

TOA Based Indoor Positioning Algorithm in NLOS Environments

Jaewook Lim[†], Chul-Soo Lee, Dong-Min Seol, Sunghun Jung, Sangbeom Lee

LIG Nex1, Seongnam, Kyeonggi-do 13488, Korea

ABSTRACT

In this paper, we propose a method to improve the positioning accuracy of TOA based indoor positioning system in NLOS environments. TOA based indoor positioning systems have been studied mostly considering LOS environments. However, it is almost impossible to maintain the LOS environments due to obstacles such as people, furniture, walls, and so on. The proposed method in this study compensates the range error caused by the NLOS environments. We confirmed that positioning accuracy of a proposed method is improved than conventional algorithms through simulation and field test.

Keywords: TOA, indoor positioning, non-linear least squares method

1. INTRODUCTION

스마트폰과 어플리케이션 활용 기술이 폭발적으로 증가하면서 위치 기반 응용 서비스는 이미 우리의 생활 속에 깊이 관여하고 있는 분야이다. 특히 무인 자동차와 무인항공기 등 무인화 기술의 지속적인 발전으로 객체의 위치를 정확하게 파악해야만 이를 기반으로 안정적인 서비스가 가능하게 되면서 정확한 위치를 확보하는 위치 인식 기술이 필수적인 요소로 자리잡고 있다.

야외에서는 스마트폰에 탑재된 Global Positioning System (GPS)를 활용하여 누구나 자신의 위치를 비교적 쉽게 획득할 수 있다. GPS 수신기는 지구 둘레에 있는 항법 위성의 신호를 받아 삼변측량법을 이용하여 약 10 m 이내의 위치를 생성할 수 있다. 다만 높은 빌딩이 존재하는 도시의 중심가에서는 건물의 전파 반사에 의한 다중 경로 (multipath)로 인해 위치 오차가 크게 발생하며, 실내에서는 GPS 신호 세기가 미약하기 때문에 사용자가 GPS 신호를 수신할 수 없다. 따라서 실내에서는 이동통신망 (cellular network), Wi-Fi, Bluetooth, Ultra-Wideband (UWB) 등의 무선 신호를 이용하여 사용자의 정확한 위치를 파악하는 연구가 많이

진행되고 있다.

사용자의 위치를 계산하기 위한 무선 전파 기반 위치 인식 기술로는 time of arrival (TOA), time difference of arrival (TDOA), angle of arrival (AOA), received signal strength (RSS) 등이 있다 (Zhang et al. 2010).

TOA는 송신기와 수신기 사이의 전파 도달 시간을 측정하여 거리를 계산하는 방법이다. TOA로 거리를 측정하는 방법은 크게 One-Way Ranging (OWR)과 Two-Way Ranging (TWR)이 있다. OWR 방식은 송신기와 수신기 간 한 번의 통신으로 거리를 측정하는 방법으로 송신기와 수신기 간 시각 동기가 필수이다. 하지만, TWR은 송신기와 수신기 간 두 번 이상의 통신을 통해서 거리를 계산하는 방법으로 송신기와 수신기 사이에 clock offset, clock drift 등의 오차를 계산을 통해서 제거할 수 있으며, 이를 통해서 송수신기 간에 시각 동기가 되지 않아도 정밀한 거리를 측정할 수 있다(Falsi et al. 2006, GU et al. 2009).

TDOA는 다수의 송신기에서 수신기로 전송되는 신호의 전파 도달 시간 차이를 이용해서 수신기의 위치를 계산하는 방법이다. 전파 도달 시간 차이를 이용해서 송신기와 수신기 간에 거리를 측정하기 때문에 정밀한 시각 동기가 이루어져야 정확한 거리 측정이 가능하지만, 정밀 시각 동기가 이루어진다면 한번의 송수신으로 정확한 거리 측정이 가능하다는 장점이 있다 (Shin & Sung 2002, Yoon et al. 2012).

AOA는 송신기와 수신기 간 전파 수신 각도를 측정하여 방위각을 계산하는 방법이다. 전파 수신 각도를 정확하게 계산하기 위해서는 배열 안테나 등의 추가적인 하드웨어가 필요하고, 수신 각도를 이용하여 수신기의 위치를 계산하기 때문에 NLOS 환경에서는 다중 경로의 영향으로 인해 낮은 정확도를 갖는다 (Liu et al. 2007, Zhang et al. 2010).

Received Apr 19, 2021 Revised May 21, 2021 Accepted May 26, 2021

[†]Corresponding Author

E-mail: jaewook.lim@lignex1.com

Tel: +82-32-8026-4036 Fax: +82-32-8026-7088

Jaewook Lim <https://orcid.org/0000-0001-6110-707X>

Chul-Soo Lee <https://orcid.org/0000-0001-5557-0682>

Dong-Min Seol <https://orcid.org/0000-0002-1329-4875>

Sunghun Jung <https://orcid.org/0000-0001-5243-9689>

Sangbeom Lee <https://orcid.org/0000-0003-3511-9530>

RSS 기반의 거리 추정 기술은 송신기에서 송출한 신호에 대해 수신기에서 수신 전력을 측정하여 수신 전력 감쇠에 따른 상대적인 거리를 계산하는 방법이다. RSS 기반의 위치 인식 기술을 사용하기 위해서는 사전 시험을 통해서 거리에 따른 수신 전력을 측정할 모델이 필요하다. 하지만, 이러한 측정 모델을 사용하더라도 다중 경로 등에 환경적인 요인에 매우 취약한 경향이 있다 (Zhang et al. 2010, Fuchs et al. 2011).

본 논문에서는 다양한 전파 기반 위치 인식 시스템 중에서도 AOA, RSS 기반의 거리 추정 방법에 비해서 일반적인 상황에서 거리 추정 성능이 우수하며 송신기와 수신기 간에 시각 동기가 필요하지 않는 TWR 방식의 TOA 기반 실내 위치 인식 시스템에 대해서 논하기로 한다. TOA 기반 실내 위치 인식 기술의 많은 연구가 line-of-sight (LOS) 환경에서 활용하는 것을 가정하고 진행되어 왔다. 그러나 실제로 실내에서 사용자가 이동하는 환경은 건물의 내부 구조와 사람, 가구, 벽 등의 장애물로 인해서 LOS 환경을 유지하는 것이 거의 불가능하다. 송신기와 수신기 간에 존재하는 장애물은 무선 신호의 전력 감쇠와 신호 지연을 발생시키며, TOA 기반 위치 인식 기술에서 거리 정보의 오차 생성 요인이 되어 위치 정확도 성능을 저하시킨다. 건물의 내부 및 외부 벽과 장애물로 인한 NLOS 영향은 장애물의 두께, 매질 및 투과 방향 등에 따라서 서로 다른 신호 감쇠와 지연을 발생시키며, 이러한 오차들은 특정 확률 변수로 모델링하기 쉽지 않기 때문에 정확한 위치해를 구하기 어렵게 하는 요인이 된다. 이를 극복하기 위한 방법으로 비선형 최소제곱법을 적용한 반복 측위 알고리즘이 다수 연구되었으며, 대표적으로 Steepest Gradient Descent (SD), Gauss-Newton Method (GN), Levenberg-Marquardt Method (LM) 등이 있다 (Yan et al. 2008, Shen et al. 2019).

본 논문에서는 앞서 언급한 비선형 반복 측위 알고리즘의 위치 정확도 성능을 개선할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘은 다수의 앵커와 태그 사이에 측정된 거리 정보 중에서 NLOS 환경으로 인해 오차가 크게 발생한 거리 정보를 식별하여 보상하는 방법이다. NLOS 환경을 고려한 시뮬레이션 결과와 시험 시설을 구축하여 실제 환경에서 시험한 결과를 통해서 기존 알고리즘 보다 위치 정확도의 개선 효과가 있음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 TOA 기반의 측위 방법과 NLOS 환경에서 오차를 줄이기 위한 기존 알고리즘을 설명하고, 3장에서는 NLOS 환경에서 성능 저하를 완화하기 위한 거리 정보의 오차 보상 기법에 대해 설명한다. 4장에서는 기존 논문과 제안한 알고리즘을 컴퓨터 모의 시뮬레이션을 통해 비교하였고, 5장에서는 실제 벽 장애물이 존재하는 시험 시설을 구축하여 NLOS 환경에서 시험을 통해 알고리즘의 위치 정확도 성능을 비교하였다. 6장은 결론이다.

2. TOA BASED LOCALIZATION TECHNIQUES

TOA 기반 위치 인식 시스템은 Fig. 1에 보이는 것처럼 사전에 알고 있는 위치에 3개 이상의 앵커 (anchor)를 고정하고 위치를 알지 못하는 태그의 위치를 찾는 기술을 의미한다. 태그의 위치

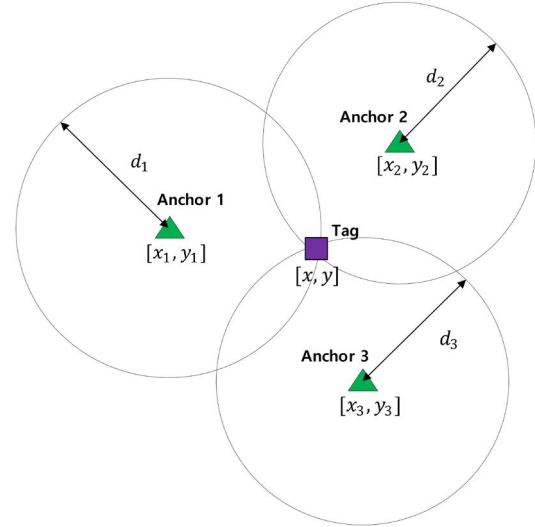


Fig. 1. TOA based positioning system.

를 계산하기 위해서는 앵커와 태그 간에 정밀한 거리 추정이 필요하며, 앵커와 태그 사이의 거리는 수신 신호의 전파 도달 시간을 측정해서 계산할 수 있다.

TOA 기반 위치 인식 시스템에서 태그의 위치를 구하는 과정은 크게 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 앵커와 태그 간에 무선 신호를 송수신하고, 이 신호의 전파 도달 시간을 계산해서 앵커와 태그 사이의 거리 $\hat{d}_i$ 를 추정하는 것으로 이러한 과정을 일반적으로 레인징 (ranging) 이라 한다. 두 번째 단계는 레인징 절차로 추정한 거리 정보와 사전에 알고 있는 앵커의 위치 정보를 이용하여 태그의 위치를 계산하는 것으로 이러한 과정을 위치 인식 (positioning, localization)이라 한다.

2.1 Ranging

Eq. (1)은 레인징 절차를 모델링 한 것으로 c 는 빛의 속도, t_i 는 i 번째 앵커와 태그 사이의 전파 도달시간을 나타낸다. 즉, i 번째 앵커와 태그 간 전파 도달 시간 t_i 와 빛의 속도 c 를 곱해서 i 번째 앵커와 태그 사이의 거리 d_i 를 구할 수 있다.

$$d_i = c \times t_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

실제 환경에서 레인징 절차를 수행해서 앵커와 태그 사이의 거리를 추정하면 앵커, 태그 장치의 clock offset, clock bias 및 열 잡음으로 인한 지연과 장애물 등의 NLOS 환경으로 인한 지연이 더해져서 앵커와 태그 사이의 실제 거리 d_i 보다 더 큰 값을 갖는 $\hat{d}_i$ 로 거리가 추정되며 Eq. (2)와 같이 표현 가능하다.

$$\hat{d}_i = d_i + n_i + b_i \quad (2)$$

여기에서 n_i 는 i 번째 앵커와 태그 간 발생하는 평균이 0이고 분산이 σ_i^2 인 Additive White Gaussian Noise (AWGN)을 나타내고, b_i 는 앵커와 태그 사이의 NLOS 환경으로 인해 발생하는 지연을 나

타낸다 (Guvenc & Chong 2009).

2.2 Positioning

앵커와 태그 사이의 거리는 Eq. (3)과 같이 모델링 할 수 있다 (Cheung et al. 2004, Guvenc & Chong 2009). Eq. (3)에서는 x, y 는 태그 위치를 x_i, y_i 는 i 번째 앵커 위치를 나타내며, 앵커와 태그 사이의 거리는 d_i 로 정의한다.

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

Eq. (3) 양변을 제곱해서 Eq. (4)와 같이 수식을 변환 할 수 있다.

$$\begin{aligned} d_i^2 &= x^2 + y^2 - 2xx_i - 2yy_i + x_i^2 + y_i^2 \\ xx_i + yy_i - 0.5(x^2 + y^2) &= \frac{1}{2}(x_i^2 + y_i^2 - d_i^2), \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

TOA 기반 위치 인식 시스템은 다수의 앵커와 레인징을 통해 측정된 거리 값을 활용하기 때문에 다변수 벡터함수로 모델링되며 Eq. (4)를 Eq. (5)와 같이 행렬식으로 변환하여 표현할 수 있다.

$$A\theta = \frac{1}{2}P \quad (5)$$

where,

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & -0.5 \\ x_2 & y_2 & -0.5 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N & y_N & -0.5 \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$\theta = [x \quad y \quad s]^T, P = [k_1 - d_1^2 \quad \dots \quad k_N - d_N^2]^T \quad (6)$$

Eq. (6)에서 s 는 $x^2 + y^2$ 으로 k_i 는 $x_i^2 + y_i^2$ 로 정의한다. Eq. (5)는 Eq. (7)로 변환 가능하며, θ 를 계산하여 태그 위치 $X = [x \quad y]^T$ 를 구할 수 있다.

$$\hat{\theta} = \frac{1}{2}(A^T A)^{-1} A^T P \quad (7)$$

하지만, 위와 같이 태그의 위치를 구하게 되면 위치 정확도가 부정확 해진다. 이러한 이유는 Eq. (6)의 최소제곱법 해 x, y 가 s 와 연관되어 이차식 형태로 표현되며, Eq. (2)와 같이 노이즈가 있는 측정치 $\hat{d}_i$ 를 이용해 최소제곱법 해를 구하면 두 값이 일치하지 않기 때문이다. 그러나 위와 같은 방법은 이후에 나오는 반복적 연산을 이용해서 오차를 줄여 나가는 비선형 최소제곱법의 초기값을 설정하기 위한 방법으로 사용될 수 있다 (Cheung et al. 2004). 본 논문의 다음 장부터는 반복적 연산을 이용해서 위치 정확도 성능을 향상시킬 수 있는 비선형 최소제곱법에 대해 설명한다.

3. NON-LINEAR LEAST SQUARE METHOD

Eq. (8)는 비선형 최소제곱법을 정의한 것으로 r_i 는 잔차 (Residual)를 의미한다. 잔차 r_i 는 태그와 i 번째 앵커 사이의 실제 거리 d_i 와 TOA를 통해 추정된 거리 $\hat{d}_i$ 의 차이 $|d_i - \hat{d}_i|$ 로 정의된다. 즉, 비선형 최소제곱법은 잔차의 제곱 합 $\sum_{i=1}^N |d_i - \hat{d}_i|^2$ 를

손실 함수 (loss function)로 정의하고, 이러한 손실 함수를 가장 작게 만드는 태그의 위치 $\hat{X}$ 를 구하는 방법이다.

$$\hat{X} = \underset{X}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N r_i^2 = \underset{X}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N |d_i - \hat{d}_i|^2 \quad (8)$$

TOA 기반 위치 인식 시스템은 다수의 앵커와 태그 간에 레인징을 통해서 추정된 거리를 이용하여 태그의 위치 $\hat{X}$ 를 구하기 때문에 비선형 최소제곱법의 모델 파라미터 $E(\hat{X})$ 는 Eq. (9)과 같이 벡터로 모델링 가능하다. TOA 기반 위치 인식 시스템의 비선형 최소제곱법은 결론적으로 손실 함수 $r^T r = (d_i - \hat{d}_i)^T (d_i - \hat{d}_i)$ 를 최소로 만드는 태그의 위치 $\hat{X}$ 를 구하는 방법이다.

$$E(\hat{X}) = \sum_{i=1}^N |d_i - \hat{d}_i|^2 = \sum_{i=1}^N r_i^2 = [r_1 \dots r_N] \begin{bmatrix} r_1 \\ \vdots \\ r_N \end{bmatrix} = r^T r \quad (9)$$

태그의 최적 위치 $\hat{X}$ 를 구하는 방법은 손실 함수 모델 파라미터 $E(\hat{X})$ 를 0으로 만드는 $\hat{X}$ 를 찾는 것이며, 이것은 손실 함수 $E(\hat{X})$ 를 편미분하여 구할 수 있다. Eq. (9)와 같은 다변수 벡터함수의 편미분은 Eq. (10)의 Jacobian 행렬 J 로 변형하여 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \nabla E(\hat{X}) &= \begin{bmatrix} \frac{\partial E(\hat{X})}{\partial \hat{X}_x} & \frac{\partial E(\hat{X})}{\partial \hat{X}_y} \end{bmatrix}^T \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial r^T r}{\partial \hat{X}_x} & \frac{\partial r^T r}{\partial \hat{X}_y} \end{bmatrix}^T \\ &= \begin{bmatrix} 2r^T \frac{\partial r}{\partial \hat{X}_x} & 2r^T \frac{\partial r}{\partial \hat{X}_y} \end{bmatrix}^T \\ &= 2 \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial \hat{X}_x} & \frac{\partial r}{\partial \hat{X}_y} \end{bmatrix}^T r \\ &= 2 \begin{bmatrix} \frac{\partial r_1(\hat{X})}{\partial \hat{X}_x} & \frac{\partial r_1(\hat{X})}{\partial \hat{X}_y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial r_N(\hat{X})}{\partial \hat{X}_x} & \frac{\partial r_N(\hat{X})}{\partial \hat{X}_y} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} r_1(\hat{X}) \\ \vdots \\ r_N(\hat{X}) \end{bmatrix} = 2J_r^T(\hat{X})r(\hat{X}) \end{aligned} \quad (10)$$

손실 함수 모델 파라미터 $E(\hat{X})$ 를 최소화하는 문제는 앞장에서 언급했듯이 점진적으로 해를 찾는 방법으로 최적 해를 구해야 한다. 즉, 임의의 초기 값 $\hat{X}_0$ 에서 시작해 손실 함수 $r^T r$ 를 최소화하는 방향으로 k 번 반복하면서 $\hat{X}_{k+1}$ 로 갱신하는 방법을 사용한다. 결론적으로 TOA 기반 비선형 최소제곱법으로 태그의 위치 $\hat{X}$ 를 구하는 방법은 Eq. (11)과 같이 정리할 수 있다.

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k - \nabla E(\hat{X}_k) = \hat{X}_k - 2J_r^T(\hat{X}_k)r(\hat{X}_k) \quad (11)$$

다수 앵커와 태그 사이의 측정된 TOA 값은 각 무선 통신 경로에 따라서 서로 다른 특성을 갖기 때문에 TOA 측정 값에 가중치 (weighted)를 적용하여 비선형 최소제곱법의 성능을 개선할 수 있다. Eq. (12)는 가중치 기반의 비선형 최소제곱법의 수식을 정의한 것으로 W 는 가중치의 대각 행렬을 의미한다 (Guvenc & Chong 2009).

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k - \nabla E(\hat{X}_k) = \hat{X}_k - 2J_r^T(\hat{X}_k)Wr(\hat{X}_k) \quad (12)$$

Eq. (11)은 가장 기본적인 비선형 최소제곱법으로 이후에 여러 연구를 통해 보완되어졌다. 그 중에서도 널리 알려진 SD, GN,

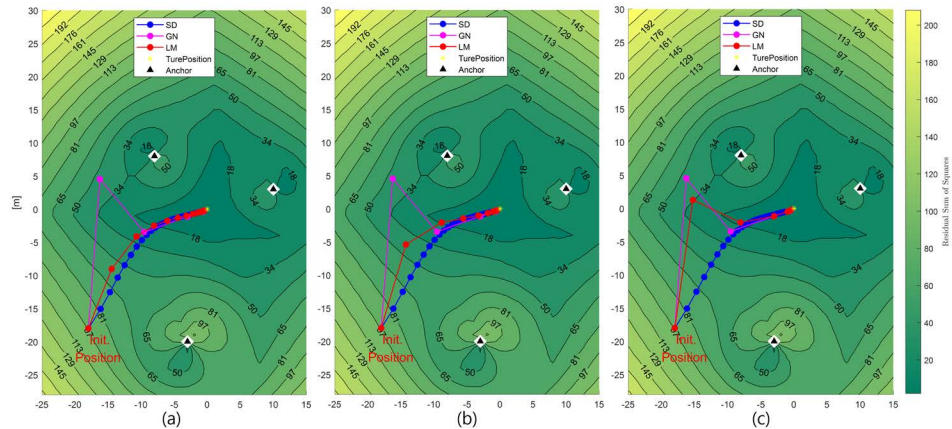


Fig. 2. Comparison of optimization paths of LM damping factor μ , (a) $\mu = 1$, (b) $\mu = 0.5$, (c) $\mu = 0.1$.

LM 방법에 대해서 알아보려고 한다.

3.1 Steepest Gradient Descent (SD)

SD는 손실 함수를 미분하여 기울기가 작아지는 방향으로 태그의 위치 $\hat{x}$ 를 이동할 때 λ 배수만큼 이동하면서 최적 해를 구하는 방법이다. Eq. (13)은 SD의 수식을 나타내며 λ 는 step size 또는 learning rate를 의미한다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - 2\lambda_k J_r^T(\hat{x}_k) r(\hat{x}_k) \quad (13)$$

SD에서 λ 의 값이 크면 최적 해로 빠르게 수렴 가능 할 수 있지만, 상황에 따라서는 오히려 수렴하지 못하고 발산하기도 한다. 반대로 λ 값이 너무 작으면 정해진 반복 횟수 안에 최적 해로 수렴을 못 할 수도 있다. 그렇기 때문에 SD에서는 적절하게 λ 의 값을 설정해야 한다.

가중치 기반의 SD 알고리즘은 Eq. (14)와 같이 정의된다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - 2\lambda_k J_r^T(\hat{x}_k) W r(\hat{x}_k) \quad (14)$$

3.2 Gauss-Newton Method (GN)

GN은 비선형 함수를 테일러 전개하여 지역적으로 선형 함수로 근사화 시켜 최적 해를 구하는 방법이다. Eq. (15)는 GN 수식을 나타낸다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - (J_r^T(\hat{x}_k) J_r(\hat{x}_k))^{-1} J_r^T(\hat{x}_k) r(\hat{x}_k) \quad (15)$$

여기서 $J_r^T J_r$ 은 2차 미분이 필요한 Newton method의 Hessian 행렬을 변형한 것으로 1차 미분만으로 최적 해를 구할 수 있도록 한다. $J_r^T J_r$ 은 기하학적으로 함수의 곡률(기울기의 변화율)을 의미한다. 즉, GN은 손실 함수의 미분 값과 곡률을 동시에 반영하면서 태그의 위치 $\hat{x}$ 이 이동할 지점을 (미분 값의 크기)/(곡률의 크기)의 배로 결정하는 방법이다. 결론적으로, 손실 함수의 미분 결과가 클 때 곡률의 크기가 작으면 태그의 위치를 많이 이동하고 반

대로 곡률의 크기가 크면 태그의 위치를 적게 이동하면서 최적 해로 수렴해가는 방법이다. GN은 계산 과정 중에 $J_r^T J_r$ 의 역 행렬 계산이 필요하며 $J_r^T J_r$ 은 일반적으로 가역 행렬 (invertible matrix)이기 때문에 singular value decomposition (SVD)을 통해서 의사 역행렬 (pseudo inverse matrix)을 구해야 한다. 하지만, 경우에 따라서 SVD를 이용한 의사 역 행렬 계산 시 결과가 불안정해져서 위치 해가 발산하는 문제가 발생할 수 있다.

가중치 기반의 GN 알고리즘은 Eq. (16)과 같이 정의된다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - (J_r^T(\hat{x}_k) W J_r(\hat{x}_k))^{-1} J_r^T(\hat{x}_k) W r(\hat{x}_k) \quad (16)$$

3.3 Levenberg-Marquardt Method (LM)

LM은 $J_r^T J_r$ 의 대각 행렬 (diagonal matrix)에 damping factor μ_k 를 곱한 값을 더함으로써 발산의 위험을 낮추고 안정적으로 최적 해를 구할 수 있는 방법으로 비선형 최소제곱법에서 일반적으로 많이 쓰이는 방법 중 하나이다. LM은 Eq. (17)과 같이 정의한다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - (J_r^T(\hat{x}_k) J_r(\hat{x}_k) + \mu_k \text{diag}(J_r^T(\hat{x}_k) J_r(\hat{x}_k)))^{-1} J_r^T(\hat{x}_k) r(\hat{x}_k) \quad (17)$$

Damping factor μ_k 에 $J_r^T J_r$ 의 대각 행렬을 곱하는 이유는 μ_k 값이 너무 커졌을 때 수렴하는 속도가 너무 느려지는 것을 막기 위한 방법으로 Marquardt가 제안한 것이다. $J_r^T J_r$ 의 대각 원소들은 손실 함수의 곡률을 의미하며, 이것은 GN의 singular 문제를 피하면서 μ_k 가 큰 경우에도 곡률을 반영하여 효과적으로 해를 찾을 수 있도록 한 방법이다.

LM에서 damping factor μ_k 는 알고리즘 반복 시 마다 갱신되며 손실 함수의 오차가 줄어들고 있을 때는 μ_k 의 값을 감소시켜 GN과 유사한 방법으로 해를 찾고 반대로 오차가 증가하면 μ_k 값을 증가시켜 SD와 유사한 방법으로 해를 구한다. Fig. 2는 LM의 damping factor μ_k 값에 따라서 알고리즘을 반복적으로 수행할 때 위치 해가 수렴해가는 과정을 보여주며, 그림에서 보이는 것처럼 μ_k 값이 작으면 GN과 유사하게 동작하고 반대로 μ_k 값이 커지면 SD와 유사하게 동작하는 것을 확인할 수 있다.

가중치 기반의 LM 알고리즘은 Eq. 18와 같이 정의된다.

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_k - (\mathbf{I}_r^T(\hat{\mathbf{X}}_k)\mathbf{W}\mathbf{J}_r(\hat{\mathbf{X}}_k) + \mu_k \text{diag}(\mathbf{I}_r^T(\hat{\mathbf{X}}_k)\mathbf{W}\mathbf{J}_r(\hat{\mathbf{X}}_k)))^{-1} \mathbf{I}_r^T(\hat{\mathbf{X}}_k)\mathbf{W}\mathbf{r}(\hat{\mathbf{X}}_k) \quad (18)$$

4. PROPOSED POSITIONING ALGORITHM

NLOS 환경에서 무선 전파를 통해 수신되는 신호는 벽, 가구 등의 장애물로 인해서 투과, 반사, 회절을 거치면서 수신되기 때문에 LOS 환경에서 수신된 신호에 비해 지연이 크게 발생한다. 이렇게 지연된 신호는 앵커와 태그 사이의 거리를 실제 거리보다 더 크게 추정하며, 측위 알고리즘 계산 시 위치 정확도가 감소하는 결과를 초래한다. 본 논문에서는 NLOS 환경에서 지연된 신호로 인해 발생하는 위치 오차를 완화하는 기법에 대해 제안한다. 제안하는 알고리즘은 다음과 같으며 내용 중 LS 함수는 비선형 최소제곱법을 수행하는 것으로 SD, GN, LM 방법 모두를 적용해서 수행 가능하지만, 본 논문에서는 LM을 적용한 방법에 대해서 설명하도록 한다.

Proposed Algorithm

```

Input :
  •  $\hat{\mathbf{d}}_i$  :  $i$ 번째 앵커와 태그 사이의 레인징 결과
  •  $\mathbf{A}_i = [x_i, y_i]$  :  $i$ 번째 앵커 위치

Output :
  •  $\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = [\hat{x}, \hat{y}]$  : 추정된 태그 위치

01 begin
02   InitLsParameter();  $k = 0$ ;           //  $k$  : 반복횟수
03    $\mathbf{W} = \text{CalculateWeight}(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{A});$        //  $\hat{\mathbf{X}}_k$  : 이전에 구한 Tag의 추정 위치
04    $\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{r}_k = \text{LS}(\mathbf{d}, \mathbf{A}, \mathbf{W});$          //  $\mathbf{r}_k$  : 잔차의 제곱 합
05
06   do
07   {
08     for ( $i = 0$ ;  $i < \text{Anchor Number}$ ;  $i++$ )
09     {
10       if ( $(\hat{\mathbf{d}}_i - \text{L2Norm}(\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k)) > 0$ )
11       {
12          $\hat{\mathbf{d}}_i = \text{L2Norm}(\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k);$ 
13       }
14     }
15
16      $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}, \mathbf{r}_{k+1} = \text{LS}(\mathbf{d}, \mathbf{A}, \mathbf{W});$ 
17      $k = k + 1$ ;
18   } while ( $\mathbf{r}_k > \text{Threshold} \parallel k < \text{Max Iteration \#n}$ )
19 end
20
21 function  $\text{CalculateWeight}(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{A})$ 
22 {
23    $\mathbf{W} = \text{normalize}(\text{L2Norm}(\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}));$ 
24   return  $1 / \mathbf{W}$ ;
25 }
```

제안하는 알고리즘은 SD, GN, LM과 같은 기존 비선형 최소제곱법을 이용한 알고리즘 수행 후 오차가 발생한 레인징 결과를 보상하여 NLOS 환경에서 위치 정확도를 향상시키는 방법이다. 제안하는 알고리즘 수행 순서는 다음과 같다.

- ① 기본 파라미터 (알고리즘 반복 횟수, threshold 등)를 설정한다 (제안 알고리즘 - line: 2).
- ② 가중치 기반 비선형 최소제곱법을 수행하기 위한 가중치 대각 행렬을 생성한다 (제안 알고리즘 - line: 3).
- ③ 비선형 최소제곱법을 수행한 후 태그 위치 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 와 잔차 $\mathbf{r}_k$ 를 구한다 (제안 알고리즘 - line: 4).
- ④ Eq. (19)와 같이 전 단계에서 구한 최소제곱법 해인 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 와 i 번째 앵커의 위치 $\mathbf{A}_i$ 의 유클리디언 거리 (Euclidean distance) L2-Norm $\|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2$ 를 구하고 i 번째 앵커와 태그 사이의 레인징 수행 결과로 추정된 거리 $\hat{d}_i$ 와 비교하여 $\hat{d}_i - \|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2 > 0$ 이면 레인징 수행 결과 $\hat{d}_i$ 를 $\|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2$ 로 갱신한 후에 비선형 최소제곱법을 다시 수행한다 (제안 알고리즘 - line: 8 ~ 17).

$$\hat{d}_i = \begin{cases} \hat{d}_i & \hat{d}_i - \|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2 \leq 0 \\ \|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2 & \hat{d}_i - \|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2 > 0 \end{cases} \quad (19)$$

- ⑤ 잔차가 threshold 값 보다 작아지거나 현재 알고리즘 반복 횟수가 알고리즘 최대 반복 횟수에 도달할 때까지 ④번 과정을 반복 수행한다.

제안하는 알고리즘과 기존 알고리즘의 가장 큰 차이는 ④번 항목을 수행하는 것에 있다. NLOS 환경은 LOS 환경에 비해 레인징을 수행하여 구한 TOA 값에 지연이 크게 발생하며, 이를 통해 추정된 거리 $\hat{d}_i$ 도 실제 거리 d_i 에 비해 크게 추정된다. 제안하는 알고리즘은 Eq. (19)와 같이 NLOS 환경에서 크게 추정된 거리 $\hat{d}_i$ 를 비선형 최소제곱법으로 구한 위치해와 앵커 사이의 유클리디언 거리 $\|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2$ 와 비교하여 추정된 거리 $\hat{d}_i$ 가 크면 $\|\mathbf{A}_i - \hat{\mathbf{X}}_k\|_2$ 로 변경하고 반복적으로 수행하면서 위치 정확도를 향상시킨다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 태그의 이전 위치와 앵커 사이의 유클리디언 거리를 비선형 최소제곱법의 가중치로 적용한다. 일반적으로 비선형 최소제곱법의 가중치는 측정값의 분산을 가중치로 이용하는 경우가 많지만, 태그가 이동하는 상황에서는 벽, 가구 등의 장애물로 인해서 전파 환경이 랜덤하게 변화하기 때문에 레인징 수행 결과의 분산이 크고 작음에 따라서 TOA 측정값의 품질을 평가할 수가 없다. 그렇기 때문에 본 논문에서는 앵커와 태그 사이의 유클리디언 거리를 가중치로 설정하였으며 위치 정확도가 개선됨을 확인하였다. 이런 현상이 발생하는 이유는 일반적으로 더 가까운 거리에 있는 앵커와의 레인징을 수행하여 구한 TOA 측정값의 품질이 우수할 것으로 예상할 수 있기 때문이다. 다음 두 가지 시뮬레이션을 통해 제안하는 알고리즘의 성능을 검증하였다.

4.1 Simulation 1

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 위치 정확도가 향상되는 이유를 설명하기 위해서 시뮬레이션을 다음과 같이 설정하여 수행하였다. Table 1과 같이 앵커 4개와 태그를 배치하고 IEEE 802.15.4a 채널 모델 (Molisch et al. 2004) 중 8번 채널 모델을 적용하여 NLOS 환경에 의한 지연을 더한 값을 TOA 측정 거리로 설정한다. LM 알고리즘의 damping factor μ_k 는 0.5로 설정한다.

Table 1. Configuration parameter (simulation-1).

		Position		Distance between anchor and tag	
		X [m]	Y [m]	True distance [m]	Measured distance [m]
Anchor	A1	-20	20	31.64	31.64
	A2	20	20	42.44	54.91
	A3	20	-20	31.64	36.43
	A4	-20	-20	14.18	21.48

Table 2. Simulation result (simulation-1).

	Position		MAE [m]
	X [m]	Y [m]	
True position (Tag)	-10	-10	-
LM	-19.97	-7.67	10.24
Proposed-LM	-14.85	-9.38	4.89

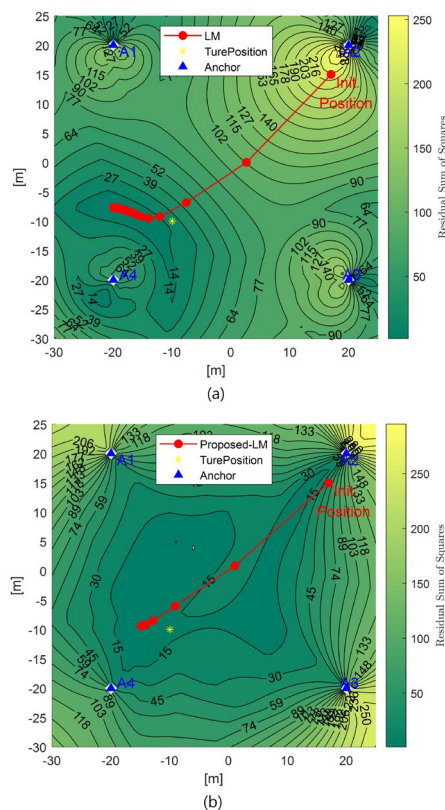
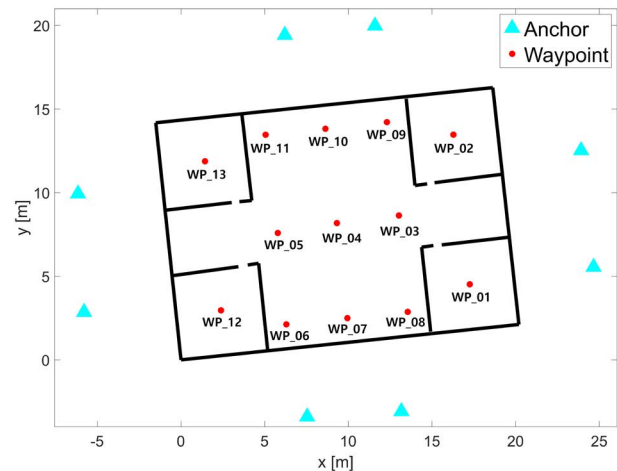
**Fig. 3.** Comparison between LM and Proposed-LM, (a) LM, (b) Proposed-LM.

Table 2는 기존 LM 알고리즘과 제안하는 방법으로 구현한 LM 알고리즘의 수행 결과를 나타낸다. 시험 결과 제안하는 알고리즘의 위치정확도가 약 2배 더 우수한 것을 확인할 수 있다.

Fig. 3은 기존 LM 알고리즘 수행 결과와 제안하는 알고리즘의 수행 결과를 비교하기 위해서 잔차의 제곱 합을 contour로 나타낸 것으로, 제안하는 알고리즘의 위치 정확도 성능이 향상되는 이유를 설명해 준다. 제안하는 알고리즘은 수행 과정 중 4번째 과정을 통해서 앵커와 태그 간 추정된 지연이 큰 거리 값을 보정하며, 이를 통해서 전체적으로 잔차의 제곱 합이 기존 LM 알고리즘에 비해서 작아지는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과로 제안하는 알고리즘을 통해 추정한 위치해가 실제 위치에 더 가까이

**Fig. 4.** Simulation configuration such as anchor positions and waypoints.

수렴하는 것을 확인할 수 있다.

4.2 Simulation 2

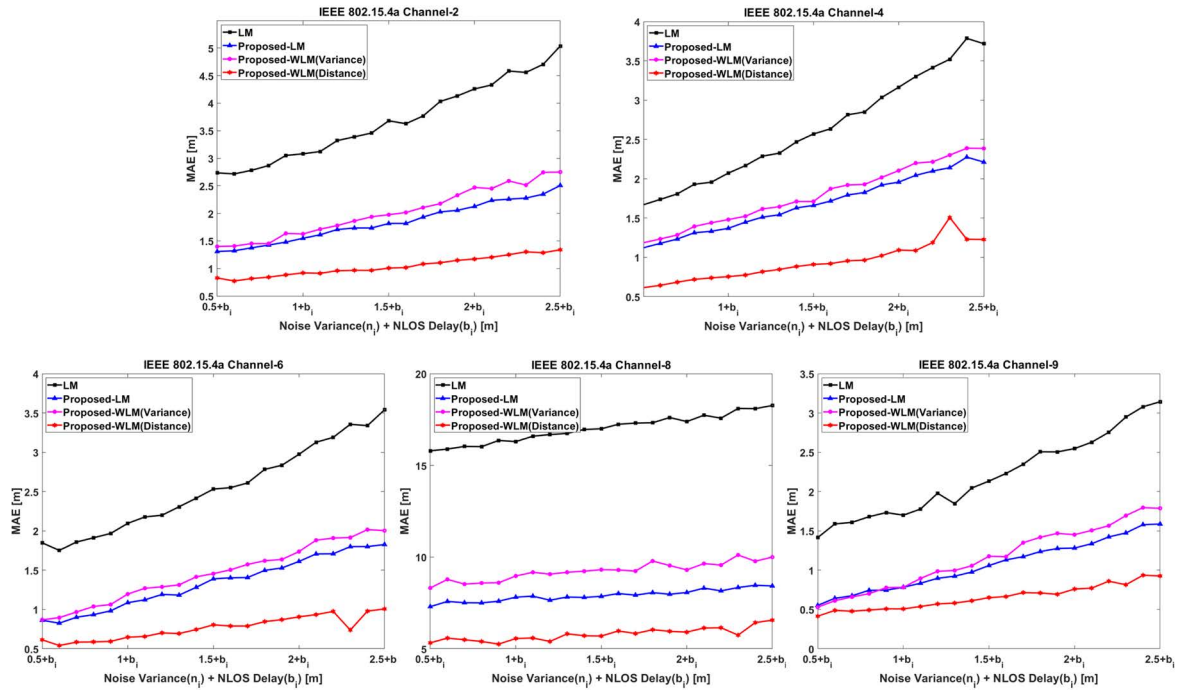
제한한 알고리즘의 성능을 분석하기 위해서 다음과 같이 시뮬레이션을 수행하였다. Fig. 4와 Table 3 같이 8개의 앵커를 배치하고, 다양한 태그 위치에 대한 위치 정확도 시험을 위해서 13개의 waypoint (WP)를 설정하여 시뮬레이션을 수행했다. 각 앵커와 태그 사이의 레인지 결과는 Eq. (2)와 같이 실제 거리 d 에 평균이 0이고 분산이 0.5 m ~ 2.5 m인 AWGN 노이즈 n_r 와 NLOS 환경으로 인한 지연 시간 b_r 를 추가해서 시뮬레이션을 진행하였다. 시뮬레이션에 적용한 NLOS 환경은 IEEE 802.15.4a 채널 모델 중 NLOS 채널인 CM-2, CM-4, CM-6, CM-8, CM-9번이다 (Molisch et al. 2004). 각 항목에 대해서 1000회씩 시뮬레이션을 수행하고 기존 LM과 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능을 비교하였다.

Fig. 5는 시뮬레이션-2 시험 결과를 보여준다. 알고리즘의 성능은 실제 태그 위치와 측위 알고리즘을 수행해서 구한 위치 해의 mean absolute error (MAE)를 계산하여 결과를 비교했다. 시험 결과 기존 LM 알고리즘에 비해서 제안하는 알고리즘의 위치 정확도 성능이 모든 NLOS 채널 모델에 대해서 더 우수한 것을 확인할 수 있다.

시험 결과 중 Proposed-WLM (Variance)와 Proposed-WLM (Distance)는 제안하는 알고리즘을 가중치 기반의 알고리즘으로 변경한 결과이다. 레인지 결과의 분산을 이용한 Proposed-LM (Variance)는 가중치를 적용하지 않은 알고리즘과 비교해도 위치 정확도 성능이 더 낮은 것을 확인할 수 있다. 이러한 이유는 NLOS 환경에서는 앵커와 태그 사이의 채널 특성이 랜덤하게 변화하기 때문에, 특정 앵커와의 레인지 측정치 분산이 크더라도 분산이 작은 앵커의 측정 결과와 비교했을 때 레인지 측정 오차가 더 크다고 단정지을 수 없기 때문이다. 또한, 태그의 이동 방향에 따라서도 측정치의 분산은 레인지 측정치의 오차와는 다른 경향으로 변하기 때문에 가중치를 결정하는 파라미터로 적절하지 않다. 시험 결과 앵커와 태그 간에 실제 거리에 따라서 가중치를

Table 3. Positons of anchors and waypoints.

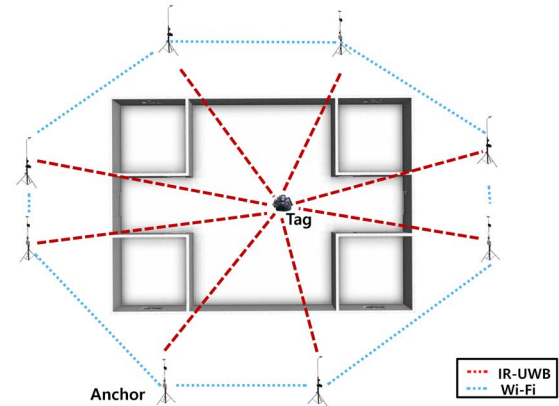
Anchor	X [m]	Y [m]	Waypoint	X [m]	Y [m]	Waypoint	X [m]	Y [m]
Anchor 1	24.66	5.55	WP_01	17.25	4.51	WP_09	12.30	13.81
Anchor 2	23.91	12.52	WP_02	16.28	13.46	WP_10	8.63	13.42
Anchor 3	7.54	-3.40	WP_03	13.02	8.63	WP_11	5.05	13.06
Anchor 4	13.17	-3.08	WP_04	9.31	8.18	WP_12	2.39	2.96
Anchor 5	-6.15	9.93	WP_05	5.78	7.58	WP_13	1.43	11.87
Anchor 6	-5.79	2.85	WP_06	6.29	2.12			
Anchor 7	11.59	19.97	WP_07	9.94	2.49			
Anchor 8	6.20	19.42	WP_08	13.55	2.87			

**Fig. 5.** Simulation results with IEEE 802.15.4a channel models.**Table 4.** Simulation results with IEEE 802.15.4a channel models.

IEEE 802.15.4a Channel model	MAE [m]			
	LM	Proposed-LM	Proposed-WLM (variance)	Proposed-WLM (distance)
CM-2	2.73	1.31	1.40	0.83
CM-4	1.67	1.12	1.87	0.61
CM-6	1.85	0.86	0.87	0.61
CM-8	15.79	7.30	8.32	5.32
CM-9	1.42	0.55	0.53	0.41

적용한 것이 더 우수한 것을 확인할 수 있었으며, 이런 현상이 발생하는 이유는 앵커와 태그 사이 거리가 멀어질수록 NLOS 환경에 의한 영향을 상대적으로 더 많이 받아 레인지 오차가 커질 확률이 높기 때문이다.

Table 4는 Simulation-2 시험 결과를 보여준다. 모든 채널 모델에 대해서 제안하는 알고리즘의 성능이 개선되었음을 확인할 수 있으며, 기존 알고리즘 대비 제안하는 알고리즘이 MAE 기준 위치 정확도가 약 3배 이상 향상되었다.

**Fig. 6.** Test environments.

5. TEST AND EVALUATION

시뮬레이션을 통해 확인한 제안 알고리즘의 성능을 실제 환경에서 확인하기 위해 야외 시험 환경을 Fig. 6과 같이 구성하였다. 건물 외부에 8개의 앵커를 배치하고 건물 내부에서 태그를 운용

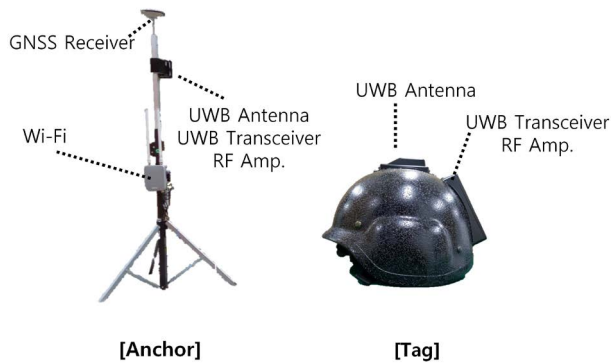


Fig. 7. Test equipment.



Fig. 8. Test facility and anchor installation.

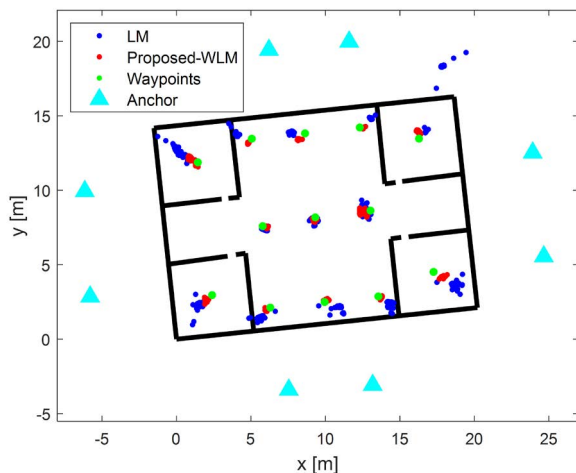


Fig. 9. Test results (static).

할 수 있도록 시스템을 구성한다. 앵커와 태그는 Impulse Radio Ultra-Wide Bandwidth (IR-UWB) 기반의 통신 네트워크를 구성했다. IR-UWB 신호는 2 ns 이하의 짧은 펄스를 이용하기 때문에 시간 분해능과 투과력이 우수하며 TOA 기반의 거리를 추정하는데 장점을 갖는다 (Ferreira et al. 2017).

Fig. 7은 시험을 위해 제작한 각 구성품의 상세 형상을 보여준다. 앵커와 태그는 Decawave 사의 IR-UWB transceiver integrated circuit인 DW-1000이 내장되며 시험에 적용한 IR-UWB 신호는 센터 주파수 약 3.99 GHz, 대역폭 약 500 MHz를 갖

Table 5. Positioning errors for each of waypoints.

Waypoint	MAE [m]		Waypoint	MAE [m]	
	LM	Proposed-WLM		LM	Proposed-WLM
WP_01	1.76	0.67	WP_08	0.87	0.23
WP_02	4.57	0.49	WP_09	0.97	0.22
WP_03	0.53	0.52	WP_10	0.89	0.60
WP_04	0.15	0.13	WP_11	1.05	0.36
WP_05	0.15	0.15	WP_12	1.15	0.51
WP_06	0.96	0.31	WP_13	1.56	0.57
WP_07	1.10	0.23			

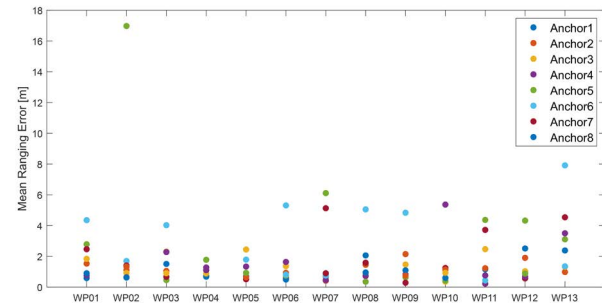


Fig. 10. Raw data from ranging.

는다. 또한, NLOS 환경에서 벽 등의 장애물을 투과하기 위해서 별도의 증폭기 회로를 구성하였으며 effective isotropic radiated power (EIRP) 기준 앵커는 약 22.2 dBm, 태그는 약 17.7 dBm 출력이 가능하도록 설계 및 제작되었다. 태그는 이동하는 상황을 고려하여 헬멧 형태로 설계 및 제작했다.

Fig. 8은 시험을 위해 제작한 시험 시설을 보여준다. 시험 시설의 크기는 약 20 m x 14 m x 3 m (가로 x 세로 x 높이)이다. 외벽은 약 200 mm의 콘크리트와 적 벽돌로 구성되며 내벽은 약 150 mm의 콘크리트 벽돌로 건설되었다. 또, 건물을 지지하기 위해 외벽과 내벽 내부에 가로, 세로 약 50 cm 간격으로 철근을 내장해서 건설하였다.

시험은 시뮬레이션-2와 동일하게 앵커를 배치하여 시뮬레이션 결과와 실제 시험 결과를 비교할 수 있도록 했다. 시험 방법은 태그가 Waypoints 13개를 순서대로 이동하면서 각 Waypoints마다 정지해서 100회씩 데이터를 로깅하여 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 위치 정확도를 비교 분석하였다.

Fig. 9와 Table 5는 기존 LM 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 위치 정확도 비교 결과를 나타낸다. 모든 Waypoints에서 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다. 전체 시험에 대해서 기존 LM 알고리즘의 평균 위치 오차는 약 1.21 m이며, 제안하는 알고리즘의 평균 위치 오차는 약 0.38 m로 기존 알고리즘 대비 약 3배 이상 위치 정확도 성능 향상이 있음을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 통해서 제안하는 알고리즘은 레인징 채널 환경이 열악할 수도록 기존 알고리즘에 비해서 더 우수한 위치 정확도 성능을 갖는 것을 알 수 있다.

Fig. 10은 앵커와 태그 간에 레인징을 수행한 원시 데이터를 보여준다. Waypoint 4, 5번 상황에서는 레인징 오차가 적게 나는 것을 확인할 수 있으며, 두 알고리즘의 위치 정확도 성능이 비슷한 것을 확인할 수 있다. 하지만, Waypoint 2, 13번 상황에서는 레인

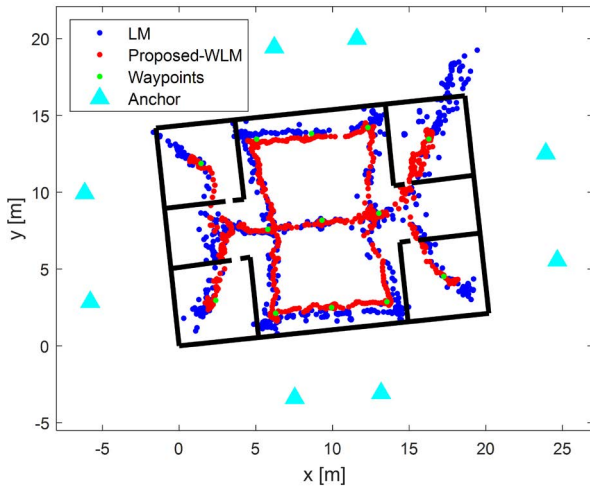


Fig. 11. Test results (moving).

정 오차가 크게 발생하는 것을 확인할 수 있으며, 이러한 열악한 환경에서 기존 알고리즘은 위치 정확도 오차가 최대 약 4 m 이상 크게 발생하지만 제안하는 알고리즘의 위치 정확도 오차는 1 m 이하 수준을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 통해서 제안하는 알고리즘은 레인징 채널 환경이 열악할 수도록 기존 알고리즘에 비해서 더 우수한 위치 정확도 성능을 갖는 것을 알 수 있다.

Fig. 11은 Waypoint를 순서대로 이동한 전체 경로를 보여준다. 태그가 이동하는 상황에서도 제안하는 알고리즘의 위치 정확도가 더 우수한 것을 확인할 수 있다.

6. CONCLUSION

본 논문은 NLOS 환경에서 TOA 기반 실내 위치 인식 시스템의 위치 정확도를 향상하는 방법에 대해 제안하고 시뮬레이션 및 실제 시험을 통해 그 결과를 확인하였다. 시험 결과 NLOS 환경에서 기존 알고리즘 대비 위치 정확도가 평균 약 3배 향상되었다. 실내 위치 인식 시스템은 다양한 응용 분야가 있으며, 그 응용 분야 중 하나로 재난 및 테러 등의 구조 활동에서 구조대원과 시민들의 안전을 지키는데 특히 유용하게 활용될 수 있는 기술이다. 하지만, 대부분의 전파 기반 실내 위치 인식 시스템은 건물 내부에 설치된 인프라가 필요하며 LOS 상황을 고려하는 경우가 많다. 본 논문에서 제안하는 실내 위치 인식 시스템은 인프라가 갖춰지는 않은 상황에서도 건물 외벽에 앵커를 설치하여 건물 내부로 투입되는 인원의 실내 위치 인식이 가능함을 확인할 수 있었다. 향후 본 논문에서 제안하는 실내 위치 인식 기술을 바탕으로 추가 연구를 통해 복잡하고 다양한 환경에서도 정밀한 위치 인식을 구현할 수 있는 기술이 개발될 것으로 기대한다. 또한, 본 논문에서는 제안 알고리즘의 성능을 시뮬레이션과 실제 시험 결과를 통해 경험적으로 확인하였지만 향후 수학적으로도 정리하여 검증할 수 있도록 연구를 진행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported in part by Defense Acquisition Program Administration and Defense Industry Technology Center (UD160005D).

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Conceptualization, J.L.; methodology, J.L. and D.S.; software, J.L.; validation, C.L. and D.S.; formal analysis S.J. and S.L.; investigation J.L.; resources C.L.; data curation J.L.; writing original draft preparation, J.L.; writing review and editing, J.L. and C.L.; visualization S.J. and S.L.; supervision J.L.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

REFERENCES

- Cheung, K. W., So, H. C., Ma, W. K., & Chan, Y. T. 2004, Least squares algorithms for time-of-arrival-based mobile location, *IEEE transactions on signal processing*, 52, 1121-1130. <https://doi.org/10.1109/TSP.2004.823465>
- Falsi, C., Dardari, D., Mucchi, L., & Win, M. Z. 2006, Time of arrival estimation for UWB localizers in realistic environments. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Article number: 032082, 1-13. <https://doi.org/10.1155/asp/2006/32082>
- Ferreira, A. F. G. G., Fernandes, D. M. A., Catarino, A. P., & Monteiro, J. L. 2017, Localization and positioning system for emergency responders: A Survey, *IEEE Communication Surveys & Tutorials*, 9, 2836-2870. <https://doi.org/10.1155/asp/2006/32082>
- Fuchs, C., Aschenbruck, N., Martini, P., & Wieneke, M. 2011, Indoor tracking for mission critical scenarios: A survey. *Pervasive and Mobile Computing*, 7, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2010.07.001>
- Gu, Y., Lo, A., & Niemegeers, I. 2009, A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Communications surveys & tutorials*, 11, 13-32. <https://doi.org/10.1109/SURV.2009.090103>
- Guvenc, I. & Chong, C. C. 2009, A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 11, 107-124. <https://doi.org/10.1109/SURV.2009.090308>
- Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., & Liu, J. 2007, Survey of

wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 37, 1067-1080. <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2007.905750>

Molisch, A. F., Balakrishnan, K., Cassioli, D., Chong, C. C., Emami, S., et al. 2004, IEEE 802.15. 4a channel model-final report, IEEE P802 15, 04, 0662.

Shen, C., Wang, C., Zhang, K., Wang, X., & Liu, J. 2019, A time difference of arrival/angle of arrival fusion algorithm with steepest descent algorithm for indoor non-line-of-sight locationing, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 15(9). <https://doi.org/10.1177/1550147719860354>

Shin, D. H. & Sung, T. K. 2002, Comparisons of error characteristics between TOA and TDOA positioning, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38, 307-311. <https://doi.org/10.1109/7.993253>

Yan, J., Tiberius, C., Bellusci, G., & Janssen, G. 2008, Feasibility of Gauss-Newton method for indoor positioning, In *Proceedings of IEEE/ION PLANS 2008*, 660-670. <https://doi.org/10.1109/plans.2008.4569986>

Yoon, J. Y., Kim, J. W., Lee, W. Y., & Eom, D. S. 2012, A TDoA-based localization using precise time-synchronization, 14th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), 19-22 Feb. 2012, PyeongChang, Korea (South), pp.1266-1271.

Zhang, D., Xia, F., Yang, Z., Yao, L., & Zhao, W. 2010, Localization technologies for indoor human tracking, 5th International Conference on Future Information Technology, 21-23 May 2010, Busan, Korea (South), pp.1-6. <https://doi.org/10.1109/FUTURETECH.2010.5482731>



Jaewook Lim received the B.S. degree in electrical and communication engineering from Seoul National University of Science and Technology in 2010. He received the M.S. degree in embedded software engineering from Kwangwoon University in 2012. Since 2014, he has been employed in the LIG Nex1 and engaged in the research and development of indoor positioning systems and GNSS.



Chul-Soo Lee is a chief research engineer of LIG Nex1. He received M.S. degree in electrical engineering from KAIST and the Ph.D. degree in radio and information communications engineering from Chungnam National University. His research interests are indoor positioning, pseudolites,

wide-area augmentation of GNSS, and GNSS related engineering.



Dong-Min Seol received the B.S. degree in electronics engineering from Soongsil University in 2005. He received the M.S. and Ph.D. degrees in broadband network engineering from University of Science and Technology in 2011. He is currently a Research Engineer LIG Nex1. His research interests include indoor positioning, through-wall radar and wireless communications.



Sunghun Jung received the B.S. degree in electronics engineering from Myongji University, Yongin, South Korea, and the M.S. degrees in electrical and electronic engineering from Yonsei University, Seoul, South Korea, in 2012. He is currently a research engineer with the EW R&D Center, LIG Nex1. His research interests include RF system and positioning systems.



Sangbeom Lee received the B.S. degree in electronic engineering from Dankook University in 2012. He received the M.S. degree in embedded software engineering from Korea University in 2014. Since 2014, he has been employed in the LIG NEX1 and engaged in the research and development of positioning systems.