



# 2025년도 한국통신학회 동계종합학술발표회 프로그램



## “Shaping the 6G Era with AI-RAN”

일자 2025년 2월 5일(수)~7일(금)

장소 용평리조트

주최  **KICS** 한국통신학회  
The Korean Institute of Communications and Information Sciences

후원 

 **GWTO**  
강원관광재단



**SAMSUNG**



 **Pasqal** Defining the quantum reality

 **HUAWEI**

**GL associates**

 **LG Electronics**

 **한화시스템**



 **KEYSIGHT**



**NUBICOM**

  
VIAVI Solutions

 **QSIM+**

**LIG넥스원**

 | 



## 포스터발표 세션 - 2월 6일(목)

- 19A-P-16 Viewpoint-Selective Deep Learning을 활용한 NLoS 환경에서의 WiFi CSI 기반 실내 측위  
한승우, 문하은, 이서인, 강민서, 김민석(충남대학교)
- 19A-P-17 교육 분석 표준을 활용한 IoT 기반 적응형 학습 시스템  
황정민, 신철규(한림대학교)
- 19A-P-18 QTI 시스템과 디지털 크레덴셜의 통합 : 무결성 검증  
손운성, 신철규(한림대학교)
- 19A-P-19 Self-Correction: 최근 연구 동향  
홍건우, 김용강(국립공주대학교)
- 19A-P-20 단일 카메라 기반 얼굴 섹션별 색상·명도 변화율을 이용한 사람 판별 기법  
최문성, 민선홍, 정태석, 김용강(국립공주대학교)
- 19A-P-21 다색 강도 조정 기반 광학신호 에어갭 공격  
손우영, 권순홍, 이종혁(세종대학교)
- 19A-P-22 ns3-gym을 이용한 강화학습 기반의 네트워크 최적화 기법 구현 및 검증  
김지수, 임재윤, 부석준, 김범수(경상국립대학교)
- 19A-P-23 자율주행차량 위치 추정 알고리즘에 관한 연구 동향  
곽민정, 김용강(국립공주대학교)
- 19A-P-24 메타버스 사용자의 QoE 향상을 위한 사용자 관심도 기반 자원할당  
김민혁, 이한준, 심준형, 염호진, 고한열(경희대학교)
- 19A-P-25 군집 노드 간의 거리 정보를 활용한 인공지능 기반 상대 측위 기술 개발**  
**고은아, 최근원, 이득한, 전소연, 정의림(한밭대학교)**
- 19A-P-26 물체 인식 및 추적 시스템 설계 및 구현  
김원준, 김용철(육군사관학교)
- 19A-P-27 딥러닝 기반 원자력발전소 사고 시나리오 예측 대리 모델에 관한 연구  
이호준, \*김현민, 류승형(세종대학교, \*한국원자력연구원)
- 19A-P-28 콘크리트 구조물 내 이물질 탐지를 위한 머신러닝 기법에 대한 연구  
이재훈, \*이기영, \*최용준, 류승형(세종대학교, \*(주)파인더스)
- 19A-P-29 하지정맥류 모니터링을 위한 무선 LRR 검사 시스템  
허수인, 김현주, 김재현, 이찬표, 문경규, 정홍기, 최우석, \*김보민, \*최지용, 김한준(국립금오공과대학교, \*대구경북과학기술원)
- 19A-P-30 지비츠 형태의 보행 모니터링 시스템  
박민제, 신화운, 강지운, 김규민, 박형주, 주연오, 박시우, 김한준(국립금오공과대학교)
- 19A-P-31 장애인을 위한 스마트 도어락 시스템: IoT 기술을 통한 일상생활의 자동화 및 독립성 강화  
최윤경, 고민재, 방효진, 김은별, 박준영, 한대진, 나웅수(국립공주대학교)
- 19A-P-32 그래프 기반 머신 러닝을 활용한 실내 위치 추정  
정기원, 김범석, 오테린, 김민석(충남대학교)

# 군집 노드 간의 거리 정보를 활용한 인공지능 기반 상대 측위 기술 개발

고은아, 최근원, 이득한, 전소연, 정의림\*

국립한밭대학교

dms1163@naver.com, chlmsdnjs33@naver.com,

hain7576@naver.com, jeonssol109@gmail.com, \*erjeong@hanbat.ac.kr

## AI-Based Development of Relative Positioning Technology Using Distance Information of Swarm Nodes

Ko Eun A, Choi Geun Won, Lee Deuk Han,

Jeon So Yeon, Jeong Eui Rim\*(Corresponding author)

Hanbat National University

### 요약

본 논문은 실시간으로 이동하는 군집 노드 간의 거리 정보를 활용하여 3차원 상대 위치를 추정하는 인공지능 기반 기술을 제안한다. 이 기술은 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)을 활용하여 각 노드의 좌표를 추정하며, DNN 성능을 기존의 Grid-based 알고리즘과 비교한다. 이를 위해, 노드의 존재 범위를  $x, y, z$  축을 각각  $\pm 10m$ 로 설정한 모의실험을 진행하였다. 그 결과, 제안 기법은 기존의 방법보다 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)는 평균  $0.15m$ , 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE)는 평균  $0.92m$  우수한 성능을 보였다. 또한, 초광대역(Ultra-Wideband, UWB) 시스템을 활용하여 상대 측위 필드 실험을 진행하여 컴퓨터 모의실험 결과와 비교 분석한 결과, 필드 실험에서 전반적으로 우수한 성능을 보였다. 이를 통해 군집 로봇의 위치 추정 문제를 효과적으로 해결할 수 있음을 입증한다.

### I. 서론

군집 로봇 시스템은 여러 대의 로봇이 협력하여 하나의 작업을 수행하는 시스템으로, 단일 로봇보다 우수한 생산성과 성능으로 군사 작전, 물류 등 다양한 분야에서 사용된다. 이에 따라 군집 로봇 간 충돌 및 장애물 회피, 대형 유지 등 원활한 수행을 위해 정확한 위치 파악이 필수적이다.[1] 대표적인 실내·외 측위 기술로는 GPS(Global Positioning System) 방식이 있으나, 주파수 대역이 공개되어 있어 GPS 재밍에 취약하며, 실내 환경에서는 건물 구조물과 장애물에 의해 신호 차단 및 다중 경로 효과가 발생해 신호 강도가 약해져 사용이 제한된다. 이에 따라 거리 정보만을 활용한 정확한 위치 추정 기술이 필요하다. 기존 연구는 2차원 환경에 제한되어[2], 드론과 같은 비행체 군집 로봇의 위치 추정에 한계가 있다. 이에 본 논문에서는 실시간으로 움직이는 군집 노드 간의 거리 정보를 활용하여 상대적인 위치와 대형을 추정하는 인공지능 기반 3차원 상대 측위 기술을 제안한다. 제안하는 기술의 성능을 평가하기 위해 Grid-based 알고리즘과 비교 실험을 수행한다. 비교 결과, 제안 기술이 우수한 좌표 추정 성능을 보이며, 두 방법 모두 노드 수가 감소할수록 상대 측위 성능이 향상된다.

### II. 본론

#### 1. 데이터셋 생성 시 앵커 노드에 대한 규칙

본 논문에서는 군집 노드 간의 거리 정보를 바탕으로 상대적인 위치와 대형을 추정한다. 이때, 동일한 거리 정보를 만족하는 다양한 좌표가 발생할 수 있으며, 대형의 대칭 또는 회전으로 인해 동일한 대형이지만 서로 다른 좌표로 추정되는 모호한 상황이 발생한다. 이를 해결하기 위해 4가지 규칙을 가진 앵커 노드(Anchor Node)를 지정한다. 앵커 노드란 다른

노드의 위치를 결정할 때 기준으로 사용되는 노드를 의미한다. 앵커 노드에 대한 규칙은 다음과 같다. 노드 1은 원점( $x_1 = 0, y_1 = 0, z_1 = 0$ ), 노드 2는 양의  $x$  축( $x_2 > 0, y_2 = 0, z_2 = 0$ ) 위로 지정한다. 노드 3은 양의  $y$  평면( $y_3 > 0, z_3 = 0$ ), 노드 4는 양의  $z$  공간( $z_4 > 0$ )으로 지정한다. 앵커 노드를 제외한 나머지 이동 노드는  $x, y, z$  좌표 모두 무작위 값을 갖는다.

#### 2. 거리 기반 상대 측위 알고리즘

본 절에서는 상대 측위 성능 비교를 위한 Grid-Based 알고리즘과 제안하는 인공지능 기반 상대 측위 알고리즘을 설명한다. 입력 데이터와 출력 데이터는 Grid-Based 알고리즘과 인공지능 기반 알고리즘 모두 동일한 데이터를 사용한다. 입력 데이터는 노드 간의 거리 정보이며, 지정된 범위 내에  $N$ 개의 노드가 존재할 때,  ${}_N C_2$ 개의 거리 정보가 존재한다. 출력 데이터는 앵커 노드를 포함한 모든 좌표 정보이며, 이를 통해 군집 노드의 대형을 예측한다. 출력 데이터인 좌표 정보는 앵커 노드 중  $x, y, z$  좌표가 0인 값을 제외한  $N \times 3 - 6$ 개가 존재한다.

##### 2.1 Grid-Based 알고리즘

기존의 거리 기반 상대 측위 알고리즘으로는 보편적으로 사용되는 Grid-based 알고리즘을 채택한다. Grid-based 알고리즘은 공간을 일정 크기의 격자(Grid)로 나눈 후, 각 격자에서 측정된 거리나 신호 값을 바탕으로 가장 유사한 좌표를 탐색하여 순차적으로 위치를 추정하는 방식이다. 본 논문에서는 각 축의 총 Grid 개수를 Grid size라고 정의한다. Grid size 값이 커질수록 나누어진 영역의 수가 많아져 정확한 위치 추정이 가능하지만, 연산량이 증가한다는 단점이 있다.

## 2.2 제안하는 인공지능 기반 상대 측위 기술

제안하는 인공지능 기반 상대 측위 기술은 군집 노드 간의 거리 정보와 회귀(Regression) 모델 중 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)을 사용한다. 모델 아키텍처는 그림 1과 같으며, 노드의 수에 따라 최적의 네트워크 구조와 하이퍼파라미터를 적용하여 모델을 구축한다. 5개의 노드에서는 512, 64, 256, 512, 256개의 뉴런으로 구성된 5개의 은닉층을 사용하고, 6개 노드에서는 512, 64, 256, 512, 256, 256, 128개의 뉴런으로 구성된 7개의 은닉층을 사용한다. 7개 노드에서는 64, 32, 512, 1024, 256, 64, 256개의 뉴런으로 구성된 7개의 은닉층을 사용하며, 8개 노드는 6개 노드와 동일한 구조를 사용한다. 모델 학습 시 Optimizer는 Adagrad, Learning Rate는 0.01, Batch Size는 128로 설정하고, 최대 2000 Epochs 동안 학습하며 Early Stopping을 적용해 과적합을 방지한다. 모든 은닉층에는 Batch Normalization을 적용하고, 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit)를 사용한다. 손실 함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE), 성능 평가 지표로는 평균 절댓값 오차(Mean Absolute Error, MAE)를 사용한다.

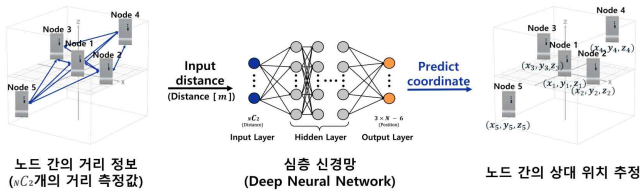


그림 1. 제안하는 인공지능 모델의 구조

## 3. 모의실험

### 3.1 모의실험 환경

제안하는 3차원 상대 측위 기술의 성능을 확인하기 위해 컴퓨터 모의실험을 수행한다. MATLAB을 사용하여 데이터를 생성하고, Python 3.8.19 기반의 Tensorflow 라이브러리로 DNN의 학습 및 성능 검증을 진행한다. 모의실험에서 사용한 노드의 개수는 5~8개이며, 각 노드의  $x, y, z$  좌표는  $\pm 10m$  범위로 제한한다. 또한, 현실적인 환경을 반영하기 위해 노드 간 거리 데이터에 표준 편차  $0.01m \leq \sigma \leq 0.10m$  범위 내의 가우시안 잡음을 무작위로 추가한다. 모의실험 데이터는 80,000개의 학습 데이터와 20,000개의 테스트 데이터로 구성하며, 테스트 데이터의 표준 편차는 동일한 범위 내에서  $0.01m$  간격으로 설정한다. 성능 비교를 위한 Grid-Based 알고리즘의 Grid size는 150으로 설정한다. 모의실험과 필드 실험의 성능 평가 지표로는 평균 절댓값 오차(Mean Absolute Error, MAE)와 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE)를 사용한다.

### 3.2 모의실험 결과

그림 2는 거리 측정 오차에 따른 알고리즘의 좌표추정 성능이다. 제안하는 DNN 기반 3차원 상대 측위 기술은 Grid-based 알고리즘에 비해 MAE는 평균  $0.15m$ , RMSE는 평균  $0.92m$  개선되었다. 두 알고리즘 모두 거리 측정 오차와 노드의 수가 증가함에 따라 성능이 감소하지만, DNN 기반 알고리즘은 Grid-based 알고리즘에 비해 거리 측정 오차 증가에 따른 성능 저하가 작다. 이는 DNN 기반 알고리즘이 거리 측정 오차와 같은 잡음에 강하며, 안정적이고 정확한 상대 위치를 제공할 수 있음을 보여준다.

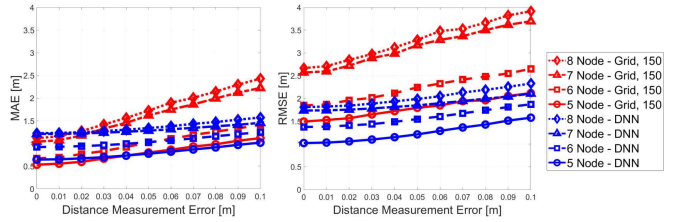


그림 2. 거리 측정 오차 별 Grid-based 알고리즘과 DNN의 좌표추정 성능

## 4. 필드 실험

제안하는 기술의 정확성과 신뢰성을 검증하기 위해 실제 환경에서 필드 실험을 수행한다. UWB(Ultra-Wideband) 모듈을 사용하여 실시간으로 군집 노드 간 거리 정보를 수집하고, 이를 심층 신경망(DNN)에 입력하여 3차원 상대 위치를 추정한다. UWB는  $500MHz$  이상의 넓은 주파수 대역을 사용하는 무선 통신 기술로, 벽이나 장애물을 투과하고 방해 전파에 강해 정밀한 위치 인식과 측위에 유리하다. 표 1은 거리 측정 오차가  $0.00m$  일 때의 컴퓨터 모의실험과 필드 실험의 결과이다. DNN 알고리즘은 모의 실험보다 필드 실험에서 전반적으로 높은 정확도를 보였으며, 노드 수가 증가할수록 성능 향상이 두드러지게 나타났다. 이는 제안하는 기술이 실제 환경에서 효과적으로 사용될 수 있음을 보여준다.

표 1. 모의 실험과 필드 실험의 성능 비교

Number of Nodes	MAE [m]		RMSE [m]	
	Computer Simulation	Experiment	Computer Simulation	Experiment
5	0.6461	0.8218	1.0216	0.8476
6	0.7443	0.8183	1.2943	0.8381
7	1.2731	1.0495	1.7741	1.1129
8	1.2272	1.0384	1.8108	1.0906

## III. 결론

본 논문에서는 군집 노드 간의 거리 정보를 활용한 인공지능 기반의 3차원 상대 측위 기술을 제안하고, 모의실험뿐만 아니라 실제 환경에서 성능을 검증하였다. 실험 결과, 제안하는 기술은 기존의 알고리즘보다 MAE는 평균  $0.15m$ , RMSE는 평균  $0.92m$  향상된 성능으로 뛰어난 정확도와 신뢰성을 보였으며, 거리 측정 오차와 같은 잡음에 강한 성능을 나타냈다. 또한, 컴퓨터 시뮬레이션과 필드 실험의 상대 위치 추정 성능 비교를 통해, 제안된 기술이 실제 환경에서도 안정적이고 정확한 상대 위치 추정을 제공할 수 있음을 확인하였다. 제안 기술은 드론과 같은 비행체 군집 로봇을 대상으로 하는 3차원 상대 위치 추정 및 산악지형을 포함한 다양한 입체 환경에서 군집 노드 운용에 실질적인 기여를 할 것으로 기대된다.

## 참고 문헌

- [1] S. Chen, D. Yin, and Y. Niu, "A survey of robot swarms' relative localization method," Sensors, vol. 22, no. 12, p. 4424, 2022, doi: 10.3390/s22124424.
- [2] S. Y. Jeon, B. G. Kim, I. Y. Hyun, S. M. Yun, and E. R. Jeong, "Development of indoor relative positioning algorithm based on RF ranging," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, Gangwon, Jan. 31, 2024.