

이동평균과 최소자승을 이용한 무선 센서 네트워크에서 표적의 전송파워와 경로손실지수 추정

Least-Squares Approach Using Moving-Averaged Signals for Transmit Power and Path Loss Exponent Estimations in Wireless Sensor Networks

강 세 영 · 김 태 현* · 정 원 주

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

요 약

Wireless sensor networks(WSNs)에서 표적의 위치 추정에 관하여 다양한 기술이 발달하고 있다. 정확도를 높이기 위하여 수신 신호 강도(received signal strength: RSS) 신호와 수신 신호의 방향 정보(angle of arrival: AOA) 신호를 융합하는 hybrid 기법이 개발되고 있는데, 이러한 기법은 정확한 표적의 전송파워(transmit power: TP)와 경로손실지수(path loss exponent: PLE)를 아는 것이 요구된다. 하지만, 실제 응용에서 정확한 전송파워와 경로손실지수를 파악하는 것은 무리한 가정이어서 이론적인 hybrid 표적 위치 추정 기법들이 현실적인 성능향상으로 연결되지 않는 것이 현실이다. 본 논문에서는 극심한 잡음환경에서 정확한 전송파워와 경로손실지수 추정의 정확도를 높이기 위하여 AOA 정보를 사용하여 추정된 임시 표적 위치를 이용하여 RSS의 이동평균 신호에 least squares(LS)를 적용하여 전송파워와 경로손실지수 추정 방법을 제안한다.

Abstract

In this paper, we present an estimation scheme for the transmit power(TP) and path loss exponent(PL) for hybrid target localization in wireless sensor networks. In the absence of knowledge on the TP and PLE, hybrid target localization schemes that utilize both received signal strength (RSS) and angle of arrival(AOA) measurements have significantly reduced performances. To estimate the TP and PLE in the presence of a severe measurement noise, moving-averaged RSS measurements are applied to a least-squares algorithm utilizing a tentatively estimated target position using an AOA-only algorithm.

Key words: Wireless Sensor Networks(WSNs), Parameter Estimation, Least-Squares, Moving-Averaged Signals

I. 서 론

무선 센서 네트워크(wireless sensor networks)는 물리적

인 환경 상태를 관찰하고 기록하기 위해서 공간적으로 분산된 센서들의 그룹으로서, 군수 및 민수 분야에서 많이 활용되고 있다. 최근에는 무선 센서 네트워크를 활용

「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 컴퓨터전파통신공학과(Department of Computer and Communication Engineering, Korea University)

*국방과학연구소(Agency for Defense Development)

· Manuscript received July 3, 2020 ; Revised August 11, 2020 ; Accepted September 18, 2020. (ID No. 20200703-056)

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

하여 표적의 위치를 추적하는 연구가 진행되고 있다. 무선 센서 네트워크에서의 표적의 위치 추정은 각 센서들의 각도 측정 정보나 신호 세기 측정 정보에 의존하는데, 본래 무선 센서 네트워크는 위치 추정을 위해 설계된 것이 아니므로 최소한의 신호 탐지가 목적인 만큼 신호에 많은 측정 에러를 처리하기 위하여 다양한 위치 추정 연구가 개발되어 있다. 기존에는 수신 신호의 각도 정보 (angle of arrival: AOA)에 의존하거나 수신 신호의 세기 정보(received signal strength: RSS)에만 의존하는 알고리즘들이 연구되어 왔으나, 최근에는 정확도를 향상시키기 위하여 RSS와 AOA를 동시에 사용하는 hybrid 기법들이 개발되어 왔다.

RSS/AOA 혼합 측정치를 사용한 표적 위치 추정 방법은 non-convex 문제의 최적화 문제로 귀결되는데, 이 문제를 풀기 위해서 maximum likelihood estimation(MLE) 기법이 제안되었다^[1]. 하지만 MLE 기법의 복잡성과 계산 부담으로 인하여 다양한 non-convex 최적화를 응용한 선형화 근사방법이 고려되었고, 표적 위치 추정을 위한 간단한 Least Squares(LS) 기법도 제안되었다^[1]. MLE 기법과 성능이 필적하지만 LS 기법과 유사한 낮은 계산 복잡도를 가지는 표적 추정 알고리즘을 개발하기 위해서 Semi-definite programming(SDP) relaxation 기법^[2]과 second order cone programming(SOCP) relaxation 기법^[3]과 같은 몇몇 최적화 기술들이 제안되었다. 성능손실을 최소화하고 이러한 접근 방법을 보다 단순화시킨 선형 방정식에 가중치를 적용하려는 여러 시도가 있었다. 선택된 가중치가 센서와 표적 사이의 거리에 반비례하는 squared range weighted least squares(SR-WLS) 기법^[3]과 표적의 구형 표현을 사용하여 표적으로부터의 거리에 기초하여 가중치를 사용한 weighted least squares(WLS) 기법^[4]이 대표적이다. 최근에는 에러 공분산 행렬을 직접 근사하여 사용한 EC-WLS^[5] 방법이 가중치 최소 자승 방법 중에서 최고의 성능을 보여준 바 있다.

그러나 이러한 방법들은 TP와 PLE를 정확히 알아야 RSS로부터 거리 정보를 정확히 추정할 수 있다는 가정에 진행되었다. TP나 PLE를 모를 경우, 이러한 hybrid 표적 위치 추정 기법의 성능은 크게 제한받을 수밖에 없다. 따라서 TP나 PLE를 모르는 상황에 대하여 몇 가지 hybrid

표적 위치 추정 기법이 개발되어왔다.

참고문헌 [6]에서는 표적과 모르는 TP에 관하여 연립 maximum likelihood estimator(MLE)를 고려하여 second order cone programming(SOCP) 방식으로 최적화하여 iterative 방법을 사용하여 표적의 위치와 TP를 구하려는 시도가 있었고, 참고문헌 [7]에서는 모르는 PLE를 표적의 위치와 연관시켜 cost함수를 구한 후 패턴 서치로 최솟값을 구하여 PLE에 대한 해를 찾기도 하였다. 참고문헌 [8]에서는 generalized trust region subproblem(GTRS) 방식으로 표적과 TP에 관한 WLS 최적화를 제시하였고, 참고문헌 [4]에서는 표적과 모르는 TP에 대하여 직접적인 WLS를 유도하였다. 하지만 이러한 방법들은 RSS의 측정잡음이 높은 환경에서 TP나 PLE의 추정성능이 떨어지게 되는 단점이 있다.

본 논문에서는 AOA 방식으로 추정된 표적의 위치를 기반으로 RSS에 관한 식을 이용하여 모르는 TP와 PLE를 추정하기 위하여 LS 최적화 기법을 고려한다. 특히 RSS 측정잡음이 심할 경우(6 dB 표준편차), LS 해도 잡음으로 인하여 정확도가 사용범위 밖으로 떨어지는 단점을 보완하고자 RSS 측정값들의 평균값을 사용하는 이동평균(moving average) 방식을 제안한다. 이를 통하여 제안된 알고리즘의 전송파워와 경로손실지수 추정치를 사용한 표적 위치의 추정성능이 AOA만을 의존하는 경우의 표적 위치 추정성능을 상회하고, TP와 PLE가 주어진 경우의 표적 위치 추정성능에 근사하도록 하고자 한다.

본 논문의 구성은 Section II에서 WSNs에서의 위치추정 신호 모델과 TP와 PLE의 역할을 설명하고, Section III에서 제안 방법을 설명하며, Section IV에서 시뮬레이션을 통하여 제안 방법의 성능을 검증하였다.

II. 본 론

2-1 시스템 모델

그림 1은 무선 센서 네트워크(wireless sensor networks: WSNs)에서 i 번째 센서 노드와 표적과의 거리 및 각도를 표시한다. N 개로 이루어진 센서 노드 중 i 번째 센서 노드의 위치를 $a_i = [a_{ix}, a_{iy}, a_{iz}]^T$ 라 표시하고, 표적의 위치를 $x_o = [x_{ox}, x_{oy}, x_{oz}]^T$ 로 표시한다. 센서에서 받은 표적의 신

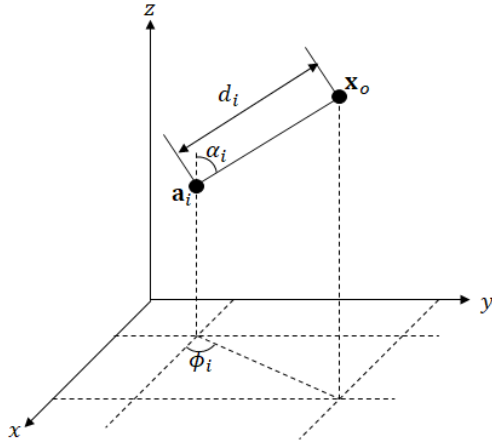

 그림 1. i 번째 센서와 표적 위치의 3차원 관계

 Fig.1. 3-D relationship between i -th sensor and target position.

호 세기 RSS, P_i 는 다음을 만족한다.

$$\hat{P}_i = P_0 - 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d_i}{d_0} \right) + n_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

센서가 배열 안테나 (array antenna)나 지향성 안테나 (directional antenna)를 가지고 있다고 가정하고^{[1]~[8]}, 이 경우 받은 각도 정보 AOA, ϕ_i, α_i 는 다음을 만족한다.

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_i &= \tan^{-1} \left(\frac{x_{oy} - a_{iy}}{x_{ox} - a_{ix}} \right) + m_i, \quad i = 1, \dots, N \\ \hat{\alpha}_i &= \cos^{-1} \left(\frac{x_{oy} - a_{iy}}{\|x_o - a_i\|} \right) + v_i, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (2)$$

n_i, m_i , 그리고 v_i 는 각각 RSS, 방위각, 그리고 고도각에 대한 잡음이고, 평균이 0이며, 분산이 각각 $\sigma_{n_i}^2, \sigma_{m_i}^2$ 그리고 $\sigma_{v_i}^2$ 인 가우시안 모델을 사용하였다.

식 (1)과 식 (2)는 비선형 방정식이지만, 간단한 계산을 통해 다음과 같이 선형 방정식으로 변환이 가능하다.

$$\begin{aligned} \lambda_i u_i^T (x_o - a_i) - \eta d_0 &= \epsilon_{i1} \\ c_i^T (x_o - a_i) &= \epsilon_{i2} \\ (\cos(\alpha_i) u_i - 1)^T (x_o - a_i) &= \epsilon_{i3} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\epsilon_{i1}, \epsilon_{i2}, \epsilon_{i3}$ 은 각 측정치 (RSS, AOA) 에러로 인하여 생긴 파라미터 에러를 나타내고, 표적과 노드의 위치와 식 (1)과 식 (2)에서 정의된 각각의 측정잡음의 식으로 풀

이될 수 있으나, 본 논문에서는 LS 기법을 사용함으로 자세한 전개는 불필요하여 생략한다^[5]. 식 (3)에 들어가는 보조 변수는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \lambda_i &= 10^{\frac{P_i}{10\gamma}}, \quad \eta = 10^{\frac{P_0}{10\gamma}}, \quad c_i = [-\sin(\phi_i), \cos(\phi_i), 0]^T \\ u_i &= [\cos(\phi_i)\sin(\alpha_i), \sin(\phi_i)\sin(\alpha_i), \cos(\alpha_i)]^T \end{aligned}$$

식 (3)은 다음과 같은 행렬로 표현될 수 있다.

$$A x_o = b \quad (4)$$

여기서

$$A = \begin{bmatrix} \lambda_1 u_1^T \\ \vdots \\ \lambda_N u_N^T \\ c_1^T \\ \vdots \\ c_N^T \\ (\cos(\alpha_1) u_1 - 1)^T \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_N) u_N - 1)^T \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} \lambda_1 u_1^T a_1 + \eta d_0 \\ \vdots \\ \lambda_N u_N^T a_N + \eta d_0 \\ c_1^T a_1 \\ \vdots \\ c_N^T a_N \\ (\cos(\alpha_1) u_1 - 1)^T a_1 \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_N) u_N - 1)^T a_N \end{bmatrix}$$

이를 이용하여 표적의 위치 x_o 는 다음 weighted least squares 식을 이용하여 표적 위치 추정이 가능하다^[10].

$$\hat{x}_o = (A^T W A)^{-1} A^T W b \quad (5)$$

여기서 가중치 행렬 W 는 다양한 값이 사용되는데^{[3]~[5]}, 참고문헌 [5]에서는 error covariance의 근사치를 사용하여 정확도를 높였다.

하지만 TP와 PLE를 모르는 경우, 식 (1)을 사용할 수 없어 RSS와 AOA를 동시에 활용한 추정이 불가능하다. 따라서 식 (5)를 사용하여 표적의 위치를 추정하기 위해서 TP (P_0)와 PLE(γ)를 추정하는 알고리즘을 제안하고자 한다.

III. 출력파워와 경로손실지수 추정을 위한 제안기법

3-1 AOA 정보를 이용한 초기 표적 위치 추정

식 (1)의 RSS와 TP (P_0)와 PLE(γ)의 관련 식에서 P_0 와 γ 를 추정하기 위해서는 표적의 위치를 알아야 한다. 이를 위하여 AOA 정보만을 이용하여 표적 위치에 대한 근사

치를 추정하여 이용하고자 한다. 식 (3)에서 첫 번째 방정식은 수신 신호 강도만의 식이고 두 번째, 세 번째 식이 AOA만으로 이루어져 있어 다음과 같이 따로 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} c_i^T(x_o - a_i) &= \epsilon_{i2} \\ (\cos(\alpha_i)u_i - 1)^T(x_o - a_i) &= \epsilon_{i3} \end{aligned} \quad (6)$$

$$Bx_o = c \quad (7)$$

이를 행렬 표현으로 나타내면 다음과 같다.
여기서

$$B = \begin{bmatrix} c_1^T \\ \vdots \\ c_N^T \\ (\cos(\alpha_1)u_1 - 1)^T \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_N)u_N - 1)^T \end{bmatrix}, c = \begin{bmatrix} c_1^T a_1 \\ \vdots \\ c_N^T a_N \\ (\cos(\alpha_1)u_1 - 1)^T a_1 \\ \vdots \\ (\cos(\alpha_N)u_N - 1)^T a_N \end{bmatrix}$$

이다. 식 (7)을 이용하여 least squares를 적용하면 다음과 같이 표적에 관한 LS 해를 구한다.

$$x_{LS-AOA} = (B^T B)^{-1} B^T c \quad (8)$$

본 논문에서는 보다 정확도를 높이기 위하여 다음과 같이 참고문헌 [5]에서 사용한 error covariance 기반의 weighted least squares 방식을 이용하고자 한다.

$$\hat{x}_{AOA} = (B^T C_A^{-1} B)^{-1} B^T C_A^{-1} c \quad (9)$$

여기서 C_A 는 AOA 측정치 에러 공분산 행렬이고, 다음과 같이 정의된다.

$$C_A = \begin{bmatrix} \text{Var}(\hat{\epsilon}_{i2}) & \text{Cov}(\hat{\epsilon}_{i2}, \hat{\epsilon}_{i3}) \\ \text{Cov}(\hat{\epsilon}_{i2}, \hat{\epsilon}_{i3}) & \text{Var}(\hat{\epsilon}_{i3}) \end{bmatrix}$$

C_A 의 성분은 참고문헌 [5]에서 계산한 바에 의하여 다음과 같이 근사된다.

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\epsilon}_{i2}) &= E[(\hat{\epsilon}_{i2} - E[\hat{\epsilon}_{i2}])^2] \\ &= r_i^2 \sigma_m^2 \\ \text{Var}(\hat{\epsilon}_{i3}) &= E[(\hat{\epsilon}_{i3} - E[\hat{\epsilon}_{i3}])^2] \\ &= (\cos(2\alpha_i)r_i - \sin(2\alpha_i)d_{iz})^2 \sigma_v^2 + \frac{1}{8}(\sin(2\alpha_i)r_i)^2 \sigma_m^4 \\ &\quad + 2(\sin(2\alpha_i)r_i - \cos(2\alpha_i)d_{iz})^2 \sigma_v^2 \\ \text{Cov}(\hat{\epsilon}_{i2}, \hat{\epsilon}_{i3}) &= 0 \end{aligned}$$

C_A 를 계산하는데 필요한 잡음의 분산을 추측하기 위하여 참고문헌 [5]에서와 같이 LS 해를 이용하여 임시 표적 추정치와 실제 측정된 AOA의 sample variance를 이용하여 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \tilde{\phi}_i &= \tan^{-1} \left(\frac{x_{LS-AOA_y} - a_{iy}}{x_{LS-AOA_x} - a_{ix}} \right) \\ \tilde{\alpha}_i &= \cos^{-1} \left(\frac{x_{LS-AOA_z} - a_{iz}}{\|x_{LS-AOA} - a_i\|} \right) \\ d_{iz} &= x_{LS-AOA_z} - a_{iz} \\ r_i &= \sqrt{(x_{LS-AOA_x} - a_{ix})^2 + (x_{LS-AOA_y} - a_{iy})^2} \\ \hat{\sigma}_m^2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\phi}_i - \tilde{\phi}_i)^2, \hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\alpha}_i - \tilde{\alpha}_i)^2 \end{aligned}$$

3-2 MA 신호를 이용한 TP 및 PLE 추정

표적과 센서 사이의 거리는 다음을 만족한다.

$$\hat{d}_i = \|\hat{x}_{AOA} - a_i\| \quad (10)$$

센서와 표적 사이의 거리 (d_i)와 RSS (P_i) 사이의 관계를 사용하여 TP와 PLE에 대한 선형 방정식은 다음 식과 같이 정의된다.

$$p = Hz + n \quad (11)$$

여기서

$$p = \begin{bmatrix} \hat{P}_1 \\ \vdots \\ \hat{P}_N \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 - 10\log_{10}(\hat{d}_1) \\ \vdots \\ 1 - 10\log_{10}(\hat{d}_N) \end{bmatrix}, z = \begin{bmatrix} P_0 \\ \gamma \end{bmatrix}$$

$n = [n_1, \dots, n_N]^T$ 는 RSS 측정치 잡음 (n_i)을 나타낸다. z 에 대한 LS 식은 다음과 같이 정의된다.

$$z_{LS} = (H^T H)^{-1} H^T p \quad (12)$$

식 (12)을 이용하여 초기 TP(\hat{P}_0)와 PLE($\hat{\gamma}$)를 추정하는 것이 가능하다. 하지만, 이 방법은 RSS 측정 에러가 큰 경우에 쓸모있는 값을 추정하는 것이 어렵다. 따라서, RSS 측정값의 이동평균을 이용하여 RSS 측정치 잡음을 감소시켜 TP와 PLE를 추정하는 방법을 제안하고자 한다.

모든 N 개의 센서들이 한 표적으로부터 RSS 값을 추정하기에 충분한 시간 간격, T ,를 두고 순차적으로 M 개의

RSS를 MT 시간 동안 측정한다. 각 센서에서 순차적 M 개의 RSS 측정치를 사용한 이동평균 신호는 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{P}_i = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M \hat{P}_{i,t} \quad (13)$$

여기서 $\hat{P}_{i,t}$ 는 i 번째 센서에서 t 번째로 받은 RSS 측정치이다. 식 (13)에서 얻은 이동평균 신호를 LS에 적용하여 z 에 대한 LS식을 정의하면 다음과 같다.

$$z_{MA-LS} = (H^T H)^T H^T \bar{p} \quad (14)$$

여기서 $\bar{p} = \begin{bmatrix} \bar{P}_1 \\ \vdots \\ \bar{P}_N \end{bmatrix}$ 이다.

식 (14)을 이용하여 TP와 PLE를 잡음환경에서보다 정확히 추정하는 것이 가능하다. 식 (14)에서 얻은 TP와 PLE를 식 (5)에 대입하여 표적의 위치를 추정할 수 있다.

IV. 실험

제안된 알고리즘의 수치 해석적 시뮬레이션을 위하여 AOA 정보를 이용하여 표적의 초기 위치 (\hat{x}_{AOA}) 추정을 통하여 표적과의 길이 (\hat{d}_i)를 구하고, 제안 방법의 성능을 비교하기 위하여 LS 기법을 통하여 얻은 표적의 전송파워 (P_0)와 경로손실지수 (γ)를 제안 기법을 통하여 얻은 표적의 전송파워와 경로손실지수를 비교하였다. 제안 방법은 RSS 측정치 잡음을 줄이기 위하여 RSS의 이동평균 신호를 LS 식에 적용하여 표적의 전송파워 (P_0)와 경로손실지수 (γ)를 추정하였다. 표적과 센서는 각 변의 길이 B 가 15 m인 정육면체 안에 임의로 배치하였다. 표적은 1개 존재하고 잡음은 평균이 0이고, 분산이 각각 σ_n^2 , σ_m^2 , 그리고 σ_v^2 인 가우시안 모델을 사용하였다. 제안된 기법의 성능을 확인하기 위해서 root mean square error(RMSE)를 사용하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{M_c} \|y_i - \hat{y}_i\|^2}{M_c}} \quad (15)$$

여기서 M_c 는 Monte Carlo 반복 횟수이고, 10,000번 실행시켜 RMSE 값을 구하였다. y_i 는 실제 TP 또는 PLE이고,

\hat{y}_i 는 추정된 TP 또는 PLE이다. 실제 표적의 전송파워 (P_0)는 -10 (dBm)이고, PLE (γ)는 2.5로 설정하였다.

그림 2와 그림 3은 센서 노드의 개수 $N=6$ 에 대하여 RSS 잡음의 표준편차를 1 dB에서 6 dB로 증가시킬 때, 다양한 moving average window size M 에 대하여 TP와 PLE를 추정한 결과를 보인다. M 의 증가에 따라 성능이 향상되어 상당히 큰 M 값에는 RMSE 값이 RSS 잡음 증가에 영향이 감소되는 것을 볼 수 있다. 상당히 큰 M 값에도 추정 RMSE가 완전히 0이 되지 않는 것은 AOA 정보로만 추정된 임시 표적의 추정 오차로 인한 피할 수 없는 TP와 PLE 오차에 기인한다.

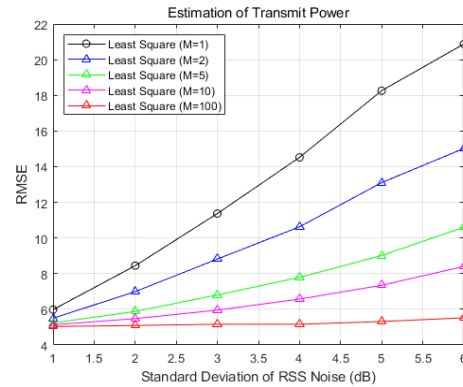


그림 2. 제안 방법을 사용한 TP 추정성능

Fig. 2. TP estimation performance using the proposed method.

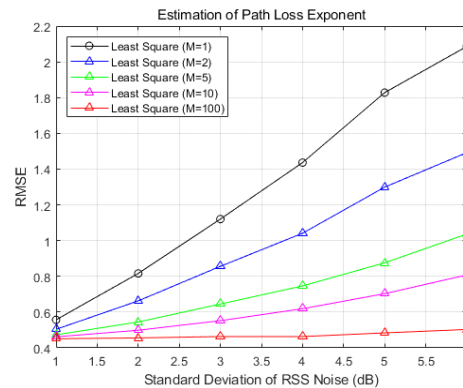


그림 3. 제안 방법을 사용한 PLE 추정성능

Fig. 3. PLE estimation performance using the proposed method.

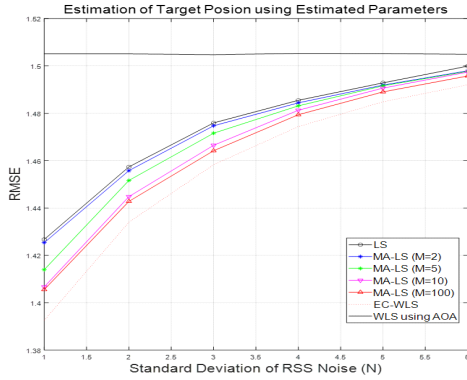


그림 4. 제안 방법을 통한 추정 TP와 PLE를 사용한 표적 위치 추정성능

Fig. 4. Estimation performance of the target position using TP and PLE estimation via the proposed method.

다음 그림 4는 센서 노드의 개수 $N=6$ 에 대하여 RSS 잡음을 증가시킬 때, 제안 기법으로 추정한 TP와 PLE를 EC-WLS^[5]에 적용하여 표적 위치를 추정한 결과와 실제 TP와 PLE를 적용한 EC-WLS의 성능을 비교한다.

M 이 크고 RSS 잡음의 크기가 커질수록 제안 알고리즘을 적용하여 추정한 TP와 PLE를 사용하는 EC-WLS 성능과 실제 TP와 PLE를 사용하는 EC-WLS 성능에 가까워지는 성향을 보이니, AOA만을 가지고 추정한 표적 위치 오차로 인한 성능 차이를 확인할 수 있다. 그럼에도 불구하고 제안된 알고리즘은 실용적인 M 값에 대하여 AOA-only 경우보다 더 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 무선 센서 네트워크에서 표적 신호원의 위치를 추정하기 위한 가장 중요한 파라미터인 표적의 전송파워와 경로손실지수를 RSS에 이동평균을 적용한 신호를 사용하여 LS 방법을 사용한 경우에 파라미터를 추정하는 기법을 제시하였다. 제안 기법은 최소의 추가 계산 복잡도로 전송파워와 경로손실지수를 모르는 상황에서 AOA만을 이용한 표적 추정 방식보다 높은 정확도를 보이며 전송파워와 경로손실지수를 아는 경우에 근사함을 시뮬레이션을 통하여 검증하였다.

References

- [1] K. Yu, "3-D localization error analysis in wireless networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 6, no. 10, pp. 3472-3481, Oct. 2007.
- [2] P. Biswas, H. Aghajan, and Y. Ye, "Semidefinite programming algorithms for sensor network localization using angle of arrival information," in *Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, CA, 2005, pp. 220-224.
- [3] 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 2015)*, Dubrovnik, Aug. 2015, pp. 1277-1282.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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, Aug. 2016.
- [7] 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.
- [8] S. Tomic, M. Beko, and R. Dinis, "3-D target localization in wireless sensor network using RSS and AoA measurement," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 4, pp. 3197-3210, Apr. 2017.
- [9] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1993.

강 세 영 [고려대학교/석사]

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



2018년 2월: 광운대학교 전자융합공학과 (공학사)

2019년 9월~현재: 고려대학교 컴퓨터·
전파통신공학과 (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~현재: 고려대학교 컴퓨터학과 교수

[주 관심분야] 신호처리, 통계신호학습 등

김 태 현 [국방과학연구/책임연구원]

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



1994년 2월: 충남대학교 전자공학과 (공학
사)

1996년 2월: 충남대학교 전자공학과 (공학
석사)

1996년 3월~2002년 2월 LIG 넥스원 선임
연구원

2002년 2월~2006년 2월 충남대학교 전자
공학과 (공학박사)

2006년 1월~현재: 국방과학연구소 책임연구원

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