, no. 8, pp. 2205 - 2214, Aug. 2013.
- [3] 김소희, 신해진, 김주엽, "저속 샘플링 환경에서의 주파수측 위상 천이 기반 5G TDOA 추정 기법," 2023년 대한전자공학회 하계학술대회 논문집, pp. 879 - 882, 2023.
- [4] H. Shin, S. Kim, and J. Kim, "Design and Performance Evaluation of an Orthogonal Phase-of-Arrival Positioning Scheme Based on 5G PRS," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 50, no. 1, pp. 170 - 184, Jan. 2025.
- [5] 3GPP 22.261, "Service requirements for the 5G system (Rel. 19)."