

# 무선 센서 네트워크에서 다중 표적 위치추정을 위한 미식별 RSS/AOA 측정치 기반의 군집화 기법

## A Novel Clustering Method for Multi-Target Localization Based on Unidentified RSS/AOA Measurements in Wireless Sensor Networks

강 세 영 · 김 태 현\* · 정 원 주\*\*

Se-Young Kang · Tae-Hyun Kim\* · Won-Zoo Chung

### 요 약

무선 센서 네트워크(wireless sensor networks: WSNs)에서 표적의 위치를 추정하는 많은 연구가 이루어지고 있다. 높은 정확도를 가지기 위해 수신 신호 강도(received signal strength: RSS)와 신호의 도달 각도(angle of arrival: AOA) 측정치를 융합하는 hybrid 알고리즘이 개발되었다. 무선 센서 네트워크에서 기존의 다중 표적 위치추정 알고리즘들은 각 센서 노드가 수신 데이터의 기원을 알고 있다고 가정하는 협조적인 환경(cooperative environment)에서 다중 표적의 위치를 추정한다. 하지만, 군사 환경과 같은 비협조적인 환경(noncooperative environment)에서 수신 신호들의 정확한 기원을 파악하는 것은 어렵다. 본 논문에서는 군사 환경과 같은 비협조적인 환경에서 각 센서 노드가 다중의 신호들을 수신하였을 때 k-means 알고리즘과 Expectation Maximization(EM) 알고리즘에 기초한 군집화(clustering) 알고리즘을 제안하여 수신 신호들의 기원 표적을 분류하고, 기존의 단일 표적 hybrid 표적 추정 알고리즘을 사용하여 다중 표적의 위치를 추정하도록 한다.

### Abstract

In this study, we present a novel clustering method for multi-target localization in wireless sensor networks (WSNs) when measurements are not identified with their original targets. Without any knowledge on the origin of measurements, existing hybrid target localization algorithms that utilize both the received signal strength (RSS) and angle of arrival (AOA) measurements are unable to estimate the location of multiple targets. We propose multiple clustering methods based on the k-means and expectation maximization (EM) algorithms to identify the origin of the measurements and, consequently, efficiently estimate the location of multiple targets by applying a single target estimation algorithm multiple times.

Key words: Wireless Sensor Networks (WSNs), Multi-Target Localization, Clustering, RSS, AOA

### I. 서 론

무선 센서 네트워크(wireless sensor networks)는 물리적인 환경을 관찰하고 기록하기 위해서 공간적으로 분산된

†The authors gratefully acknowledge the support from Electronic Warfare Research Center (EWRC) at Gwangju Institute of Science and Technology (GIST), originally funded by Defense Acquisition Program Administration (DAPA) and Agency for Defense Development (ADD).‡

고려대학교 컴퓨터학과(Department of Computer Science and Engineering, Korea University)

\*국방과학연구소(Agency for Defense Development)

\*\*고려대학교 인공지능학과(Department of Artificial Intelligence, Korea University)

· Manuscript received July 01, 2021 ; Revised July 27, 2021 ; Accepted September 8, 2021. (ID No. 20210701-068)

· Corresponding Author: Won-Zoo Chung (e-mail: wchung@korea.ac.kr)

센서 노드들의 그룹으로 본래 표적 위치추정을 목적으로 설계되지 않았다<sup>[1],[2]</sup>. 최근 무선 센서 네트워크에서 수신 신호 강도 (received signal strength: RSS)와 도달 각도 (angle of arrival: AOA)를 사용한 표적 위치추정 알고리즘에 많은 연구가 이루어지고 있다<sup>[3]~[14]</sup>. 무선 센서 네트워크에서 표적의 위치를 추정하는 연구 대부분이 line-of-sight(LoS) 가정 없이 표적을 추정하는 것이 어렵기 때문에 LoS 가정하에 표적 위치추정 연구가 이루어지고 있다.

무선 센서 네트워크에서 RSS/AOA 측정치를 사용한 다중 표적의 위치를 추정하는 연구가 진행되었다<sup>[15],[16]</sup>. 다중 표적의 위치추정에 대한 기존 연구들은 센서 노드에서 수신한 다중의 RSS/AOA 측정치에 대한 표적 기원을 알고 있는 협조적인 환경(cooperative environment) 가정에 기반을 두어 단일 표적 위치추정 알고리즘을 사용하여 다중 표적의 위치를 추정할 수 있다<sup>[15],[16]</sup>. 하지만, 군사 환경과 같이 다중의 RSS/AOA 측정치에 대한 기원 표적을 알 수 없는 비협조적인 환경 (noncooperative environment)에서 다중 표적의 위치를 추정하기에 앞서 각 센서 노드에서 수신한 다중의 RSS/AOA 측정치들을 같은 표적에서 기원한 추정치들끼리 군집화하는 것이 필요하다.

이를 위하여 센서 노드가 수신한 다중 RSS/AOA 측정치의 기원을 모르는 환경에서 maximum likelihood(ML) function을 기반으로 grid search 방법을 사용하여 다중 표적의 위치를 추정하는 연구가 진행되었다<sup>[17]</sup>. 하지만, grid search 방법은 비현실적인 계산 복잡도를 가져 현실적인 계산 복잡도를 갖는 다중 표적 위치추정 알고리즘이 필요하다. 계산 복잡도를 낮추기 위하여 maximum likelihood (ML) function 근사를 통하여 효율적인 계산 복잡도를 갖는 다중 RSS/AOA 측정치 군집화 연구가 최근 이루어졌다<sup>[18]</sup>.

본 논문에서는 각 센서 노드가 기원을 모르는 다중의 신호들을 수신하였을 때, 기계학습적 방법론을 사용하여 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘에 기초한 군집화 알고리즘을 제안하여 수신 신호들의 기원을 분류하고, 기존의 단일 표적 hybrid 표적 추정 알고리즘을 사용하여 다중 표적의 위치를 추정하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 Section II에서 무선 센서 네트워크에서의 위치추정 신호 모델을 설명하고, Section III에서

제안 방법을 설명하며, Section IV에서 시뮬레이션을 통하여 제안 방법의 성능을 검증한다.

## II. 본 론

### 2-1 시스템 모델

본 논문에서  $N$ 개의 센서 노드와  $M$ 개의 표적으로 이루어진 무선 센서 네트워크를 고려한다. 그림 1에서  $i$ 번째 센서 (anchor) 노드와  $m$ 번째 표적 간의 거리와 각도를 보여준다.  $i$ 번째 센서 노드는  $\mathbf{a}_i = [a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}]^T$ ,  $m$ 번째 표적은  $\mathbf{x}_m = [x_{mx}, x_{my}, x_{mz}]^T$  로 위치를 나타낸다. 각 센서 노드에서 다중의 수신 신호를 수신하고, 이러한 수신 신호로부터 RSS와 AOA 측정치를 얻을 수 있다고 가정한다<sup>[4]~[13]</sup>. 잡음이 있는 환경에서  $i$ 번째 센서 노드에서 수신한  $m$ 번째 신호에서 얻은 RSS와 AOA 측정치를 각각  $\hat{P}_{im}, \hat{\phi}_{im}, \hat{\alpha}_{im}$ 로 정의한다. 수신된  $m$ 번째 신호가  $m$ 번째 표적의 신호인지 아닌지는 알 수 없다. 즉, 수신 신호의 기원을 알 수 없다.

그러나 일단 신호 모델은 RSS와 AOA의 기원 표적을 알고 있다고 가정하여 정의한다. 수신 신호 강도 (RSS)는 path-loss 모델을 사용하여 센서 노드와 표적의 위치에 대한 함수이다.  $i$ 번째 센서 노드와  $m$ 번째 표적 간의 거리  $d_{im} = \|\mathbf{x}_m - \mathbf{a}_i\|$  에서 RSS는 다음과 같이 정의된다.

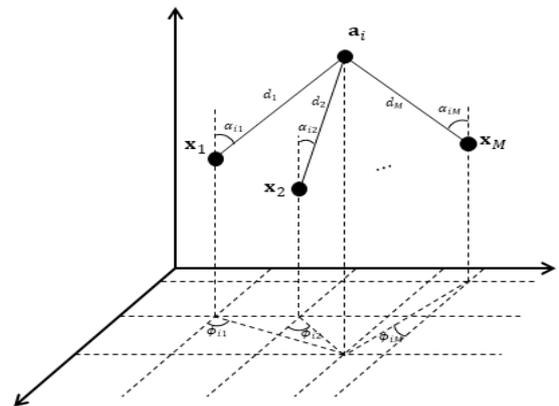


그림 1. 센서 노드와 표적 사이의 3차원 네트워크 모델  
Fig. 1. Network model between sensor node and target in the three dimension.

$$P_{im} = P_T \left( \frac{d_0}{d_{im}} \right)^\gamma 10^{-\frac{L_0}{10}} \quad (1)$$

여기서  $P_T$  표적의 전송파워이고, 모든 표적에 대해서 같다고 가정하고,  $d_0$ 는 참조(reference) 거리,  $d_{im}$ 은  $i$ 번째 센서 노드와  $m$ 번째 표적 간의 거리,  $\gamma$ 는 경로 손실 지수(path loss exponent),  $L_0$ 는 경로 손실(path loss)이다. 본 논문에서  $P_0 := P_T - L_0$ 를 거리  $d_0$ 에서의 수신 파워(reference power)로 정의하고,  $d_0$ 는 1m로 설정한다. 잡음이 있는 환경에서 RSS(dB)는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{P}_{im} = P_0 - 10\gamma \log_{10}(d_{im}) + w_{im} \quad (2)$$

여기서  $i = 1, \dots, N$ ,  $m = 1, \dots, M$ ,  $w_{im}$ 는 평균이 0이고, 분산이  $\sigma_{w_{im}}^2$ 인 Gaussian 잡음이다.

모든 센서 노드에 배열 안테나(array antenna)나 지향성 안테나(directional antenna)가 설치되어 있어 AOA 정보를 측정할 수 있다고 가정하고<sup>[11]</sup>, 측정된 AOA는 센서 노드와 표적 위치의 함수로 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_{im} &= \tan^{-1} \left( \frac{x_{my} - a_{iy}}{x_{mx} - a_{ix}} \right) + u_{im}, \\ \hat{\alpha}_{im} &= \cos^{-1} \left( \frac{x_{mz} - a_{iz}}{\|x_m - a_i\|} \right) + v_{im} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $i = 1, \dots, N$ ,  $m = 1, \dots, M$ ,  $u_{im}$ 와  $v_{im}$ 는 각각 평균이 0이고, 분산이 각각  $\sigma_{u_{im}}^2$ 와  $\sigma_{v_{im}}^2$ 인 Gaussian 잡음이다.

식 (2)와 식 (3)은 비선형 방정식으로 간단한 계산을 통해 다음과 같이 선형 방정식으로 변환할 수 있다<sup>[12]</sup>.

$$\begin{aligned} \lambda_{im} u_{im}^T (x_m - a_i) - \eta d_0 &= \epsilon_{im1} \\ c_{im}^T (x_m - a_i) &= \epsilon_{im2} \\ (\cos(\alpha_{im}) u_{im} - 1)^T (x_m - a_i) &= \epsilon_{im3} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $\epsilon_{im1}, \epsilon_{im2}, \epsilon_{im3}$ 는 각각  $m$ 번째 표적의 측정치(RSS, AOA) 에러로 인하여 생긴 파라미터 에러이다. 식 (4)에 들어가는 보조 변수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \lambda_{im} &= 10^{\frac{P_{im}}{10\gamma}}, \eta = 10^{\frac{P_0}{10\gamma}}, c_{im} = [-\sin(\phi_{im}), \cos(\phi_{im}), 0]^T \\ u_{im} &= [\cos(\phi_{im})\sin(\alpha_{im}), \sin(\phi_{im})\sin(\alpha_{im}), \cos(\alpha_{im})]^T \end{aligned}$$

식 (4)는 다음 식과 같이 행렬로 표현할 수 있다.

$$A x_m = b_m \quad (5)$$

여기서

$$A_m = \begin{bmatrix} \lambda_{1m} u_{1m}^T \\ \vdots \\ \lambda_{Nm} u_{Nm}^T \\ c_{1m}^T \\ \vdots \\ c_{Nm}^T \\ (\cos(\alpha_{1m}) u_{1m} - 1)^T \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_{Nm}) u_{Nm} - 1)^T \end{bmatrix}, b_m = \begin{bmatrix} \lambda_{1m} u_{1m}^T a_{1m} + \eta d_0 \\ \vdots \\ \lambda_{Nm} u_{Nm}^T a_{Nm} + \eta d_0 \\ c_{1m}^T a_1 \\ \vdots \\ c_{Nm}^T a_N \\ (\cos(\alpha_{1m}) u_{1m} - 1)^T a_1 \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_{Nm}) u_{Nm} - 1)^T a_N \end{bmatrix}$$

식 (5)를 이용하여  $m$ 번째 표적의 위치  $x_m$ 는 다음 weighted least squares 식을 이용하여 표적 위치추정이 가능하다<sup>[11]</sup>.

$$\hat{x}_m = (A_m^T W_m A_m)^{-1} A_m^T W_m b_m \quad (6)$$

본 논문에서는  $m$ 번째 표적의 위치를 추정하기 위한 가중치 행렬  $W_m$ 는 참고문헌 [12]에서 사용한 approximated error covariance matrix를 사용한다.

하지만, 수신 신호의 기원을 모르는 환경에서 식 (6)을 사용하여 표적의 위치를 추정할 수 없다. 따라서 식 (6)을 사용하여 정확한 다중 표적의 위치를 추정하기 위해서 다중 표적의 수신 신호를 표적에 맞게 분류해야 한다.

### III. 다중 표적 측정치 군집화를 위한 제안기법

본 논문에서 제안하는 다중 표적 위치추정 알고리즘은 3단계로 나누어 진행된다. 첫 번째는 각 센서 노드에서  $M$ 개의 RSS/AOA 측정치를 사용하여 다중 표적에 대한 초기 위치를 추정한다. 두 번째는 k-means 알고리즘 또는 EM 알고리즘을 사용하여  $NM$ 개의 초기 추정 위치를  $M$ 개의 군집으로 분류한다. 마지막으로 군집된 RSS/AOA 측정치를 기존 단일 표적 위치추정 알고리즘인 EC-WLS 알고리즘에 적용하여  $M$ 번의 표적 추정을 통하여 다중 표적의 위치를 추정한다.

#### 3-1 다중 표적에 대한 초기 위치추정

식 (6)은  $m$ 번째 수신 신호의 기원을 알고 있을 때, 모든 센서 노드의  $m$ 번째 RSS/AOA 측정치를 사용하는 식

이다. 이론적으로  $N=1$ 인 경우, 즉, 한 센서 노드의 RSS/AOA 측정치만을 사용하여 표적의 위치를 추정할 수 있다. 이 경우는 데이터의 군집화가 필요 없고, 각 센서 노드의 단일 RSS/AOA 측정치  $NM$ 개를 사용하여 총  $NM$ 개의 다중 표적에 대한 초기 추정 위치를 추정할 수 있다. 단일 RSS/AOA 측정치를 사용하여 다중 표적에 대한 초기 위치를 추정할 때, approximated error covariance 행렬을 구할 수 없으므로 가중치 행렬  $W_m$ 을 단위 행렬(identity matrix)로 사용한다.

### 3-2 추정된 초기 위치 군집화

여기서 다중 표적에 대한  $NM$ 개의 초기 추정 위치를 표적이  $M$ 개가 있다는 것을 안다는 가정하에 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘을 사용하여  $M$ 개의 군집으로 분류할 수 있다.

#### 3-2-1 k-means Algorithm

k-means 알고리즘은  $n(=NM)$ 개의 초기 추정 위치를  $M$ 개의 군집으로 분류 방법으로 각각의 초기 추정 위치를 가장 가까운 평균(군집 중심)으로 분류한다. 본 논문에서 사용한 k-means 알고리즘은 다음과 같이 동작한다.

- 1) 군집의 개수  $M$ 을 선택한다.
- 2)  $M$ 개의 군집 중심을 무작위로 생성한다.
- 3)  $n$ 개의 초기 추정 위치와  $M$ 개의 군집 중심 사이의 거리를 계산하고, 가장 가까운 군집으로 분류한다.

$$d_{lk} = \|x_l - c_k\|$$

여기서  $d_{lk}$ 는  $l$ 번째 초기 추정 위치  $x_l$ 와  $k$ 번째 군집 중심의 위치  $c_k$  사이 거리이다. ( $l=1, \dots, n, k=1, \dots, M$ )

- 4) 군집된 초기 추정 위치를 사용하여 새로운 군집 중심의 위치를 계산한다.

$$c_k = \frac{1}{L_k} \sum_{l=1}^{L_k} x_{lk}$$

여기서  $L_k$ 는  $k$ 번째 군집으로 군집된 초기 추정 위치의 개수이다.

- 5) 3번으로 돌아가 반복하고, 더 이상 데이터의 군집이 바뀌지 않거나 최대 iteration 수에 도달 시 종료한다.

#### 3-2-2 Expectation-Maximization (EM) Algorithm

EM 알고리즘은  $n(=NM)$ 개의 초기 추정 위치를 Gaussian mixture model(GMM)으로 가정하여  $M$ 개의 평균  $\mu_k(k=1, \dots, M)$ 와 공분산 행렬  $\Sigma_k$ 를 구하여  $M$ 개의 군집으로 분류하는 iterative 방법으로 Expectation 단계와 Maximization 단계를 반복적으로 수행한다. 본 논문에서 사용한 EM 알고리즘은 다음과 같이 동작한다.

- 1)  $M$ 개의 평균 ( $\mu_k$ )와 공분산 행렬 ( $\Sigma_k$ )을 무작위로 생성한다. ( $k=1, \dots, M$ )
- 2) Expectation 단계를 수행한다.
  - 추정된 모든 초기 위치  $x_l$ 에 대한 latent variable의 사후 확률 (posterior probability)을 계산한다. ( $l=1, \dots, n$ )

$$p(z_l = k | x_l; \mu_1, \dots, \mu_K) = \frac{(2\pi)^{-\frac{3}{2}} |\Sigma_k|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_l - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_l - \mu_k)\right)}{\sum_{i=1}^K (2\pi)^{-\frac{3}{2}} |\Sigma_i|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_l - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_l - \mu_i)\right)}$$

여기서  $z_l$ 은 초기 추정 위치  $x_l$ 의 latent variable이다.

- 3) Maximization 단계를 수행한다.
  - $k$ 번째 평균  $\mu_k$ 와 공분산 행렬  $\Sigma_k$ 를 아래 식을 사용하여 업데이트한다.

$$\mu_k^{(new)} = \frac{\sum_{l=1}^n p(z_l = k | x_l; \theta) x_l}{\sum_{l=1}^n p(z_l = k | x_l; \theta)}$$

$$\Sigma_k^{(new)} = \frac{\sum_{l=1}^n p(z_l = k | x_l; \theta) (x_l - \mu_k^{(new)})(x_l - \mu_k^{(new)})^T}{\sum_{l=1}^n p(z_l = k | x_l; \theta)}$$

- 4) 2번으로 돌아가 반복하고,  $\mu_k$ 가 수렴하거나 최대 iteration 수에 도달하면 종료한다.

본 논문에서는 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘으로

$k$ 번째 군집 중심의 위치  $\mu_k$ 가 구해지면 각 초기 위치를 더 가까운  $\mu_k$ 에 해당하는  $k$ 번째 군집으로 분류한다. k-means 알고리즘과 EM 알고리즘은 RSS/AOA 측정치를 분류하는 것이 아니라,  $NM$ 개의 초기 추정 위치를  $M$ 개의 군집으로 분류한다. 하지만, 모든 초기 위치 ( $x_i$ )은  $l$ 번째 RSS/AOA 측정치를 사용하여  $l$ 번째 초기 추정 위치에 대한 RSS/AOA 측정치를 같이 알 수 있어 RSS/AOA 측정치가 같이 분류된 것으로 볼 수 있다.

### 3.3 다중 표적에 대한 최종 위치추정 보안

마지막으로 군집 된 RSS/AOA 측정치를 사용하여 다중 표적에 대한 최종 위치추정을 한다. k-means 알고리즘 또는 EM 알고리즘으로 군집 된  $M$ 개의 RSS/AOA 측정치들을 식 (6)에 각각 대입하여  $M$ 번의 표적 위치추정을 통하여 다중 표적의 위치를 추정할 수 있다. 식 (6)에서  $m$ 번째 표적을 추정하기 위한 가중치 행렬  $W_m$ 은 참고문헌 [12]의 approximated error covariance 행렬을 사용한다.

### 3.4 제안기법의 계산 복잡도

제안 알고리즘은 3단계로 나뉘고, 각 단계에 대한 계산 복잡도는 다음과 같다. 1단계: 초기 위치추정 단계의 계산 복잡도는  $O(NM)$ 이다. 2단계: 추정된 초기 위치 군집화 단계의 계산 복잡도는 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘 각각  $O(TNM^2)$ 와  $O(TNMD^3)$ 이다. 3단계: 다중 표적에 대한 최종 위치추정 단계의 계산 복잡도는  $O(NM)$ 이다. 여기서  $T$ 는 최대 iteration 수,  $N$ 은 센서 노드의 개수,  $M$ 은 표적의 개수,  $D$ 는 표적의 차원으로 3을 사용하였다.

## IV. 실험

제안된 알고리즘은 MATLAB R2020a를 사용하여 시뮬레이션하였고, 제안된 알고리즘은 다중 표적 위치추정을 위하여 각 센서 노드의 단일 RSS/AOA 측정치를 사용하여 총  $n(=NM)$ 개의 초기 위치 ( $x_i$ )를 추정하고, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘을 사용하여  $M$ 개의 군집으로 분류한 다음, 군집된 RSS/AOA 측정치를 EC-WLS 알고리즘[12]에 대입하여 최종적으로 다중 표적의 위치를 추정하

였다.

본 논문의 실험에서 모든 표적과 센서 노드는 각 변의 길이  $B$ 가 10 m인 정육면체 안에 무작위로 배치하였다. RSS와 AOA 측정치 잡음은 평균이 0이고, 분산이 각각  $\sigma_w^2, \sigma_u^2, \sigma_v^2$ 인 Gaussian 잡음으로 설정하였다.

k-means 알고리즘과 EM 알고리즘은  $M$ 개의 초기 평균 군집 중심의 위치  $\mu_k$ 를 무작위로 initialization 하는 방법과 한 센서 노드의 단일 RSS/AOA 측정치로 추정된  $M$ 개의 초기 위치를 군집 중심의 위치  $\mu_k$ 로 initialization 하는 방법이 있다. 본 논문에서는 이 두 방법의 성능을 비교하였다. 본 논문에서 사용한 EM 알고리즘의 초기 공분산 행렬  $\Sigma_k$ 는  $3 \times 3$  단위 행렬을 사용하였다. k-means 알고리즘과 EM 알고리즘은 모두 5번의 iteration을 통해  $\mu_k$ 를 구하고  $NM$ 개의 초기 추정 위치를 각각  $\mu_k$ 에 가까운 군집으로 분류하고, 군집 된 RSS/AOA 측정치를 EC-WLS[12]에 대입하여 다중 표적 위치를 추정하였다.

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 군집화 성공 확률(probability of clustering success: PCS)와 normalized root mean square error (NRMSE)를 사용한다. PCS와 NRMSE는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 PCS &= \frac{\text{모든 센서에서 성공적으로 군집된 표적의 수}}{\text{전체 표적의 수}} \\
 &= \frac{1}{MM_c} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M S_{ij} \\
 S_{ij} &= \begin{cases} 1, & p_{kj} = j \text{ and } p_{kq} \neq j (j \neq q), \\ \text{for } k = 1, \dots, N \text{ and } q = 1, \dots, M \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)
 \end{aligned}$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \|x_{ij} - \hat{x}_{ij}\|^2}{MM_c}} \quad (8)$$

여기서  $M_c$ 는 Monte Carlo run의 개수이고, 50,000으로 설정하였다.  $S_{ij}$ 는  $i$ 번째 Monte Carlo run에서  $j$ 번째 표적을 성공적으로 군집화한 결과는 보여주는 indicator function이고,  $p_{kj}$ 는  $k$ 번째 센서 노드에서  $j$ 번째 표적을 군집화한 결과를 나타내는 index이다.  $\hat{x}_{ij}$ 는  $i$ 번째 Monte Carlo run에서  $j$ 번째 실제 표적  $x_{ij}$ 의 추정 위치이다. 실제 표적의 전송파워 ( $P_0$ )는 -10 (dBm), PLE ( $\gamma$ )는 2.2로 설정한다.

그림 2와 그림 3은 센서 노드의 개수  $N=6$ , 표적의 개수  $M=2$ , RSS와 AOA 측정치 잡음의 표준편차가 각각

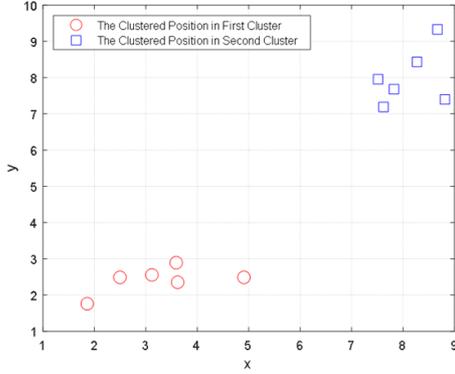


그림 2. k-means 알고리즘의 군집화 예제  
Fig. 2. A clustering example of k-means algorithm.

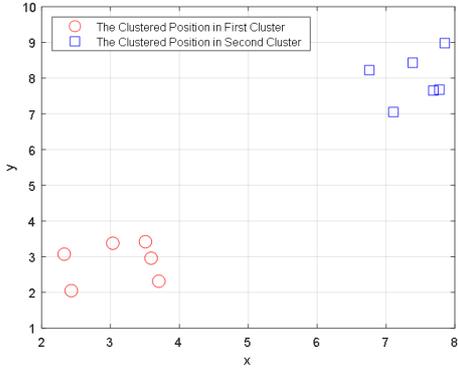


그림 3. EM 알고리즘의 군집화 예제  
Fig. 3. A clustering example of EM algorithm.

$\sigma_w = 1$  dB,  $\sigma_u = \sigma_v = 3^\circ$ 인 환경에서 각 센서 노드의 단일 RSS/AOA 측정치  $NM$ 개를 사용하여 총  $NM$ 개의 다중 표적에 대한 초기 추정 위치를 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘으로 군집화한 결과를 2차원 그림으로 나타낸 것이다.

그림 4와 그림 5는 센서 노드의 개수  $N=6$ , 표적의 개수  $M=2$ , AOA 측정치 잡음의 표준편차가  $\sigma_u = \sigma_v = 5^\circ$ 인 환경에서 RSS 측정치 잡음의 표준편차  $\sigma_w$ 를 1 dB에서 6 dB까지 증가시킬 때, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS와 NRMSE 결과를 보인다. 저자가 예상한 바와 같이 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘은 초기  $\mu_k$ 를 무작위로 initialization하는 것보다 한 센서 노드의 측정치를 기반으로 추정된  $M$ 개의 초기 추정 위치로 initialization하는 것이 더 좋은 성능을 갖음을 그림 4와 그림

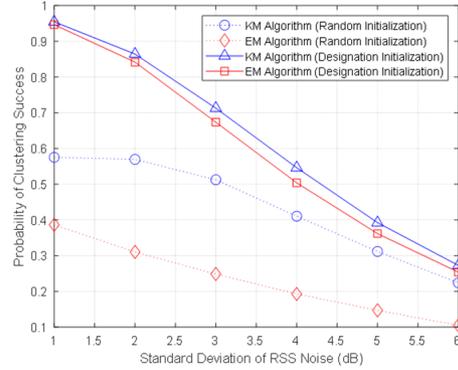


그림 4. k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS  
Fig. 4. PCS of k-means algorithm and EM algorithm.

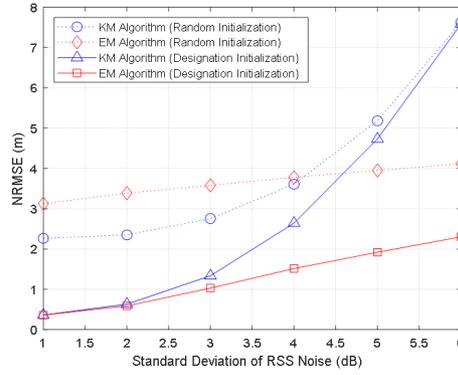


그림 5. k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 NRMSE  
Fig. 5. NRMSE of k-means algorithm and EM algorithm.

5에서 보였다. 앞으로 다른 실험에서는 모두 한 센서 노드의 측정치를 기반으로 추정된  $M$ 개의 초기 추정 위치로 initialization하는 방법을 사용하였다.

그림 6과 그림 7은 센서 노드의 개수  $N=6$ , 표적의 개수  $M=2$ , RSS와 AOA 측정치 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_w = 1$  dB,  $\sigma_u = \sigma_v = 0.3^\circ$ 인 잡음이 거의 없는 환경에서, 표적 간의 거리를 1 m에서 10 m까지 증가시킬 때, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS와 NRMSE 결과를 보인다. k-means 알고리즘과 EM 알고리즘은 두 표적이 일정 이상의 거리가 떨어져 있을 때, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS 성능은 1로 수렴하고, 그에 따라 NRMSE 성능도 수렴함을 보인다. k-means 알고리즘이 EM 알고리즘보다 더 빨리 수렴하는 것을 확인하였다.

그림 8과 그림 9는 센서 노드의 개수  $N=6$ , 표적의 개

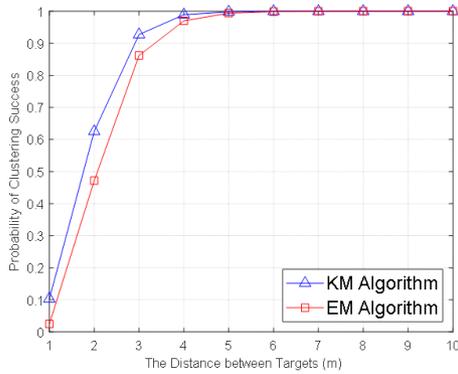


그림 6. 잡음이 작은 환경에서 표적 간의 거리에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS  
 Fig. 6. PCS of k-means algorithm and EM algorithm according to the distance between targets under the mild noise.

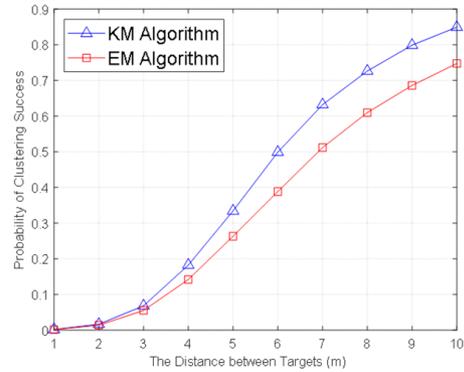


그림 8. 잡음이 심한 환경에서 표적 간의 거리에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS  
 Fig. 8. PCS of k-means algorithm and EM algorithm according to the distance between targets under the severe noise.

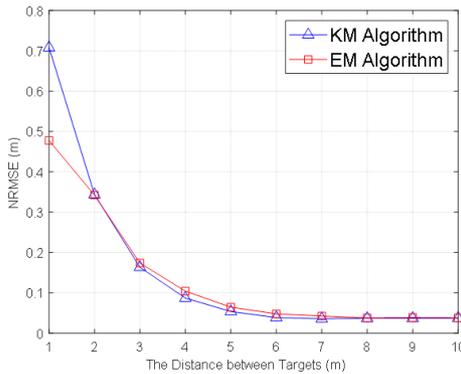


그림 7. 잡음이 작은 환경에서 표적 간의 거리에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS  
 Fig. 7. PCS of k-means algorithm and EM algorithm according to the distance between targets under the mild noise.

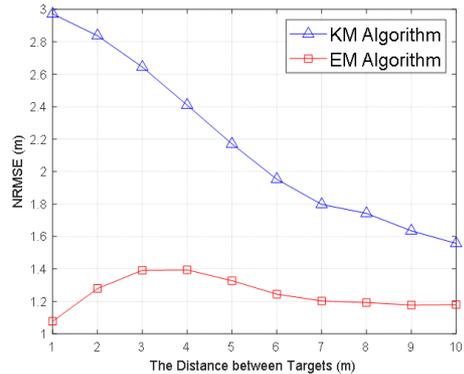


그림 9. 잡음이 심한 환경에서 표적 간의 거리에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 NRMSE  
 Fig. 9. NRMSE of k-means algorithm and EM algorithm according to the distance between targets under the severe noise.

수  $M=2$ , RSS와 AOA 측정치 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_w = 3$  dB,  $\sigma_u = \sigma_v = 5^\circ$ 와 같이 잡음이 심한 환경에서 표적 간의 거리를 1 m에서 10 m까지 증가시킬 때, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS와 NRMSE 결과를 보인다. PCS 관점에서 k-means 알고리즘이 EM 알고리즘보다 더 좋은 성능을 갖지만, NRMSE 관점에서 EM 알고리즘이 더 좋은 성능을 보인다. 잡음이 심한 환경에서는 각 센서 노드의 단일 RSS/AOA 기반의 초기 위치추정 성능이 잡음에 영향을 많이 받아 표적 간의 충분한 거리가 유지

됐을 때, 두 표적을 정확하게 구분할 수 있다. 저자의 예상한 바와 같이 실험에서 NRMSE는 PCS 성능에 영향을 받는 것을 보였다. 따라서, 미식별 RSS/AOA 측정치 기반의 다중 표적 위치추정 알고리즘에서 NRMSE 성능보다 PCS 성능이 더 중요하다는 사실을 확인하였다.

그림 10과 그림 11은 RSS와 AOA 측정치 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_w = 3$  dB,  $\sigma_u = \sigma_v = 5^\circ$ 와 같이 잡음이 심한 환경에서 센서 노드의 개수  $N$ 을 6개로 설정하고, 표적의 개수  $M$ 을 2개에서 5개까지 증가시킬 때, k-means 알고리

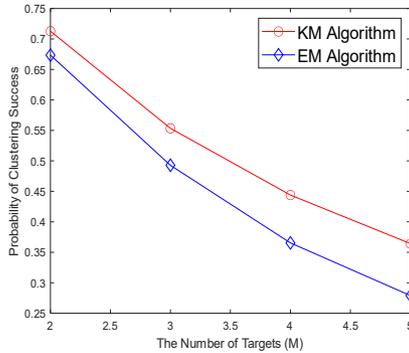


그림 10. 센서 노드의 개수  $N=6$ 일 때 표적의 개수  $M$ 에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS 성능

Fig. 10. PCS performance of k-means algorithm and EM algorithm according to the number of targets in case for the number of anchor nodes ( $N=6$ ).

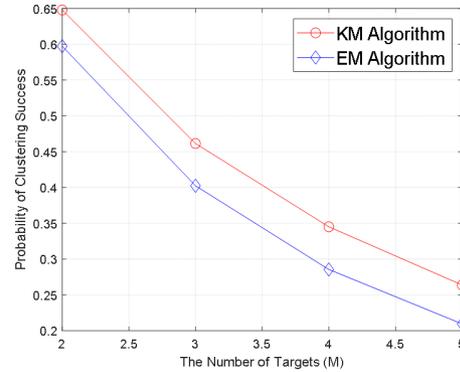


그림 12. 센서 노드의 개수  $N=10$ 일 때 표적의 개수  $M$ 에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS 성능

Fig. 12. PCS performance of k-means algorithm and EM algorithm according to the number of targets in case for the number of anchor nodes ( $N=10$ ).

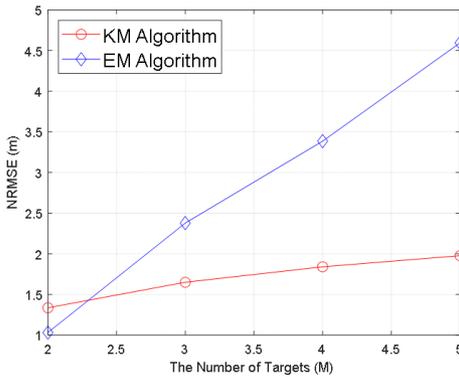


그림 11. 센서 노드의 개수  $N=6$ 일 때 표적의 개수  $M$ 에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 NRMSE 성능

Fig.11. NRMSE performance of k-means algorithm and EM algorithm according to the number of targets in case for the number of anchor nodes ( $N=6$ ).

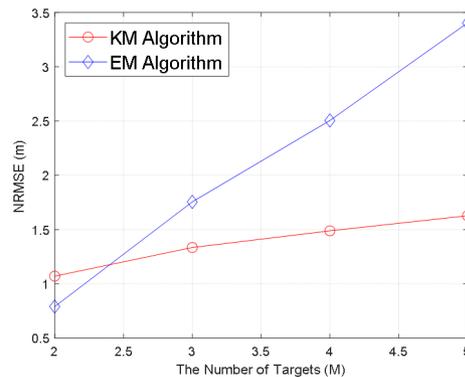


그림 13. 센서 노드의 개수  $N=10$ 일 때 표적 개수  $M$ 에 따른 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 NRMSE 성능

Fig. 13. NRMSE performance of k-means algorithm and EM algorithm according to the number of targets in case for the number of anchor nodes ( $N=10$ ).

증과 EM 알고리즘의 PCS 성능과 NRMSE 성능을 보여준다. 표적의 개수  $M$ 이 증가할수록 PCS 성능과 NRMSE 성능이 떨어진다. NRMSE 관점에서 k-means 알고리즘이 EM 알고리즘보다 표적의 개수  $M$ 에 영향을 적게 받는 것을 확인할 수 있다.

그림 12와 그림 13은 RSS와 AOA 측정치 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_w=3$  dB,  $\sigma_u=\sigma_v=5^\circ$ 와 같이 잡음이 심한 환경에서 센서 노드의 개수  $N$ 을 10개로 설정하고, 표적

의 개수  $M$ 을 2개에서 5개까지 증가시킬 때, k-means 알고리즘과 EM 알고리즘의 PCS 성능과 NRMSE 성능을 보이고, 센서 노드의 개수  $N$ 이 6인 결과와 비교했을 때, PCS 성능은 떨어졌지만 NRMSE 성능이 향상된 것을 확인할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 무선 센서 네트워크에서 다중 표적의

다중 신호의 기원을 모르는 환경에서 k-means 알고리즘과 EM 알고리즘을 사용하여 다중 신호의 기원을 찾고, 다중 표적의 위치를 추정하는 알고리즘을 제시하였다. 제안 알고리즘은 군집된 RSS/AOA 측정치를 사용하여 다중 표적의 위치를 추정하고, 시뮬레이션을 통하여 제안 알고리즘의 성능을 검증하였다.

### References

- [1] I. F. Akyildiz, W. Su, E. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, "Wireless sensor networks: A survey," *Computer Networks*, vol. 38, no. 4, pp. 393-422, Mar. 2002.
- [2] K. Yu, "3-D localization error analysis in wireless networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 6, no. 10, pp. 3472-3481, Oct. 2007.
- [3] N. Patwari, "Location estimation in sensor networks," Ph.D. dissertation, University of Michigan, Ann Arbor, MI, 2005.
- [4] E. Maşazade, R. Niu, P. K. Varshney, and M. Keskinöz, "Energy aware iterative source localization for wireless sensor networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 9, pp. 4824-4835, Sep. 2010.
- [5] L. Gazzah, L. Najjar and H. Besbes, "Selective hybrid RSS/AOA weighting algorithm for NLOS intra cell localization," in *2014 IEEE Wireless Communications and Networking Conference(WCNC)*, Apr. 2014, pp. 2546-2551.
- [6] Y. T. Chan, F. Chan, W. Read, B. R. Jackson, and B. H. Lee, "Hybrid localization of an emitter by combining angle-of-arrival and received signal strength measurements," in *2014 IEEE 27th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering(CCECE)*, May. 2014, pp. 1-5.
- [7] S. Tomic, M. Marikj, M. Beko, R. Dinis and N. Órfão, "Hybrid RSS-AoA technique for 3-D node localization in wireless sensor networks," in *2015 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference(IWCMC)*, Dubrovnik, Aug. 2015, pp. 1277-1282.
- [8] M. W. Khan, N. Salman, A. H. Kemp, and L. Mihaylova, "Localisation of Sensor nodes with hybrid measurements in wireless sensor networks," *Sensors*, vol. 16, no. 7, p. 1143, Jul. 2016.
- [9] S. Tomic, M. Beko, R. Dinis, and P. Montezuma, "A closed-form solution for rss/aoa target localization by spherical coordinates conversion," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 5, no. 6, pp. 680-683, Dec. 2016.
- [10] S. Tomic, M. Beko, R. Dinis, and L. Bernardo, "On target localization using combined RSS and AoA measurements," *Sensors*, vol. 18, no. 4, p. 1266, Apr. 2018.
- [11] S. Tomic, M. Beko, L. M. Camarinha-Matos, and L. B. Oliveira, "Distributed localization with complemented RSS and AOA measurements: Theory and Methods," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 1, p. 272, 2020.
- [12] S. Y. Kang, T. H. Kim, and W. Z. Chung, "Hybrid RSS/AOA localization using approximated weighted least square in wireless sensor networks," *Sensors*, vol. 20, no. 4, p. 1159, Feb. 2020.
- [13] S. Chang, Y. Zheng, P. An, J. Bao, and J. Li, "3-D RSS-AOA based target localization method in wireless sensor networks using convex relaxation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 106901-106909, Jun. 2020.
- [14] K. J. Baik, S. J. Lee, and B. J. Jang, "AoA-based local positioning system using a time-modulated array," *Journal of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 17, no. 4, pp. 181-185, Oct. 2017.
- [15] S. Tomic, M. Beko and R. Dinis, "Distributed RSS-AOA based localization with unknown transmit powers," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 392-395, Oct. 2016.
- [16] S. Tomic, M. Beko, and R. Dinis, "3-D target localization in wireless sensor network using RSS and AOA measurement," *IEEE Transactions on Vehicular Thechnology*, vol. 66, no. 4, pp. 3197-3210, Apr. 2017.
- [17] S. Y. Kang, T. H. Kim, and W. Z. Chung, "Multi-target localization based on MLE using the grid search in wireless sensor networks," in *2020 The Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science(KIEES) Summer Conference*, Aug. 2020.

[18] S. Kang, T. Kim, and W. Chung, "Multi-target localization based on unidentified multiple RSS/AOA

measurements in wireless sensor networks," *Sensors*, vol. 21, no. 13, p. 4455, Jun. 2021.

강 세 영 [고려대학교/공학석사]

<https://orcid.org/0000-0003-1889-4412>



2018년 2월: 광운대학교 전자융합공학과 (공학사)  
2019년 9월~현재: 고려대학교 컴퓨터학과 (공학석사)  
[주 관심분야] 통신신호처리 등

정 원 주 [고려대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0001-7381-250X>



1989년 2월: 고려대학교 (공학사)  
1999년 5월: Cornell University Electrical Engineering (공학석사)  
2003년 5월: Cornell University Electrical Engineering (공학박사)  
2003년 8월: Dotcast Inc. Senior System Architect  
2008년 3월~2020년 8월: 고려대학교 컴퓨터학과 교수  
2020년 9월~현재: 고려대학교 인공지능학과 교수  
[주 관심분야] 신호처리, 통계신호학습 등

김 태 현 [국방과학연구소/책임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-7670-881X>



1994년 2월: 충남대학교 전자공학과 (학사)  
1996년 2월: 충남대학교 전자공학과 (공학석사)  
1996년 3월~2002년 2월 LIG 넥스원 선임연구원  
2002년 2월~2006년 2월 충남대학교 전자

공학과 (공학박사)

2006년 1월~현재: 국방과학연구소 책임연구원

[주 관심분야] RF Receiver & Antenna, Electronic Warfare System