

# 군집 로봇에서 다중 센서를 장착한 앵커 노드를 이용한 거리정보 기반 DNN 상대 측위 기술

최범영, 조성환, 정의림\*  
국립한밭대학교 인공지능소프트웨어학과

zerotiger0930@gmail.com, josseong1227@gmail.com, \*erjeong@hanbat.ac.kr

## Distance Based DNN Relative Localization Technique Using A Anchor Node Equipped With Multiple Sensors In Swarm Robots

Bum-Young Choi, Seong-Hwan Jo, Eui-Rim Jeong\*(Corresponding author)  
Hanbat National University

### 요약

본 논문은 군집 로봇 시스템에서 로봇 간 거리 정보를 활용한 DNN(deep neural network) 기반 상대 측위 알고리즘을 제안한다. 제안하는 기술에서는 한 로봇(앵커)에 3 개의 거리측정 센서를 장착하고 나머지 모든 로봇에는 한 개의 거리측정 센서를 장착한다. 모든 센서 사이의 거리를 측정하고 이 거리정보로부터 상대측위를 수행하는 DNN 기법을 제안한다. 제안하는 기술의 성능은 모의실험을 통해 평가한다. 모의실험 결과, 제안하는 기술은 앵커노드 내 센서의 간격이 30 cm 이상 확보되면 기존 연구보다 우수한 측위 성능을 보여준다.

### I. 서 론

군집 로봇 시스템은 다수의 로봇이 협력하여 단일 로봇으로는 수행할 수 없는 다양한 임무를 수행하는 시스템이다. 이러한 시스템은 군사, 발전소, 공장 등 산업 분야에서 복잡한 작업을 효율적으로 처리하기 위해 널리 활용되고 있으며, 작업 중 충돌 방지, 상호 협력, 대형 유지를 위해 군집 로봇 간 상대측위는 중요한 기술로 인식되고 있다[1].

대표적인 측위 기술로는 삼변측량법이 있다. 이 방법은 고정된 앵커노드를 3 개 이상 설치하고 앵커와 개별 노드의 거리 정보를 이용하여 상대위치를 계산하는 기술로, GPS(global positioning system) 등에서 널리 사용된다. 실내환경에서 삼변측량법을 이용하려면 역시 고정된 앵커노드가 필요하나 현실적으로 구현이 어렵기 때문에 이동 중인 군집 로봇 중 3 개의 로봇을 앵커로 삼아 동적인 환경에서도 군집로봇의 상대적인 위치를 찾는 측위 기술이 연구되었다[2].

기존 [2]의 연구에서는 군집 로봇 사이의 모든 거리 정보를 기반으로 DNN (deep neural network)을 사용하여 로봇들의 상대적인 위치를 예측하는 방법을 제시하였다. 그러나, 운용 중인 군집 로봇 환경에서는 앵커 로봇 사이의 간격이나 배치가 무작위로 결정되며, 특정 배치 상황에서는 측위 오차가 크게 발생할 수 있다. 즉, 기존의 연구에서는 항상 일정한 측위 성능을 보장할 수 없는 문제가 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해, 한 로봇에 3 개의 거리 측정 센서를 장착하여 이를 앵커로봇으로 활용하는 기술을 제안한다. 기존의 기술에서 3 개의 노드가 앵커가 되었다면 제안하는 기술은 1 개의

노드만 앵커로 동작한다. 이 경우 센서의 배치와 간격이 일정하여 항상 일정한 측위 성능을 제공할 수 있다. 하지만 앵커 로봇 내 센서 간의 거리가 가까우면 측위 성능이 저하되는 문제가 있다. 제안하는 기술의 측위 성능은 모의실험을 통해 검증한다. 모의실험 결과, 앵커 내 센서 간격이 30 cm 이상이면 기존 연구의 측위 성능을 능가함을 확인한다.

### II. 모의실험 환경 및 데이터 생성

본 논문은 이동하는 로봇 간 거리 정보를 활용하여 로봇의 좌표를 추정하는 기술을 제안한다. 제안하는 기술은 그림 1 과 같이 한 개의 기준 로봇에 3 개의 센서를 배치하여, 앵커 노드(anchor node)로 작동하도록 한다. 나머지 로봇에는 1 개의 센서를 장착한다.

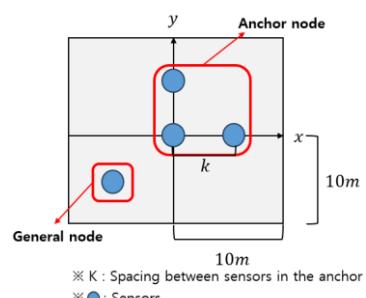


그림 1. 측위를 위한 군집 로봇 시스템 배치 예시

이와 같은 환경에서 측위 성능에 중요한 변수 중 하나는 앵커 내 센서 간의 간격이다. 실험 환경에서는 앵커노드와 일반노드 1 개 등 총 2 개의 노드가 있으며,

앵커 내 3 개의 센서는 각각 (0, 0), (k, 0), (0, k)의 위치에 고정된다. 앵커 내 센서의 간격은 {0.1m, 0.2m, 0.3m, 0.4m, 0.5m, 0.7m, 1.0m, 2.0m}로 가변하여 간격에 따른 성능을 관찰한다. 노드가 존재하는 2 차원 좌표평면의 범위는 ± 10m 으로 고정하며, 일반 노드는 범위 내에서 랜덤하게 생성한다. DNN 의 입력은 앵커 노드와 일반 노드 간의 거리 정보 3 개이며, 출력은 일반 노드의 좌표 (x, y)이다. 제안하는 DNN 모델의 구조는 표 1 과 같다. DNN 은 총 6 개의 은닉층을 가지며, 37,474 개의 파라미터로 구성된다. 모델 학습 시 과적합을 방지하기 위해 조기종료(early stopping)를 적용하며 반복 횟수(epochs) 60 에서 80 사이로 진행한다.

Hyperparameter	Value
Loss function	MSE
Epochs	60-80
Optimizer	Ranger
Batch size	8196
Activation function	GeLU
Hidden layers	32, 64, 128, 128, 64, 32

표 1. 제안하는 DNN 의 하이퍼파라미터

모의실험 데이터는 MATLAB 을 사용해 생성하고, DNN 학습과 성능 검증은 PyTorch 를 통해 수행한다. 앵커 내 센서 간 간격에 관계없이 동일한 네트워크 구조를 사용하되, 각 간격에 맞춰 별도의 모델을 생성하여 학습을 진행한다. 학습 데이터에서는 노드 간 거리 측정에 표준편차(standard deviation, SD) 0.00m 이상 0.10m 이하의 가우시안 잡음(gaussian noise)을 적용하여 거리측정 오차를 모델링 한다. 이때 앵커 노드 간 간격이 멀어질수록 학습 데이터의 양을 키우며 표 2 와 같다.

Model	0.1m	0.2m	0.3m	0.4m	0.5m	0.7m	1.0m	2.0m
Size	27.0	31.5	40.5	45.0	63.0	81.0	99.0	117.0

(Size 단위: 백만)

표 2. 센서 간 간격에 따른 학습 데이터의 크기

성능 평가는 실제 좌표와 예측 좌표 사이의 RMSE (Root Mean Squared Error)를 측정한다.

### III. 모의실험 결과

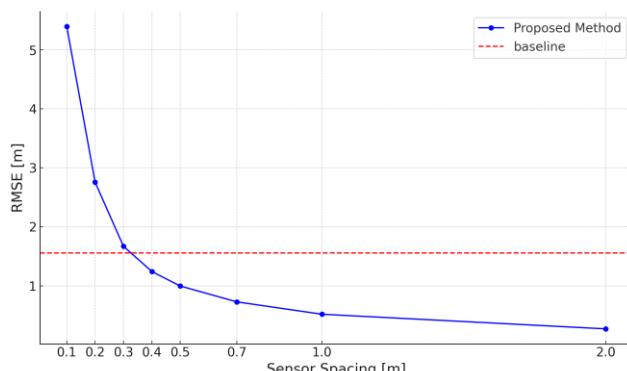


그림 2. 센서 간 간격 별 성능과 기존 성능

그림 2 는 거리 측정 오차의 표준편차가 0.05m 일 때, 앵커 내 센서 간 간격에 따른 측위 RMSE 성능을 보인다. 그림에서 확인할 수 있듯이 센서 간격이 약 30 cm 이상부터는 제안하는 기술이 기존 연구의 성능보다 우수한 것을 확인할 수 있다.

$\frac{K}{SD}$	0.1m	0.2m	0.3m	0.4m	0.5m	0.7m	1.0m	2.0m	Conv.
0.01m	1.778	0.709	0.470	0.365	0.281	0.193	0.140	0.065	1.114
0.02m	2.741	1.137	0.737	0.563	0.451	0.321	0.228	0.113	1.211
0.03m	3.724	1.605	1.028	0.777	0.631	0.456	0.324	0.164	1.326
0.04m	4.618	2.174	1.337	0.995	0.813	0.583	0.422	0.217	1.446
0.05m	5.396	2.756	1.669	1.243	0.996	0.727	0.518	0.270	1.556
0.06m	6.053	3.381	2.073	1.490	1.183	0.865	0.621	0.321	1.682
0.07m	6.526	3.998	2.492	1.754	1.362	1.006	0.714	0.370	1.856
0.08m	6.924	4.506	2.870	2.055	1.596	1.141	0.811	0.419	1.935
0.09m	7.307	5.047	3.404	2.343	1.785	1.264	0.902	0.468	1.993
0.10m	7.542	5.525	3.874	2.704	2.053	1.417	1.001	0.523	2.118

표 3. 표준 편차와 센서 간 간격의 변화에 따른 성능

표 3 은 센서 사이의 거리측정 오차에 대한 측위 성능을 보인다. 거리측정 오차의 표준편자는 0.01m 에서 0.1m 까지 가변한다. 표의 행은 거리측정 오차의 표준편자, 열은 앵커 내 센서 간 간격을 의미한다. 맨 오른쪽 열은 기존기술의 측위 성능을 나타낸다. 이 표에서 주황색으로 표시된 부분은 제안하는 기술이 기존 연구보다 우수한 구간을 보인다. 이 결과에 따르면 거리측정 센서의 측정오차가 줄어들수록 더 좁은 앵커 내 센서 간격에서도 기존보다 우수한 측위성능을 얻을 수 있음을 확인 가능하다. 즉, 세 개의 센서를 탑재하더라도 거리측정 오차의 표준편자에 따라 앵커 노드의 크기를 줄일 수 있다.

### IV. 결론

본 연구에서는 군집 로봇 시스템에서 로봇 간 거리 정보를 활용한 새로운 DNN 기반 상대 측위 기술을 제안하였다. 제안하는 기술은 한 개 로봇에 3 개의 거리측정 센서를 설치하는 것이 큰 특징이다. 모의실험 결과, 앵커 내 센서 간 간격이 확보되면 기존기술보다 측위성능이 우수하며, 센서의 거리측정 오차가 작을수록 더 가까운 센서의 배치에서도 기존기술을 능가하는 성능을 얻을 수 있었다.

### 참고 문헌

- [1] S. Chen. & D. Yin. & Y. Niu (2022). A survey of robot swarms' relative localization method. Journal of Sensors, 22(12).
- [2] S. M. Yun, I. Y. Hyun, & E. R. Jeong (2024). Distance-based deep learning relative positioning technology through anchor node optimization placement. Proceedings of the Symposium of the Korean Institute of Communications and Information Sciences, 995-996