

# RF Ranging 기반 실내 상대 측위 알고리즘 개발

전소연, 김보경, 현인영, 윤승미, 정의림\*(교신저자)

국립한밭대학교

[wjwth0104@gmail.com](mailto:wjwth0104@gmail.com), [20207145@edu.hanbat.ac.kr](mailto:20207145@edu.hanbat.ac.kr), [ihnyoungh@gmail.com](mailto:ihnyoungh@gmail.com),  
[ysm4518@gmail.com](mailto:ysm4518@gmail.com), [\\*erjeong@hanbat.ac.kr](mailto:*erjeong@hanbat.ac.kr)

## Development of Indoor Relative Positioning Algorithm Based on RF Ranging

Jeon So Yeon, Kim Bo Gyeong, Hyun In Young, Yun Seung Mi,  
Jeong Eui Rim\*(Corresponding author)  
Hanbat National University

### 요약

실내 환경에서 움직이는 로봇 간 상대 측위는 로봇 간 충돌을 방지하고 협력 및 대형을 유지하기 위한 핵심적인 기술로 주목받고 있다. 이에 본 연구는 실내 환경에서 무선 주파수 신호를 기반으로 얻은 거리정보를 통해 실내 군집 간 상대 위치를 파악하는 상대 측위 알고리즘을 제안한다. 이때 상대 측위 알고리즘은 Grid-based 알고리즘과 심층신경망(Deep Neural Network, DNN)을 이용하여 좌표를 추정하여 성능을 비교한다. 모의실험을 통해 잡음이 있는 환경에서 좌표추정 성능을 비교한 결과, 제안하는 기법인 DNN의 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE)가 Grid-based 알고리즘에 비해 약 2.7m 더 우수하다.

### I. 서론

일반적으로 군집 로봇 시스템은 다양한 임무를 수행하기 위해 군대, 발전소 또는 공장 등과 같은 산업 환경에서 사용되고 있다. 이는 다수의 로봇이 협동 및 제어를 통해 단일 로봇 이상의 성능을 내는 것을 목표로 한다. 이때, 군집 로봇 간 상대 측위는 단일 로봇이 하지 못하는 임무 수행을 팀을 이루어 로봇 간 충돌을 방지하고 협력 및 대형을 유지하기 위해 가장 핵심적인 기술로 주목 받고 있다[1]. 이에 본 논문은 군집 노드들의 상대 위치를 도출하여 노드의 상대적인 대형을 파악하고자 한다. 일반적으로 위치정보를 획득하는 방법으로 삼변 측량(trilateration)을 통해 측위를 진행하는 기술인 GPS(Global Positioning System)를 사용하면, 구조물이나 장애물이 많은 실내 환경에서는 GPS의 신호강도가 약해져 군집 노드들의 정확한 위치 파악이 어렵다[2]. 따라서 GPS 대신 RF Ranging 기술을 이용해 얻은 노드 간 거리정보를 바탕으로 상대 위치를 추정함으로써 GPS 신호가 약한 실내 환경에서도 군집 노드들의 상대적인 위치를 정확히 파악할 수 있도록 한다. 이때 RF Ranging은 무선 주파수 신호의 전파속도를 이용해 두 지점 간의 거리를 측정하는 기술을 말한다.

본 논문은 군집 노드 간 거리정보만을 가지고 상대 위치를 파악하는 기술로, 심층신경망(Deep Neural Network)에 기반한 측위 기술을 제시한다. 제안하는 DNN과 비교를 위해 주어진 공간에 지정한 간격으로 Grid를 나눠 측정 거리와 가장 유사한 좌표를 추정하는 기존 측위 기법인 Grid-based 알고리즘과 좌표추정 성능을 비교한다. 모의 실험을 통해 두 상대좌표 추정 방안의 성능을 비교한 결과, 두 기법 모두 노드의 개수가 적어질 수록 좌표추정 성능이 향상되는 것을 보이며 Grid-based 알고리즘에 비해 제안하는 DNN 기반 측위 기법이 더 우수한 성능을 보인다.

### II. 본론

#### 1. 데이터 생성 규칙

본 논문은 실내 군집 노드 간의 거리정보를 통해 군집 노드 간의 상대좌표를 추정한다. 이때 실제 정답 좌표와 같은 대형이 회전 및 대칭된 경우가 발생되어도 상대 좌표를 찾는 문제이므로 정답으로 인정되어야 한다. 이를 해결하기 위해 앵커 노드(anchor)의 역할을 하는 3개의 노드에 다음과 같은 규칙을 적용함으로써 대형에 대한 모호성을 방지하고자 한다. 노드 1은 원점( $x_1=0, y_1=0$ )로 가정한다. 노드 2는 ( $x_2>0, y_2=0$ )로 가정한다. 노드 3은 ( $y_3>0$ )로 가정한다. 앵커 노드들을 제외한 나머지 노드들의 위치는 무작위로 생성한다. 보편적으로 앵커노드는 미리 알려진 위치에 고정된 노드를 의미하지만 본 논문에서는 앵커 노드를 이동 노드 중에서 지정하기 때문에 앵커 노드의 위치가 변동적이다.

#### 2. 좌표추정 방안

##### 1) Grid-based 알고리즘

Grid-based 알고리즘은 Grid를 나누어 Grid 공간 내에서 측정 거리와 가장 유사한 좌표를 탐색하여 순차적으로 좌표를 추정하는 방법이다. 본 논문에서 Grid는 2차원 평면에서 x축, y축에 따른 일정한 간격으로 나누어진 영역을 의미하며 Grid size는 각 축에 대한 모든 Grid의 개수를 나타낸다. Grid-based 알고리즘의 좌표추정 과정은 먼저 앵커 노드의 좌표를 모든 x, y좌표의 측정 거릿값과 실제 거릿값의 오차를 비교하고, 가장 작은 오차를 가진 좌표로 갱신하여 좌표를 추정한다. 이후, 나머지 노드들의 좌표도 같은 방식으로 추정한다.

## 2) DNN

본 논문에서는 노드 간의 거리정보만으로 군집 노드 간 상대좌표를 정확하게 예측하기 어려우므로, 복잡한 비선형 관계 모델링에 강한 심층신경망을 활용하여 상대좌표를 추정한다. 노드의 개수마다 최적의 네트워크 구조와 하이퍼파라미터를 적용하여 각 상황에 맞는 모델을 구축한다. 그 결과, 노드가 4~6개 존재하는 경우에는 각각의 은닉층이 64, 64, 128, 128, 2048개의 유닛으로 구성되어 있고, 노드가 7개 존재하는 경우에는 은닉층이 32, 64, 128, 256, 2048개의 유닛으로 구성되어 있을 때 최적의 성능을 보인다. 활성화함수(activation function)은 Relu(rectified linear unit), 최적화 기법(optimizer)은 Adagrad, 학습률(learning rate)은 0.01, 배치사이즈(batch size)는 128, 반복 횟수(epochs)는 2000, 손실함수(loss function)는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE), DNN 모델 학습 시 성능 평가 지표(evaluation metrics)로 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)를 사용한다.

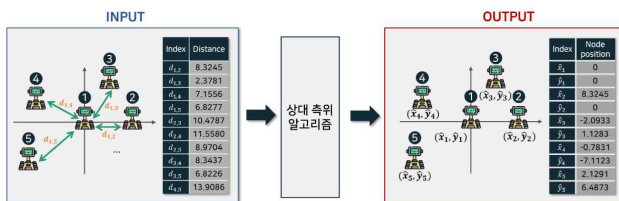


Fig 1. Coordinate Estimation Method of DNN

## 3. 모의실험

### 1) 입출력 데이터

데이터 생성 규칙을 바탕으로 학습데이터는 80,000개, 테스트데이터는 20,000개, 검증데이터는 20,000개씩 생성하여 모의실험을 진행한다. 이때 노드가 존재할 수 있는 제한 범위는  $\pm 10m$ 사이로 제한하고 범위 안에 존재하는 노드의 개수를 4~7개 사이로 설정하여 데이터를 생성한다. 두 좌표추정 방안에 사용되는 입력데이터는 노드 간의 거리 정보이고 이 거리 정보는 N개의 노드가 존재할 때 총  $N \cdot C_2$ 개 존재한다. 출력데이터는 앵커 노드의 좌표를 포함한 모든 노드들의 좌표를 의미하고 총 개수는 앵커 노드의 좌표 중 x, y가 0인 값을 제외한  $N \times 2 - 3$ 이다.

### 2) 거리오차 반영 방식

현실 상황에서는 노드 간의 거리를 측정할 때 측정 거리 오차가 발생하는 경우가 존재한다. 이에 본 논문은 노드 간의 측정 거리에 가우시안 잡음(gaussian noise)을 더하는 방식으로 노드 간 측정 거리오차를 구현한다. 노드가 존재할 수 있는 제한 범위가  $\pm 10m$ 임을 고려하여 가우시안 잡음의 표준편차(standard deviation, SD) 범위를 0.00m~0.10m로 설정하여 모의실험을 진행한다.

### 3) 모의실험 결과

좌표추정 성능 평가는 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE)를 사용한다. 그림 2는 Grid size 별 Grid-based 알고리즘의 좌표추정 RMSE 성능이다. 가우시안 잡음의 표준편차는 0.05m 로 고정한다. RSME가 Grid size 40일 때 2.99m, Grid size 100일 때 2.05m 로 Grid size가 커질수록 좌표추정 성능이 향상된다.

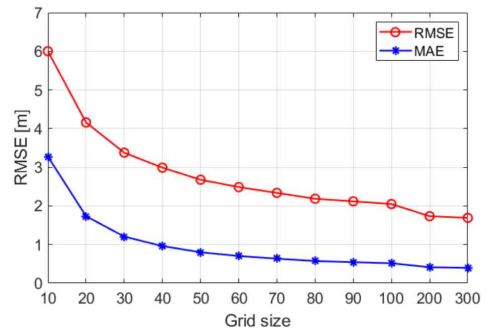


Fig 2. Coordinate Estimation Performance of Grid-based Algorithm

그림 3은 잡음의 표준편차에 따른 Grid-based 알고리즘과 DNN의 좌표추정 RMSE 성능이다. 점선에 채워진 마커는 Grid-based 알고리즘, 실선에 빈 마커는 DNN을 나타낸다. Grid size 150으로 고정하여 성능 비교한 결과, 노드의 개수가 적어질수록 좌표추정 성능이 우수하다. 대표적으로 노드가 5개 존재하는 경우, RMSE 성능은 SD가 0.02m일 때, Grid-based 알고리즘은 3.79m, DNN은 0.97m이고 SD가 0.08m일 때는 Gridbased 알고리즘은 3.87m, DNN은 1.24m로 가우시안 잡음의 표준편차가 낮을수록 좌표추정 성능이 향상된다. 또한 Grid-based 알고리즘보다 DNN의 RMSE가 평균적으로 약 2.7m정도 낮은 것으로 보아 DNN의 상대좌표추정 성능이 더 우수한 것을 알 수 있다.

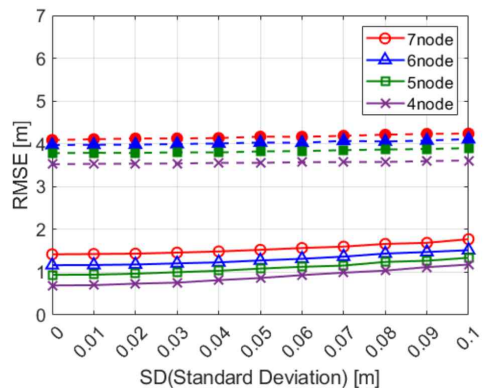


Fig 3. Coordinate estimation performance by Algorithm

## III. 결론

본 논문에서는 실시간으로 움직이는 노드들의 거리정보를 RF Ranging을 이용하여 수집하고 이를 DNN의 입력데이터로 활용하여 노드 간의 상대 위치를 추정하는 방법에 대해서 제안한다. 제안하는 방안인 DNN과 비교하기 위해서 기존 상대위치추정 방안인 Grid-based 알고리즘을 이용하여 비교했다. 그 결과, Grid-based 알고리즘 대비 제안하는 DNN의 좌표추정 성능이 약 2.7m 더 우수한 좌표추정 성능을 보였다. 따라서 제안하는 DNN을 이용한다면 실시간으로 움직이는 군집 로봇 간 상대위치를 정확하게 파악해 주어진 공간에서 이루어지는 군집 로봇 시스템의 작업 효율성을 극대화할 뿐만 아니라 다양한 분야에서 군집 로봇 기술 활용에도 기대해 볼 수 있을 것으로 전망한다.

## 참고 문헌

- [1] 강동우, "군집 로봇 대형 유지 제어시스템 알고리즘 개발," 국내석사학위논문 부산대학교 대학원, 2014. 부산
- [2] 안현우, 문남미, (2020). "Artificial intelligence-based indoor positioning technology trends and prospects." Broadcasting and Media Magazine, 25(1), 75-82.