



2025년도 한국통신학회 동계종합학술발표회 프로그램



“Shaping the 6G Era with AI-RAN”

일자 2025년 2월 5일(수)~7일(금)

장소 용평리조트

주최  한국통신학회
The Korean Institute of Communications and Information Sciences

후원 

 강원관광재단







 Pasqal Defining the quantum reality

















 VIAVI Solutions









포스터발표 세션 - 2월 6일(목)

19A-P 학부논문 1

2월 6일(목) 08:30~09:40, 타워콘도 1층 에메랄드

좌장: 박대영(인하대학교), 김영식(대구경북과학기술원), 고승우(인하대학교), 정해준(경희대학교), 방인규(국립한밭대학교), 김덕경(인하대학교), 김태훈(국립한밭대학교), 이용우(인하대학교)

- 19A-P-1 최근 정보통신기술 발전과 비지상 네트워크 융합에 관한 연구
김성훈, 김정희, 이준민, 조병욱(계명대학교)
- 19A-P-2 트리 기반 머신러닝 기법을 활용한 포트홀 발생 주요 요인 분석
문예린, 김수아, 박서진, 이나경, 이지현, 이재은, 최예림(서울여자대학교)
- 19A-P-3 분산적 자원 분배를 위한 협상 분해 및 적응적 교대 제안 협상 전략
진수연, 차채연, 박형곤(이화여자대학교)
- 19A-P-4 CFAR 검출기를 이용한 흑범고래 클릭음 추출 방법
김기범, 서보근, 김수인, 한영민, 박호신, 임은영, 권해성, *박근호, 이호준(호서대학교, *국방과학연구소)
- 19A-P-5 CBAM-YOLO11pico: 스마트폰 및 VR/AR 디바이스에서의 실시간 객체 탐지를 위한 초경량 모델 제안
임채운, 박현희(명지대학교)
- 19A-P-6 한국인 표정 인식을 위한 CNN-Transformer 하이브리드 모델
김서현, 박현희(명지대학교)
- 19A-P-7 스테레오 카메라를 이용한 손-얼굴 음성 제스처 인식 기반의 사용자 인터페이스
김승규, 박지원, 곽노운(백석대학교)
- 19A-P-8 에너지 효율적인 Cell-Free Massive MIMO 네트워크를 위한 AP 활성화 제어 및 사용자 중심 클러스터링 기반 자원 할당 최적화
김정윤, 강진규(명지대학교)
- 19A-P-9 시각장애인을 위한 On-Device 시멘틱 세그멘테이션: 인도/도로 구분 모델 경량화 연구
서동주, 안진현(명지대학교)
- 19A-P-10 시각장애인 보행 보조를 위한 조도 적응형 실시간 객체 탐지
이찬우, 정예준, 조문규, 박범준, 전태현(서울과학기술대학교)
- 19A-P-11 YOLO 앙상블 시스템 기반 퍼스널 컬러 분석
민선홍, 최문성, 주운호, 양정아, 김용강(국립공주대학교)
- 19A-P-12 OS-CFAR(Ordered Statistics CFAR) 연산 시간 단축 및 속도 개선 알고리즘 구현에 관한 연구
유주하, 김승희, 이준호, 이성주(세종대학교)
- 19A-P-13 인구감소 지역의 관계인구 활성화를 위한 텍스트 데이터 기반 인플루언서 매칭 시스템
김윤아, 김유빈, 유지은, 이지수, 최주현, 최예림(서울여자대학교)
- 19A-P-14 군집 로봇에서 다중 센서를 장착한 앵커 노드를 이용한 거리정보 기반 DNN 상대 측위 기술
최범영, 조성환, 정의림(한밭대학교)
- 19A-P-15 LLM을 활용한 자율운항선박의 Reward Shaping 개선
전임록, 이재용(동의대학교)

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. 서론

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 앵커 로봇으로 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.

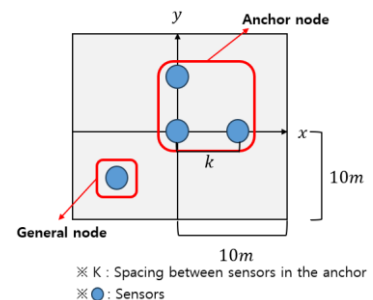


그림 1. 측위를 위한 군집 로봇 시스템 배치 예시

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 $\pm 10m$ 으로 고정하며, 일반 노드는 범위 내에서 랜덤하게 생성한다. DNN의 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 DNN의 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

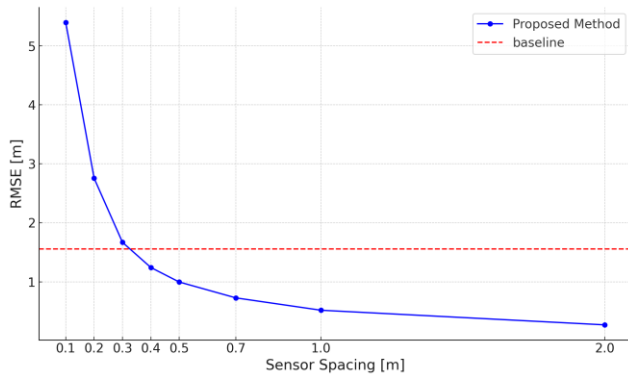


그림 2. 센서 간 간격 별 성능과 기존 성능

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.

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 표준편차는 0.01m 에서 0.1m 까지 가변한다. 표의 행은 거리측정 오차의 표준편차, 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 탑재 하더라도 거리측정 오차의 표준편차에 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