

# 고정밀 위치인식 시스템에서의 위치 추적편이 완화를 통한 이동 로봇의 효율적 위치 추정

## Efficient Mobile Robot Localization through Position Tracking Bias Mitigation for the High Accurate Geo-location System

김 곤 우\*, 이 상 무, 임 충 혁  
(Gon-Woo Kim, Sang-Moo Lee, and Chung-Hieog Yim)

**Abstract :** In this paper, we propose a high accurate geo-location system based on a single base station, where its location is obtained by Time-of-Arrival(ToA) and Direction-of-Arrival(DoA) of the radio signal. For estimating accurate ToA and DoA information, a MULTiple Signal Classification(MUSIC) is adopted. However, the estimation of ToA and DoA using MUSIC algorithm is a time-consuming process. The position tracking bias is occurred by the time delay caused by the estimation process. In order to mitigate the bias error, we propose the estimation method of the position tracking bias and compensate the location error produced by the time delay using the position tracking bias mitigation. For accurate self-localization of mobile robot, the Unscented Kalman Filter(UKF) with position tracking bias is applied. The simulation results show the efficiency and accuracy of the proposed geo-location system and the enhanced performance when the Unscented Kalman Filter is adopted for mobile robot application.

**Keywords:** mobile robot localization, bias mitigation, unscented Kalman filter, MUSIC, ToA, DoA

### 1. 서론

자율 주행 로봇의 경우 위치인식은 로봇의 자율성을 부여 하는데 가장 핵심적인 기술이다. 특히 실내의 정형화된 환경이 아닌 실외 비정형 환경에서 정확한 위치인식이 가능할 경우 경비, 국방, 공공 서비스 등 로봇이 매우 다양한 용도로 활용될 수 있다.

무선 신호를 이용한 위치인식 방법은 거리기반 추정(range based estimation) 방법과 무거리 추정(range free estimation) 방법 등 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 거리기반 추정 방법은 beacon과 tag 사이의 거리를 이용하여 위치를 추정한다[1,2]. 반면, 무거리 추정 방법의 경우 센서 네트워크를 이용하여 위치를 추정하는데 거리정보를 이용하지 않는다[3]. 거리기반 추정 방법의 경우 하드웨어의 성능이 상대적으로 높아야 하지만 보다 더 신뢰할 수 있는 위치정보를 얻을 수 있다.

무선 신호를 이용하여 거리 정보를 얻는 방법은 크게 수신 신호 세기를 이용하는 Received Signal Strength Indication(RSSI), 신호 도달 시간을 이용하는 Time of Arrival(ToA), 비콘간의 수신 신호의 도달 시간의 차를 이용하는 Time Difference of Arrival(TDoA) 방법이 있다. 또한 선형 안테나 배열을 이용하여 수신된 신호의 각도를 측정하는 direction of arrival(DoA) 방법이 있다. ToA와 TDoA를 측정하기 위해서는 정확한 시간 동기화가 필수적이다. 위의 방법으로 측정된 거리와 각도 정보를 삼각법(trigonometric methods)을 이용하여 융합하여 위치를 추정할 수 있다. 이러한 삼각법을 이용한 위치 추정 방법은 거리와 각도를 모두 이용하는 triangulation 방법과 거리만

을 이용하는 trilateration 방법으로 분류된다. Trilateration 방법의 경우 2차원 상에서 위치를 추정하기 위해서는 3개 이상의 beacon으로부터 얻어진 tag의 거리 정보가 필요하다.

2차원 위치인식을 위하여 여러 방법이 제안되었다. K. Bayat [4]등은 matrix pencil 방법을 이용한 위치인식 방법을 제안하였다. 이 방법은 무선 신호의 도달 시간과 각도를 matrix pencil 알고리즘을 이용하여 추정한다. X. Li [5]등은 실내 위치인식을 위해 Multiple Signal Classification(MUSIC) 알고리즘을 이용한 고정밀 ToA 추정 알고리즘을 제안하였다. 일반적으로 matrix pencil 알고리즘의 경우 MUSIC 알고리즘에 비해 계산의 복잡도가 낮으며 적은 연산 량을 보인다. 그럼에도 불구하고 MUSIC 알고리즘을 이용하면 매우 정확한 정보를 얻을 수 있으므로 로봇과 같이 정확성을 요하는 위치인식 어플리케이션의 경우 매우 적합한 알고리즘이라 할 수 있다.

본 논문에서는 무선 신호에 대한 ToA, DoA 정보를 이용하여 로봇의 위치를 인식하기 위한 단일 기지국 기반 고정밀 위치인식 시스템을 제안한다. 기존의 시스템의 경우 3개 이상의 beacon을 배치해 수신된 신호를 이용하여 위치추정을 하는 반면 제안된 시스템의 경우 단 하나의 기지국을 이용하여 ToA와 DoA를 측정하므로 시간 동기화가 필요 없으며 적은 수의 기지국으로 광역의 위치 추정이 가능하다. 또한 정확한 ToA, DoA 추정을 위해 MUSIC 알고리즘을 적용하고 이를 이용한 고정밀 위치인식 시스템을 제안한다. 하지만 MUSIC 알고리즘은 계산량이 비교적 많아 위치추정 시 시간 지연이 발생할 수 있다. 이는 이동 로봇 위치인식에 대한 bias error로 작용하게 된다. 이를 해결하기 위해 위치추적 편이(position tracking bias) 추정 방법을 제안하고 위치추적 편이 완화를 통해 개선된 위치정보를 제공한다. 마지막으로 이동 로봇의 정확한 위치추정을 위해 Unscented Kalman Filter(UKF)를 기반으로 하는 효율적인 위치추정 방법을 제안하고 모의 실험을 통해 제안된 알고리즘을 검증한다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

김곤우 : 원광대학교 전기전자및정보공학부(kgw0510@wku.ac.kr)

이상무 : 한국생산기술연구원 로봇기술본부(lsm@kitech.re.kr)

임충혁 : 서울산업대학교 기계설계·자동화공학부(chyim@snut.ac.kr)

※ 본 연구는 2008년도 원광대학교의 교비 지원에 의해서 수행됨.

2장에서는 무선 신호를 이용한 단일 기지국 기반 위치인식 시스템을 소개하고, 3장에서는 MUSIC 알고리즘을 이용한 고정밀 위치인식 알고리즘을 소개하고 성능을 검증한다. 4장에서는 위치인식 연산으로 인한 시간 지연으로 발생하는 위치추적 편이 추정 및 완화를 통한 unscented Kalman filter 기반 효율적인 자기위치 추정 방법을 소개한다. 5장에서는 제안된 알고리즘의 타당성을 모의 실험을 통해 검증한다.

II. 위치인식 시스템 개요

1. 시스템 개요

그림 1은 이동 로봇의 위치인식을 위한 단일 기지국(single base station, 이하 BS) 기반의 고정밀 위치인식 시스템을 보여 준다. 고정밀 위치인식 시스템은 거리를 측정하기 위한 ToA (Time-of-Arrival) 안테나와 방위각을 측정하기 위한 DoA (Direction-of-Arrival) 선형 안테나 배열로 구성된다. 또한 단일 BS을 이용하여 전 방향 위치측정을 위해 3개의 선형 안테나 배열을 그림 1과 같이 배치하였다. 시스템은 그림 2와 같이

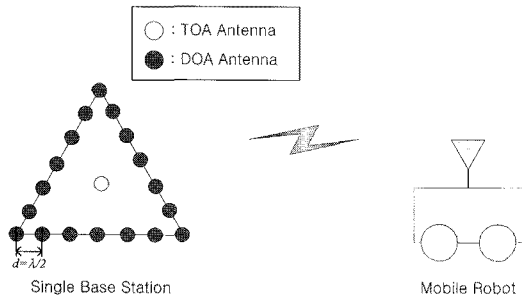


그림 1. 단일 기지국 기반 위치인식 시스템.  
Fig. 1. The Geo-location system based on a single base station.

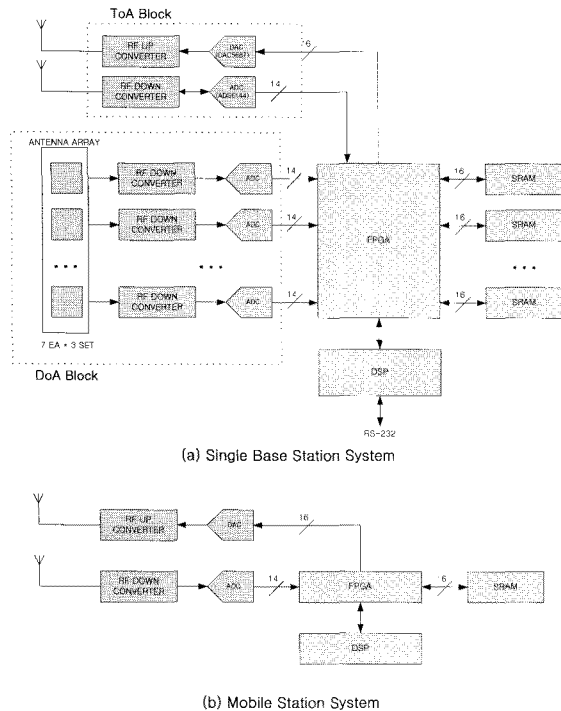


그림 2. 위치인식 시스템 블록도.  
Fig. 2. Block diagram of the geo-location system.

단일 BS과 로봇용 송수신기인 mobile station(이하 MS)으로 구성된다.

먼저 로봇과 BS간의 거리를 측정하기 위해 중앙에 위치한 ToA 안테나를 이용하여 되돌아오는 RF 신호에 대한 시간 지연(time delay) 성분을 이용한다. 그림 3과 같이 로봇과 BS간의 거리는 TWR(Two-Way Ranging) 방식을 적용하여 다음과 같이 측정한다.

$$\hat{T}_f = \frac{1}{2} [(T_1 - T_0) - T_{Reply}]$$

$$d = c \times \hat{T}_f$$

여기서  $c$ 는 RF 신호의 전달 속도로  $c=3 \times 10^8$  m/s 이다.

다음으로 방위각을 측정하기 위해 7개의 지향성 안테나(directional antenna)로 구성된 선형 안테나 배열(linear antenna array)을 이용한다. 그림 3과 같이 BS로부터 신호를 받은 로봇은 BS에 신호를 재전송하게 되는데 방위각은 로봇으로부터 전송된 신호에 대해 7개의 지향성 안테나로 수신된 RF 신호의 시간차를 이용하여 측정한다. 그림 4는 2개의 안테나로 구성된 배열 안테나를 보여준다. 이 때, element 1에서의 수신 신호 성분은 element 0에 대해 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$e^{j2\pi f \Delta t} = e^{j2\pi f d \cos(\phi)/c} = e^{jkd \cos \phi}$$

$$s_1 = s_0 e^{jkd \cos \phi}$$

여기서  $\Delta t = d \cos(\phi)/c$ 이며 이를 이용하여 수신된 신호의 방위각을 측정할 수 있다.

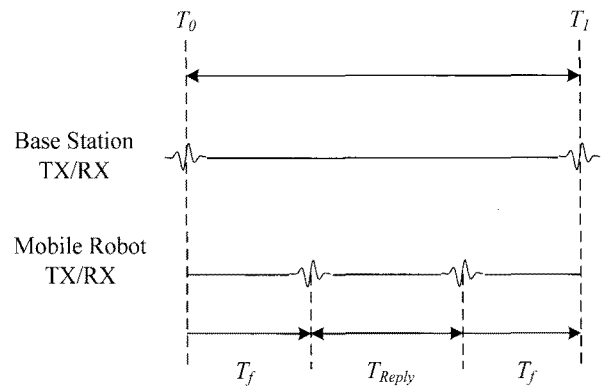


그림 3. Two-Way Ranging 기반 Time-of-Arrival(ToA).  
Fig. 3. Time-of-Arrival(ToA) based on Two-Way-Ranging.

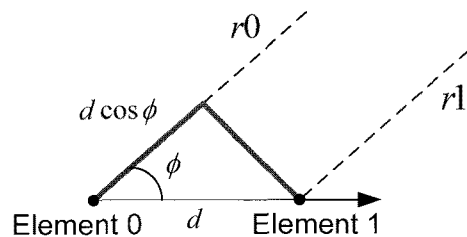


그림 4. 배열 안테나 기반 Direction-of-Arrival(DoA).  
Fig. 4. Direction-of-Arrival(DoA) based on array antenna.

## 2. 고정밀 위치인식 방법

단일 BS가 이상적인 신호를 수신했을 때, 수신된 신호 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{S}\mathbf{H} + \mathbf{w} \\ \mathbf{S} &= [s_N(1), s_N(2), \dots, s_N(M)] \\ \mathbf{H} &= [h(1), h(2), \dots, h(M)]^T \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $\mathbf{x}$ 는 수신된 신호 벡터(received signal vector),  $\mathbf{S}_{N \times M}$ 은 신호 행렬(signal matrix),  $\mathbf{H}_{M \times 1}$ 은 채널 행렬(channel matrix),  $\mathbf{w}$ 는 AWGN(additive white Gaussian noise)를 나타낸다. 그리고  $N$ 과  $M$ 은 각각 전체 샘플과 데이터의 수를 나타낸다.

고정밀 위치인식을 위해서는 정확한 ToA, DoA를 수행하여야 하며 이를 위해서는 다중 경로(multiple path)를 통해 수신되는 신호에서 원신호를 찾아내고 수신된 신호에 대한 정확한 시간 지연(time delay)를 측정하여야 한다. 본 논문에서는 MUSIC(Multiple Signal Classification) 알고리즘을 이용한 고정밀 ToA/DoA 추정 알고리즘을 적용하여 단일 BS기반의 정확한 위치측정 방법을 제안한다.

### III. MUSIC 알고리즘기반 고정밀 위치인식 시스템

#### 1. MUSIC(Multiple Signal Classification) 알고리즘

MUSIC 알고리즘은 원하는 신호를 검출하기 위한 대표적인 고정밀 신호검출 방법 중에 하나이다. 이 방법은 기본적으로 (3)의 수신된 신호에 대한 상관 행렬(autocorrelation matrix)로부터 신호 성분과 잡음 성분으로 구성된 고유 값(eigenvalue)을 분석하고, 직교성을 이용하여 신호를 검출한다. 수신된 신호에 대한 상관 행렬은 다음과 같다.

$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\} = \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_w \quad (4)$$

여기서 위 첨자  $H$ 는 Hermitian transpose를 나타낸다. (4)와 같이 수신된 신호에 대한 상관 행렬  $\mathbf{R}_{xx}$ 은 신호 성분에 대한 상관 행렬  $\mathbf{R}_s$ 와 잡음 성분에 대한 상관 행렬  $\mathbf{R}_w$ 의 합으로 표현될 수 있다. 여기서 신호 성분에 대한 상관행렬  $\mathbf{R}_s$ 는  $M$ 개의 rank를 갖는  $N \times N$  행렬임을 알 수 있다. 따라서, 각각의  $N-M$  고유 벡터(eigenvector)는 '0'값을 갖는 잡음 벡터를 의미하게 된다. 여기서 신호 성분에 대한  $M$ 개의 신호 벡터는 잡음 벡터와 직교하는 성질을 갖는다. MUSIC 알고리즘은 이러한 성질을 이용하여 수신된 신호로부터  $M$ 개의 신호 성분을 pseudo-spectrum 함수를 통해 검출한다.

$$S_{MUSIC}(v) = \frac{1}{\sum_{m=1}^{N-M} \|P_w s(t)\|^2} \quad (5)$$

잡음 벡터  $P_w$ 에 신호  $s(t)$ 를 투사시키면 직교 관계에 의해 '0'에 가까운 값을 갖는다. 이 때 pseudo-spectrum 함수의 분모는 '0'에 가까운 값을 갖게 되므로  $M$ 개의 peak 값을 보이게 된다. 이러한 MUSIC 알고리즘을 이용하여 정확한 ToA와 DoA를 추정할 수 있다.

#### 2. MUSIC 알고리즘을 이용한 ToA 추정 방법

일반적으로  $L_p$ 개의 다중 경로를 지닌 무선 통신 채널은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$h(t) = \sum_{k=0}^{L_p-1} \alpha_k \delta(t - \tau_k) \quad (6)$$

실제, MUSIC을 이용한 ToA 추정 방식은 분할된 주파수 channel impulse response를 얻기 위해 주파수 영역에서 연산이 된다. 따라서 ToA를 추정하기 위한 주파수 영역 채널은 다음과 같이 표현 된다.

$$H(\tau) = \sum_{k=0}^{L_p-1} \alpha_k e^{-j2\pi f_k \tau} \quad (7)$$

따라서  $L$ 개로 샘플링 된 주파수 영역 수신 신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} x(l) &= \hat{H}(f_l) = H(f_l) + w(l) \\ &= \sum_{k=0}^{L_p-1} \alpha_k e^{-j2\pi(f_l + l\Delta f)\tau_k} + w(l) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $l=0, 1, \dots, L$ 이며  $w(l)$ 은 zero mean과  $\sigma_w^2$ 의 variance를 갖는 white Gaussian noise이다. 이를 바탕으로 수신신호는 주파수 영역 행렬로 나타내지며, 채널 행렬  $H$ 는  $L_p$ 개의 시간 영역 다중 경로 채널 부분인  $\mathbf{a}$  행렬과 주파수 영역에서  $L$ 개로 샘플링 한 값을 갖는  $\mathbf{V}$  행렬로 분리하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{H} + \mathbf{w} = \mathbf{V}\mathbf{a} + \mathbf{w} \\ \mathbf{V} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j2\pi(1)\Delta f\tau_0} & e^{-j2\pi(1)\Delta f\tau_1} & \dots & e^{-j2\pi\Delta f\tau_{L_p-1}} \\ e^{-j2\pi(2)\Delta f\tau_0} & e^{-j2\pi(2)\Delta f\tau_1} & \dots & e^{-j2\pi 2\Delta f\tau_{L_p-1}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{-j2\pi(L-1)\Delta f\tau_0} & e^{-j2\pi(L-1)\Delta f\tau_1} & \dots & e^{-j2\pi(L-1)\Delta f\tau_{L_p-1}} \end{bmatrix} \\ \mathbf{a} &= \begin{bmatrix} \alpha_0 e^{-j2\pi f_0 \tau_0} \\ \alpha_1 e^{-j2\pi f_0 \tau_1} \\ \vdots \\ \alpha_{L_p-1} e^{-j2\pi f_0 \tau_{L_p-1}} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w(0) \\ w(1) \\ \vdots \\ w(L-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

MUSIC 알고리즘은 상관 행렬의 eigenvalue decomposition을 이용하여 신호를 검출하기 때문에 수신된 신호는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\} = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{V}^H + \sigma_w \mathbf{I} \quad (11)$$

(11)에서 나뉜 eigenvalue는  $L-L_p$ 개의 noise variance값을 갖는 eigenvector와  $L_p$ 개의 신호 variance값을 갖는 신호 eigenvector로 나뉜다. 따라서 pseudo-spectrum 함수를 이용하여, noise space로 신호를 투사하면  $L_p$ 개의 peak point 검출할 수 있다. 따라서 찾고자 하는  $L_p$ 개의 다중 경로 delay를 찾을 수 있다. 이를 이용하여 고정밀 ToA를 추정할 수 있다.

#### 3. MUSIC 알고리즘을 이용한 DoA 추정 방법

DoA를 검출하기 위한 시스템은  $M$ 개의 방향을 검출하기 위해  $N$ 개의 uniform linear antenna array를 이용한다. 따라서 신호의 steering vector는 다음과 같이 표현 된다.

$$s(\phi_i) = [1, e^{jkd \cos \phi_i}, e^{j2kd \cos \phi_i}, \dots, e^{j(N-1)kd \cos \phi_i}] \quad (12)$$

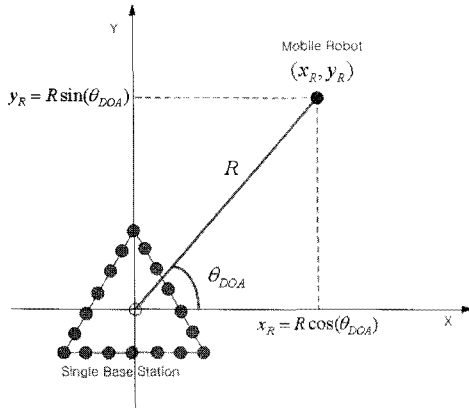


그림 5. 거리와 방위각을 이용한 이동 로봇 위치 측정.  
Fig. 5. Position detection of a mobile robot using a distance and angle.

여기서  $i=1, 2, \dots, M, k=2\pi/\lambda$ ,  $\lambda$ 는 빛의 파장,  $d$ 는 안테나 사이의 간격을 의미한다. 수신신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{S}\mathbf{a} + \mathbf{n} \\ \mathbf{S} &= [s(\phi_1), s(\phi_2), \dots, s(\phi_M)] \\ \mathbf{a} &= [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]^T \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $\mathbf{a}$ 는 각각 다른 경로에 대한 amplitude matrix를 의미한다.

수신 신호의 방향을 검출하기 위해 상관 행렬의 eigenvalue decomposition을 이용하여 MUSIC 알고리즘을 적용한다. 수신된 신호의 상관 행렬은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{xx}^H\} = \mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{S}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I} \quad (14)$$

앞 절의 ToA 기법과 동일하게, (14)를 통해 나눠진 신호와 noise space와의 직교 관계를 이용하여 검출하고자 하는 M개의 방향을 검출한다.

4. ToA/DoA 정보를 이용한 위치추정 방법

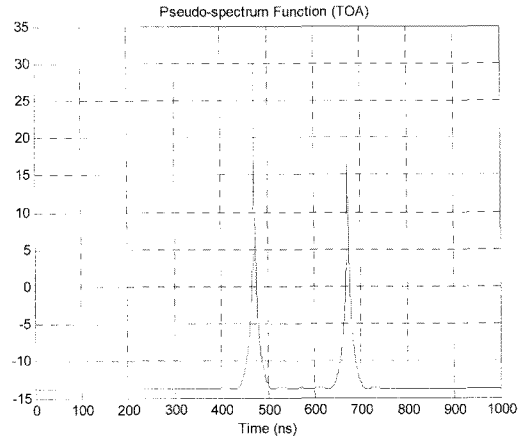
단일 BS으로 2차원상의 이동 로봇의 위치를 측정하기 위해서는 거리와 방위각에 대한 정보를 동시에 이용해야 한다. 먼저 BS은 채널 측정을 위해 preamble과 control signal, data로 구성된 packet을 주기적으로 전송한다. 이를 MS에서 수신한 후 BS으로 packet을 재전송 한다. MS로부터 받은 신호는 ToA, DoA 안테나를 통해 수신되며 첫 번째로 수신된 신호의 시간과 방향을 각각 MUSIC 알고리즘을 이용하여 추정한다.

ToA 추정을 통해 얻어진 ToA 정보를 (1)에 적용하여 거리 정보  $R$ 를 얻을 수 있으며 단일 BS와 이동 로봇 사이의 방위각  $\theta_{DOA}$ 는 DoA 추정을 통해 얻어진다. 이를 이용하여 그림 5와 같이 BS을 기준으로 이동 로봇의 위치  $(x_R, y_R)$ 을 다음과 같이 얻을 수 있다.

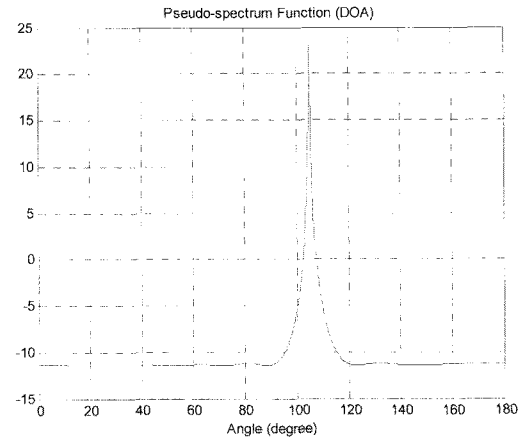
$$\begin{bmatrix} x_R \\ y_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R \times \cos(\theta_{DOA}) \\ R \times \sin(\theta_{DOA}) \end{bmatrix} \quad (15)$$

5. 고정밀 위치인식 알고리즘 성능 분석

본 절에서는 모의 실험을 통해 제안된 위치인식 시스템과 MUSIC 알고리즘을 이용한 고정밀 ToA와 DoA 추정에 대한



(a) Pseudo-spectrum for TOA



(b) Pseudo-spectrum for DOA

그림 6. (100m, 100m) 위치에서의 위치 추정 결과.  
Fig. 6. Simulation result when the robot position is (100m, 100m).

성능 분석을 수행하였다. 모의 실험을 위하여 채널은 시간 delay는 [0ns, 200ns], 채널 amplitude는 [0.9, 0.3]의 값을 갖는 2-tap 환경을 가정하였다. 또한 DoA 추정을 위한 선형 안테나 배열의 간격은  $d=\lambda/2$ 의 거리로 동일한 간격으로 떨어져 있으며, 수신 신호의 SNR은 20dB로 가정하였다. 그림 6은 로봇의 위치가 (100m, 100m)이고 단일 기지국으로부터 Line-of-Sight(LOS) 상에 위치해 있을 때의 ToA와 DoA 추정 결과를 나타낸다. 그림 6(a)는 [0ns, 200ns]의 tap delay를 갖는 환경에서 MUSIC 알고리즘을 이용한 ToA 추정 결과를 보여준다. 이 때 ToA 오차는 0.00136m로 매우 정확한 거리 측정 결과를 보였다. 그림 6(b)는 60° 기울어진 첫 번째 안테나 배열을 통해 얻어진 DoA에 대한 pseudo-spectrum 함수를 나타낸다. DoA 오차는 0.012°로 역시 매우 정확한 방위각 추정 결과를 보였다. 이와 같이, 제안된 알고리즘을 적용하여 로봇의 위치를 추정한 결과는 (99.9816m, 100.0165m)로 0.0247m의 위치 오차를 보여 매우 정확한 위치 추정이 가능함을 보였다.

IV. 위치추적 편이 완화를 통한 Unscented Kalman Filter 기반 효율적인 자기위치 추정 방법

1. 위치추적 편이 분석

앞 장에서 고정밀 위치인식 시스템에 대해 알아보았다.

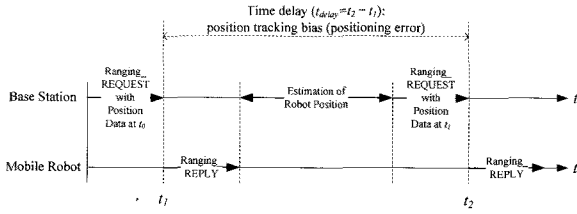


그림 7. 로봇 위치인식을 위한 연산에 따른 시간 지연.  
Fig. 7. Time delay for estimation of robot position.

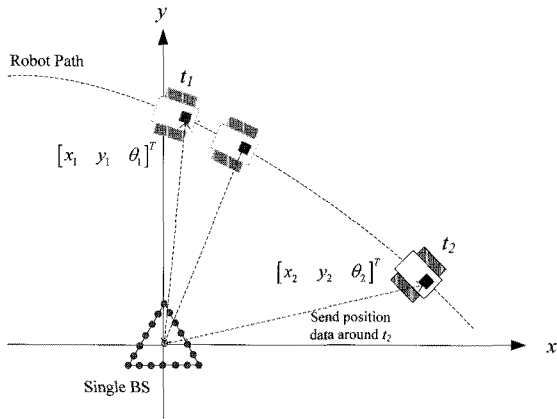


그림 8. 시간 지연에 따른 로봇 궤적.  
Fig. 8. Trajectory of a robot according to the time delay.

MUSIC 알고리즘 기반 고정밀 위치인식 시스템의 경우 매우 정확한 위치인식이 가능한 반면 많은 계산량으로 인해 이동 로봇에 대한 위치인식의 경우 시간 지연에 따른 위치 오차가 발생한다. 그림 7은 위치인식을 위한 연산에 따른 시간 지연을 보여준다. 제안된 시스템의 경우 TWR 방식을 통해 거리를 측정하고 수신된 신호의 방위각을 찾고, 단일 기지국에서 계산된 위치정보를 로봇에 전송한다. 이 때, 그림 7과 같이  $t_2$  시간에 수신된 자신의 위치정보는  $t_1$ 시간에 로봇으로부터 송신된 신호에 의해 결정된 정보를  $t_{delay} = t_2 - t_1$ 의 시간 지연이 발생하게 되고  $t_{delay}$ 가 크면 클수록 위치추정 오차는 커지게 된다.

이러한 시간 지연은 이동 로봇의 위치추정 편이(bias)의 원인이 되며, 이로 인해 이동 로봇의 정확한 위치 추정이 어려워진다.

2. 시간 지연에 따른 위치추적 편이 추정 및 완화

제안된 고정밀 위치인식 시스템을 이용하여 이동 로봇이 정확하게 자신의 위치를 추정하기 위해서는 시간 지연에 따른 위치추적 편이를 추정하여 적절히 보상해주어야 한다.

이동 로봇이 선속도  $v$ 와 각속도  $\omega$ 로 이동하는 경우 샘플링 주기에 따라 로봇의 위치추정이 이루어진다. 따라서 그림 8에서의 연속 시간  $t_1$ 과  $t_2$ 를 각각  $(t-1)$ 과  $t$ 의 이산 시간으로 정의하고 이 때의 로봇의 이동 속도를 각각  $(v_{t-1}, \omega_{t-1})$ 과  $(v_t, \omega_t)$ 라 정의한다.

이동 로봇이  $t$ 시간에 수신한 위치 측정 값  $z_t$ 는  $(t-1)$ 시간에 전송된 신호를 기반으로 단일 기지국에서 제안된 알고리즘을 이용하여 얻어진 값이다. 따라서  $t$ 시간에서의 위치추적 편이를 고려한 측정값은 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{z}_t = z_t + b_t + v_t \tag{16}$$

여기서  $b_t \sim N(\mu_t^{bias}, \sigma_{bias}^2)$ 는 위치인식 연산으로 인한 시간 지연에 의해 발생한 위치추적 편이(bias)를 나타내며,  $v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$  경우  $\sigma_v^2$ 의 오차 공분산을 갖는 측정 오차를 나타낸다.

이 때, 위치추적 편이  $b_t$ 의 평균값은 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$b_t = \begin{bmatrix} v_{t-1} \cos(\theta_{t-1} + \omega_{t-1} \cdot t_{delay}) \\ v_{t-1} \sin(\theta_{t-1} + \omega_{t-1} \cdot t_{delay}) \end{bmatrix} \tag{17}$$

따라서 위치인식 결과에 대해 (16)과 같이 위치추적 편이를 추정하고 적절한 보상을 통하여 위치추적 편이를 완화시킨 위치인식 결과를 얻을 수 있다. 이렇게 추정된 정보  $\hat{z}_t \sim N(\mu_t^z + \mu_t^{bias}, \sigma_{bias}^2 + \sigma_v^2)$ 를 Unscented Kalman Filter(UKF)의 measurement update 정보로 활용하여 이동 로봇의 위치인식 정확도를 높인다.

3. Unscented Kalman Filter를 이용한 효율적 위치인식

이동 로봇의 정확한 위치인식을 위하여 Unscented Kalman Filter(UKF)를 적용하였다[9]. UKF는 비선형 함수의 추정에 있어 Extended Kalman Filter(EKF)보다 정확한 추정이 가능하다. UKF는 테일러 급수 전개(Taylor series expansion)에 의해 선형화하는 EKF와는 달리 Gaussian으로부터 소위 sigma point라 불리는 point를 얻고 이를 비선형 함수에 대입하여 추정한다. 이러한 sigma point는 이동 로봇의 이전 위치에 대한 평균과 공분산을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\chi'_{t-1} = \left( \mu_{t-1}, \mu_{t-1} + \gamma \sqrt{\Sigma_{t-1}}, \mu_{t-1} - \gamma \sqrt{\Sigma_{t-1}} \right) \tag{18}$$

여기서  $\gamma = \sqrt{(n+\lambda)}$ 로  $n$ 은 Gaussian의 dimension을 나타내며 ( $n=2$ ),  $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ 로  $\alpha^2 = 2$ 은 gain을 나타내며  $\kappa = 0$ 은 offset을 의미한다. 이 때  $\lambda$ 는 평균으로부터 sigma point가 얼마나 멀리 벌어지는지를 결정하기 위한 scaling parameter를 나타낸다.

먼저, UKF의 예측 단계(prediction step)로 로봇의 위치에 대한 sigma point  $\chi'_{t-1}$ 는 로봇의 motion model  $g$ 를 통해 다음과 같이 예측된다.

$$\bar{\chi}'_t = g(u_t, \chi'_t, \chi'_{t-1}) \tag{19}$$

위 식에서  $\chi'_t$ 는 sigma point의 additive control noise component를 나타낸다.

로봇 위치를 예측하기 위해 velocity motion model을 이용하였다. Velocity motion model은 선속도와 각속도의 두 속도를 이용하여 이동 로봇을 제어하는 것을 가정한다. 시간  $t$ 에서의 선속도와 각속도는 각각  $v_t$ 와  $\omega_t$ 로 나타낸다. 각각의 sigma point에 대한 velocity motion model  $g(u_t, \chi'_t, \chi'_{t-1})$ 은 다음과 같이 나타낸다.

$$\bar{\chi}'_{i,t} = \chi'_{i,t-1} + \begin{bmatrix} v_{i,t} \cos(\theta_{i,t-1} + \omega_{i,t} \Delta t) \\ v_{i,t} \sin(\theta_{i,t-1} + \omega_{i,t} \Delta t) \end{bmatrix} \tag{20}$$

위 식에서  $i$ 는 sigma point에 대한 index를 나타내며 ( $i=0, \dots, 2n$ ), 각각의 sigma point에 대한 선속도, 각속도, 방위각은  $v_{i,t} = v_i + \chi_{i,t}^{[v]}$ ,  $\omega_{i,t} = \omega_i + \chi_{i,t}^{[\omega]}$ ,  $\theta_{i,t-1} = \chi_{i,t-1}^{[\theta]}$  로 나타낸다. 여기서  $\chi_{i,t}^u \sim N(0, \sigma_u^2)$  는 각 sigma point에 대한 control noise component를 의미한다. 이 때, 분산은 각각의 속도 값에 따라  $\sigma_u^{2[v]} = 0.1 \sim 0.2$  과  $\sigma_u^{2[\omega]} = 1 \sim 3$  으로 설정하였다.

이러한 velocity motion model 을 통해 예측 단계에서 얻어지는 로봇 위치에 대한 평균과 공분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_i &= \sum_{j=0}^{2n} w_m^j \chi_{i,t}^r \\ \bar{\Sigma}_i &= \sum_{j=0}^{2n} w_c^j (\chi_{i,t}^r - \bar{\mu}_i)(\chi_{i,t}^r - \bar{\mu}_i)^T \end{aligned} \quad (21)$$

여기서  $\bar{\mu}_i$  와  $\bar{\Sigma}_i$  는 각각 unscented transform에 의해 예측된 로봇 위치에 대한 평균과 공분산을 나타내며,  $w_m^j$  와  $w_c^j$  는 가중치를 나타낸다.

가중치  $w_m^j$  는 평균을 계산할 때 사용되며  $w_c^j$  은 Gaussian의 공분산을 복원할 때 사용된다. 이 때,  $w_m^j$  와  $w_c^j$  는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} w_m^0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ w_c^0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ w_m^j &= w_c^j = \frac{1}{2(n + \lambda)} \end{aligned} \quad (22)$$

여기서 parameter  $\beta$ 는 Gaussian을 기본으로 하는 분포에 대한 추가적인 지식을 나타내기 위하여 선택되며 만약 분포가 정확히 Gaussian을 나타내는 경우  $\beta=2$ 일 때 가장 좋은 성능을 보인다.

다음 보정 단계(correction step)로 measurement model  $h$ 를 기반으로 예측된 sigma point로부터 측정된 sigma point가 다음과 같이 생성된다.

$$\bar{Z}_i = h(\chi_i^r) \quad (23)$$

제안된 고정밀 위치인식 시스템에 대한 measurement model은 다음과 같이 간단히 표현된다.

$$\bar{Z}_i = \begin{pmatrix} \mu_{i-1}^z & \mu_{i-1}^x + \gamma \sqrt{\Sigma_{i-1}^z} & \mu_{i-1}^y - \gamma \sqrt{\Sigma_{i-1}^z} \end{pmatrix} \quad (24)$$

위 식에서 measurement에 대한 평균  $\mu_{i-1}^z$  은 위치추적 편이를 완화시킨 위치인식 결과에 대한 평균으로 (16)을 통해 얻어지며  $\Sigma_{i-1}^z$  의 경우 (16)에서의 위치추적 편이 추정 값  $\mathbf{b}$ 와 측정 오차  $\mathbf{v}_r$ 의 오차 공분산에 의해 정의된다.

이를 이용하여 예측된 measurement에 대한 평균과 공분산은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{z}_i &= \sum_{j=0}^{2n} w_m^j \bar{Z}_{i,t} \\ S_i &= \sum_{j=0}^{2n} w_c^j (\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_i)(\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_i)^T \end{aligned} \quad (25)$$

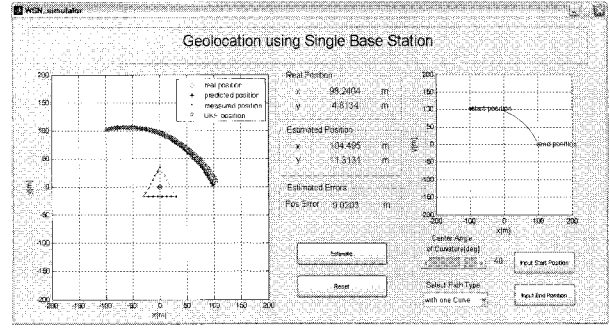


그림 9. 고정밀 위치인식 시뮬레이터.

Fig. 9. High accurate geo-location simulator.

로봇 위치와 observation 간의 교차 공분산(cross-covariance)은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Sigma_i^{r,z} = \sum_{j=0}^{2n} w_c^j (\bar{\chi}_{i,t}^r - \bar{\mu}_i)(\bar{Z}_{i,t} - \hat{z}_i)^T \quad (26)$$

로봇 위치를 추정하기 위해 Kalman gain을 이용하여 로봇 위치에 대한 평균과 공분산을 다음과 같이 update 한다.

$$\begin{aligned} K_i &= \Sigma_i^{r,z} S_i^{-1} \\ \mu_i &= \bar{\mu}_i + K_i(z_i - \hat{z}_i) \\ \Sigma_i &= \bar{\Sigma}_i - K_i S_i K_i^T \end{aligned} \quad (27)$$

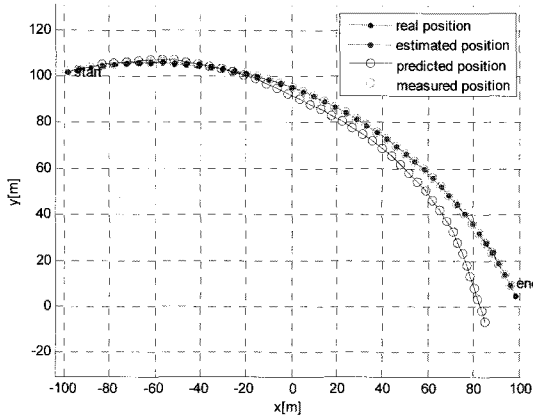
**V. 모의실험 결과**

제안된 고정밀 위치인식 시스템에 대해 위치 추적편이 완화 방법을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우에 대한 위치인식 성능을 비교 검증한다. 성능을 검증하기 위하여 그림 9와 같이 시뮬레이터를 이용하였다. 본 시스템은 실제 로봇의 위치인식을 위하여 개발이 진행되고 있으며 이에 따라 로봇의 최대 속도는 5m/s로 하였으며, 곡선 경로를 따라 이동하며 이동 로봇의 위치를 추정하였다.

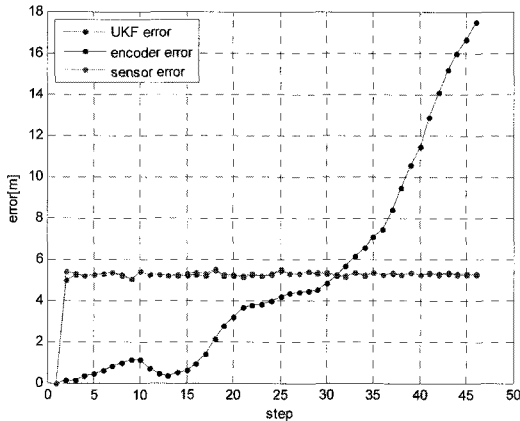
이동 로봇의 위치 예측은 (20)과 같이 velocity motion model을 이용하였으며 선속도와 각속도 오차에 대해 분산을  $\sigma_u^{2[v]} = 0.15$  과  $\sigma_u^{2[\omega]} = 2$  로 설정하였다. 또한 observation에 대해 측정 오차  $\mathbf{v}$ 에 대한 분산을  $\sigma_v^2 = 0.3$  으로 설정하였다. MUSIC을 이용한 ToA와 DoA 추정을 위한 모의 실험의 결과 연산 시간이 약 500ms~1s 소요되어  $t_{delay}$  값을 1s로 설정하여 실험을 수행하였다.

그림 10과 11은 각각 위치 추적편이 완화 방법을 적용하지 않은 경우와 적용한 경우에 대한 위치인식 성능을 보여주고 있다.

그림 10은 위치 추적편이 완화 방법을 적용하지 않은 measurement data를 이용하여 UKF를 통해 위치를 추정된 결과를 보여준다. 그림 10(a)는 실제 로봇의 궤적과 velocity motion model로만 추정된 궤적, 고정밀 위치인식 시스템만을 이용해 측정된 궤적, 그리고 UKF를 이용하여 추정된 궤적을 보여준다. 그림 10(b)는 각각의 경우에 대한 위치인식 오차를 보여주고 있다. 위치 추적편이 완화 방법을 적용하지 않은 경우 UKF를 이용하여 추정된 로봇의 평균 위치 오차는 5.1408m를 보였다. 또한 velocity motion model로만 추정된 평



(a) Trajectory



(b) Position error

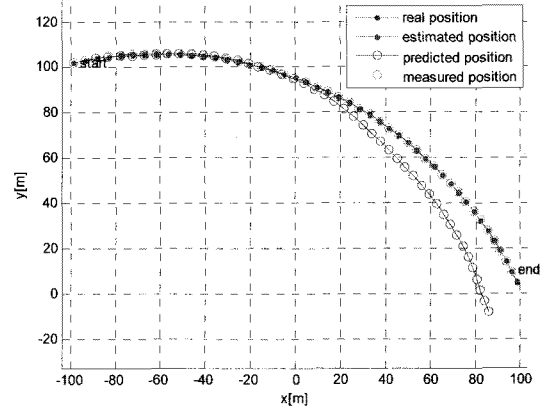
그림 10. 위치 추적편이 완화 방법을 적용하지 않은 UKF 추정 결과.

Fig. 10. Simulation results using UKF estimation without position tracking bias mitigation.

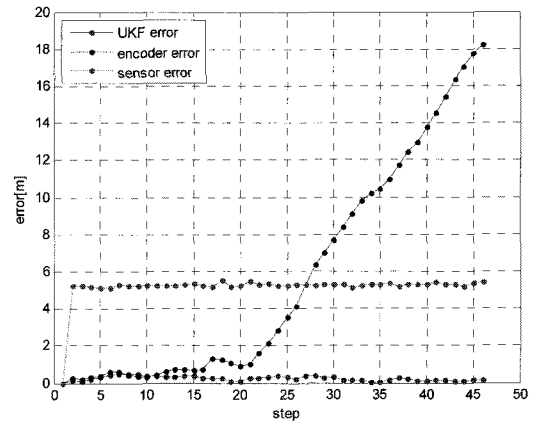
균 위치 오차는 5.0181m, 고정밀 위치인식 시스템만을 이용해 측정된 평균 위치 오차는 5.1639m를 보였다. 먼저 velocity motion model을 이용한 평균 위치 오차는 수치상으로 비교할 때 가장 작은 것으로 보이나 시간이 지남에 따라 누적되는 오차의 양상을 그림 10(b)에서 알 수 있다. 다음으로 UKF를 이용하여 추정된 로봇의 평균 위치 오차의 경우 위치 추적편이를 추정하여 보상하지 않아 bias된 오차를 지속적으로 유지하고 있음을 알 수 있다.

그림 11은 위치 추적편이 완화 방법을 적용하여 완화된 measurement data를 이용하여 UKF를 통해 위치를 추정한 결과를 보여준다. 위치 추적편이 완화 방법을 적용한 경우 UKF를 이용하여 추정된 로봇의 평균 위치 오차는 0.2368m로 위치인식 성능이 크게 향상되었음을 알 수 있다. 이 때 고정밀 위치인식 시스템만을 이용해 측정된 평균 위치 오차는 5.1577m를 보였다. 이는 연산에 소요되는 시간만큼의 시간 지연으로 발생하는 offset error(bias error)임을 알 수 있다. Velocity motion model로만 추정된 평균 위치 오차는 5.7092m로 측정되었다.

모의실험 결과에 의하면 위치 추적편이 완화 방법을 적용한 경우에 성능의 향상을 보임을 알 수 있고 제안한 방법을



(a) Trajectory



(b) Position error

그림 11. 위치 추적편이 완화 방법을 적용한 UKF 추정 결과.  
Fig. 11. Simulation results using UKF estimation with position tracking bias mitigation.

이용하여 이동 로봇의 효율적인 위치 추정이 가능함을 보였다.

VI. 결론

본 논문에서는 크게 단일 기지국을 이용한 고정밀 위치인식 시스템과 시간 지연에 의한 위치 추적 편이 완화를 통한 이동 로봇의 효율적인 위치 추정의 2가지 방법을 제안하였다. 먼저 단일 기지국을 이용한 고정밀 위치인식 시스템의 경우 MUSIC 알고리즘을 기반으로 고정밀 ToA를 통한 거리 측정과 고정밀 DoA를 통한 방위각을 동시에 측정할 수 있는 시스템을 제안하였다. 하지만 현재 MUSIC 알고리즘의 경우 연산에 걸리는 시간이 비교적 많아 이로 인한 위치추적 편이 현상이 발생하게 되어 이를 해결하기 위해 위치추적 편이 완화 방법을 제안하였다. 제안된 위치추적 편이 완화 방법을 통해 시간 지연으로 발생한 위치추적 편이를 추정하고 이를 통해 위치추정 오차를 보상함으로써 정확한 위치추정이 가능하도록 하였다. 이를 기반으로 UKF를 이용한 이동 로봇의 효율적인 위치추정 방법을 제안하고 모의실험을 통해 제안된 알고리즘을 검증하였다.

이러한 위치추적 편이 완화 방법의 경우 근본적으로 시스템의 문제를 해결할 수 있는 방안은 아니다. 따라서 앞으로 MUSIC 알고리즘의 효율적인 연산 방법을 제안하여 위치인

식에 소요되는 계산량을 줄이기 위한 연구를 수행할 계획이다. 또한 현재 개발중인 시스템을 이용하여 실제 환경에 적용하여 성능을 검증하고자 한다.

**참고문헌**

[1] L. Girod, V. Bychovskiy, J. Elson, and D. Estrin, "Locating tiny sensors in time and space: A case study," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Computer Design: VLSI in Computers and Processors*, pp. 214-219, 2002.

[2] A. Harter, A. Hopper, P. Steggle, A. Ward, and P. Webster, "The anatomy of a context-aware application," *Proc. ACM/IEEE Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*, pp. 59-68, 1999.

[3] T. He, C. Huang, B. M. Blum, J. A. Stankovic, T. Abdelzaher, "Range-free localization schemes for large scale sensor networks," *Proc. of the 9th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*, pp. 81-95, 2003.

[4] K. Bayat, and R. S. Adve, "Joint TOA/DOA wireless position location using matrix pencil," *Proc. of Vehicular Technology Conference*, vol. 5, pp. 3535-3539, 2004.

[5] X. Li and K. Pahlavan, "Super-resolution TOA estimation with diversity for indoor geolocation," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 3, no. 2, pp. 224-234, Jan. 2004.

[6] D. G. Manolakis, V. K. Ingle, and S. M. Kogon, *Statistical and Adaptive Signal Processing*, McGraw-Hill, 2000.

[7] Y. Kuwahara, Y. Iki, K. Nagao, S. Obayashi, K. Murakami, A. Sato, S. Kawamura, and M. Hata, "DOA/TOA measurement of 25GHz band for urban mobile radio," *IEICE Trans. on Communications*, vol. E82-B, no. 12, pp. 1974-1986, Dec. 1999.

[8] M. Najar, J. M. Huerta, J. Vidal, and J. A. Castro, "Mobile location with bias tracking in non-line-of-sight," *Proc. IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 956-959, 2004.

[9] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, 2005.

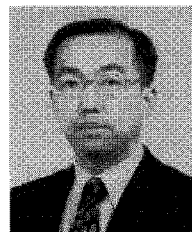
[10] S. Kim, N. Y. Kim, J. Kang, G. W. Kim, S. M. Lee, and K. T. Nam, "Joint TOA/DOA based geolocation system for social safety robots," *Proc. IASTED Int'l Conf. on Control and Applications*, pp. 2008.



**김 곤 우**

2000년 중앙대학교 전기전자제어공학부(공학사). 2002년 서울대학교 전기컴퓨터공학부(공학석사). 2006년 서울대학교 전기컴퓨터공학부(공학박사). 2006년~2008년 한국생산기술연구원 로봇기술본부 위촉연구원, 2008년~현재 원광대학교

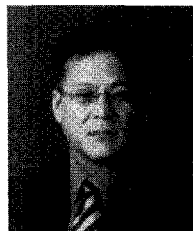
전기전자 및 정보공학부 전임강사. 관심분야는 Visual servoing, Robot Navigation, Sensor Fusion, Map Building and Localization.



**이 상 무**

1987년 서울대학교 제어계측공학과(공학사). 1989년 서울대학교 제어계측공학과(공학석사). 1999년 서울대학교 전기공학부(공학박사). 1995년~2000년 고등기술연구원 책임연구원. 2001년~2004년 (주)아이엠티 연구소장. 2003년~2005년

고등기술연구원 수석연구원(겸직). 2003년~현재 한국생산기술연구원 수석연구원. 관심분야는 초정밀로봇, 용접로봇, 자동화시스템, 모션제어.



**임 충 혁**

1987년 서울대학교 제어계측공학과(공학사). 1989년 서울대학교 제어계측공학과(공학석사). 1994년 서울대학교 제어계측공학과(공학박사). 1994년~1997년 삼성전자 생산기술센터 선임연구원. 1997년~현재 서울산업대학교 기계설계

자동화공학부 부교수. 2000년~현재 컨넥스 대표이사. 관심분야는 전력전자, 제어시스템.