

이동로봇의 실내 위치추정을 위한 이동평균 기반 IMU/UWB 센서 융합 방법

IMU/UWB Sensor Fusion Using Moving Average Filter for Indoor Positioning of Mobile Robot

저자 (Authors)	임정환, 심준혁, 정회룡 Jung-Hwan Lim, Jun-Hyuk Shim, Hoeryong Jung
출처 (Source)	제어로봇시스템학회 논문지 26(4) , 2020.4, 242-248(7 pages) Journal of Institute of Control, Robotics and Systems 26(4) , 2020.4, 242-248(7 pages)
발행처 (Publisher)	제어로봇시스템학회 Institute of Control, Robotics and Systems
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09322548
APA Style	임정환, 심준혁, 정회룡 (2020). 이동로봇의 실내 위치추정을 위한 이동평균 기반 IMU/UWB 센서 융합 방법. 제어로봇시스템학회 논문지, 26(4), 242-248
이용정보 (Accessed)	아주대학교 202.30.7.*** 2020/07/20 14:07 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

이동로봇의 실내 위치추정을 위한 이동평균 기반 IMU/UWB 센서 융합 방법

IMU/UWB Sensor Fusion Using Moving Average Filter for Indoor Positioning of Mobile Robot

임 정 환¹, 심 준 혁¹, 정 회 룡^{1,*}
(Jung-Hwan Lim¹, Jun-Hyuk Shim¹, and Hoeryong Jung^{1,*})

¹Department of Mechanical Engineering, Konkuk University

Abstract: Ultra-wideband (UWB) is a short-range radio technology that can be used for accurate indoor positioning of mobile robots. Although UWB provides superior localization performance compared with conventional wireless-communication-based localization methods, there are still problems with applying UWB to the localization of mobile robots. In this paper, we propose an IMU/UWB sensor fusion algorithm that uses a moving average filter to improve the positioning accuracy of UWB-based localization. The proposed method utilizes the law of large numbers, which states that the average of the samples should be close to the expected value as the size of the samples increases. We produce virtual samples of a current position using previous UWB and IMU data and find the optimal position estimation by averaging the value of the virtual samples. We also build a simulation environment to evaluate the performance of the proposed method using MATLAB. The simulation results show that the proposed method improves position accuracy by up to 23% compared with a previous method that uses the Kalman Filter.

Keywords: UWB (Ultra Wide Band) antenna, inertial measurement unit, indoor positioning, mobile robot, Kalman filter

1. 서론

UWB(Ultra-WideBand)는 점유 대역폭이 중심 주파수의 20% 이상으로 광대역이며 3.1~10.6 GHz 대의 주파수 대역을 사용하는 무선통신 기술이다[1]. UWB 통신은 신호의 전송시간(Time-of-Flight)을 측정하여 이동체의 위치를 추정하는데 활용될 수 있는데, Wi-Fi, Zigbee, Bluetooth 등 기존의 무선통신 기반 위치추정 방식에 비해 높은 위치추정 정확도를 제공한다. 이러한 UWB 통신기반 위치추정기술은 정확도가 우수할 뿐만 아니라 장애물 투과율이 좋고 우수한 다중경로 해상도를 제공하는 등의 장점이 있어 다양한 응용분야에서 활용되고 있다. 스마트 공장에서 작업자의 위치추적[2], 화재현장에서 소방관의 위치추적[3], 모바일로봇 및 자율주행자동차의 위치추적[4] 등은 대표적인 응용사례라고 할 수 있다.

최근 물류창고 및 스마트공장에서 자율주행 이동로봇(AMR, Autonomous Mobile Robot)의 수요가 증가함에 따라 UWB 통신을 이용한 이동로봇의 위치추정에 대한 연구들이 활발히 진행되고 있다[4-7]. UWB기반 위치추정은 10~30 cm의 오차범위에서 비교적 우수한 위치추정 정확도를 제공하지만, 오차의 변동이 크고 NLOS (Non-Line Of Sight) 환경에서 다중경로 등의 영향으로 위치오차가 증가하는 등 이동로봇의 자율주행에 사용되기 위해서 아직 해결해야 할 문제들이 남아있다. 이러한 UWB기반 위치추정기술의 단점을 보완하

기 위하여 IMU(Inertial Measurement Unit) 센서정보를 융합하여 UWB의 위치추정 성능을 개선하는 방법에 대한 연구들이 수행되고 있다[8,9]. IMU 센서의 각속도 및 선형 가속도 정보를 적분하면 이동체의 위치 및 자세를 추정할 수 있는데[10], 짧은 시간간격에서 유효한 위치추정 성능을 제공할 수 있다. IMU센서 신호를 이용하여 변동성이 큰 UWB의 오차특성을 개선하고, UWB의 절대위치 값을 이용하여 IMU의 오차누적 문제를 개선할 수 있어, 두 센서를 함께 사용하면 상호보완적으로 위치오차를 개선할 수 있다. 기존연구에서 KF(Kalman Filter)[11,12], EKF(Extended Kalman Filter)[13-16], UKF(Unscented Kalman Filter)[17], particle filter[18], Cubature Kalman filter(CKF)[19] 등을 이용하여 IMU와 UWB 신호를 융합하는 방법들이 제안되었는데, 이러한 Kalman Filter 기반의 센서융합 방법은 UWB의 위치오차를 일정부분 개선할 수 있지만 UWB의 위치추정 값의 변동성이 큰 경우 데이터의 연속성이 보장되지 않는다는 문제점이 있다.

이러한 Kalman Filter 기반 센서융합 방식의 문제점[8,9,17]을 개선하기 위하여 본 논문에서는 이동평균(moving average filter)을 이용한 IMU/UWB 센서융합방법을 제안한다. UWB 위치추정 오차가 정규분포($\mu = 0$)를 갖는다고 가정했을 때, 동일한 위치에서 측정한 위치추정 샘플의 수가 증가할수록 샘플의 평균은 확률적으로 모집단의 평균에 수렴하게 된다.

* Corresponding Author

Manuscript received February 17, 2020; revised March 13, 2020; accepted March 19, 2020

임정환: 건국대학교 기계공학과 대학원생(gppl123@naver.com, ORCID[®] 0000-0003-0343-3509)

심준혁: 건국대학교 기계공학과 대학원생(cream9217@naver.com, ORCID[®] 0000-0002-9121-8106)

정회룡: 건국대학교 기계공학부 교수(junghl80@konkuk.ac.kr, ORCID[®] 0000-0001-7080-6630)

※ 이 성과는 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2018R1A5A7023490).

(the law of large numbers). 즉, 특정 위치에서 UWB 측정 샘플의 수가 증가할수록 샘플의 평균은 실제 위치 값에 근접하게 된다고 할 수 있다. 움직이는 이동로봇의 위치추정에 이러한 개념을 적용하기 위하여 본 논문에서는 과거의 UWB 위치추정 값과 IMU 센서 값들을 이용하여 현재 시점에서 여러 개의 위치추정 샘플을 생성하고 이렇게 생성된 위치추정 샘플들의 평균으로 현재의 위치를 추정한다. 이동로봇이 연속적으로 이동하는 상태에 있다 하더라도 과거 여러시점의 UWB 위치추정 값과 각 시점으로부터 현재까지의 IMU 가속도 데이터를 이용하면 현재 시점에서 여러 개의 위치추정 샘플들을 생성할 수 있고, 그 값들의 평균을 최적의 위치추정 값으로 사용한다. 제안하는 방법의 성능을 검증하기 위하여 실내에서 이동로봇이 특정경로를 따라 이동하는 시나리오를 시뮬레이션으로 구현하고 제안하는 방법과 기존 Kalman Filter를 이용하는 방법과의 성능을 비교 분석하였다.

II. IMU/UWB 센서 융합 방법

2.1. UWB 기반 위치추정

한 쌍의 UWB 통신 모듈은 서로 데이터를 주고받으면서 데이터의 송수신에 소요되는 시간(TOF, Time-of-Flight)을 측정하여 두 모듈사이의 거리를 측정할 수 있다. 그림 1과 같이 공간상의 고정된 위치에 여러 개의 UWB 모듈(Anchor)을 설치하고 이동로봇에 하나의 UWB 모듈(Tag)을 설치하면 각각의 Anchor들이 Tag와 데이터를 주고받으면서 TOF를 측정하고 TOF로부터 계산된 Anchor와 Tag 사이의 거리 값을 이용하여 Tag의 위치를 추정할 수 있다. TOA(Time of Arrival), TDOA(Time differential of Arrival), AOA(Angle of Arrival)등 다양한 방법으로 Tag의 위치를 추정할 수 있는데 본 논문에서는 이러한 방법들 중 정확도가 높고 일반적으로 많이 활용되는 TOA 방법을 사용하여 위치를 계산하였다[20-22].

Tag의 위치좌표를 $P^T(x^T, y^T)$, i 번째 anchor의 좌표를 $P_i^A(x_i^A, y_i^A)$ $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 으로 정의하면 각 anchor로부터 tag 사이의 거리는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

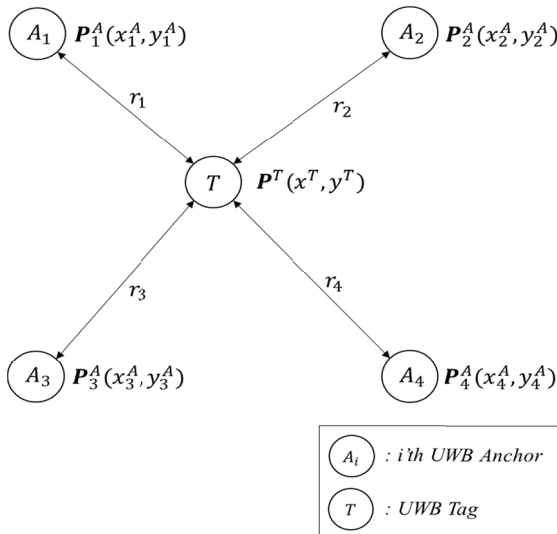


그림 1. TOF를 이용한 UWB 기반 위치추정.

Fig. 1. UWB based Localization using TOF Algorithm.

$$r_i = \sqrt{(x^T - x_i^A)^2 + (y^T - y_i^A)^2}, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

식 (1)의 양변을 제곱하여 정리하면 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$r_i^2 = R^2 - 2x^T x_i^A - 2y^T y_i^A + (x_i^{A^2} + y_i^{A^2}) \quad (2)$$

$$x^T x_i^A + y^T y_i^A - \frac{1}{2}R^2 = \frac{1}{2}(x_i^{A^2} + y_i^{A^2} - r_i^2) \quad (3)$$

여기에서 $R = \sqrt{x^{T^2} + y^{T^2}}$ 이다. 식 (3)을 행렬식으로 표현하면 아래와 같다.

$$A\theta = B$$

$$\text{where } A = \begin{bmatrix} x_1^A & y_1^A & -1/2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^A & y_n^A & -1/2 \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} x^T \\ y^T \\ R^2 \end{bmatrix}$$

$$B = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1^{A^2} + y_1^{A^2} - r_1^2 \\ \vdots \\ x_n^{A^2} + y_n^{A^2} - r_n^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

측정한 거리 값은 오차를 포함하고 있으므로 이를 최소화하기 위해 아래와 같이 Least Square 알고리즘을 적용하여 최종적으로 tag의 위치좌표를 계산할 수 있다[23].

$$\theta_{LS} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} (A\theta - B)^T (A\theta - B) \quad (5)$$

UWB 기반 위치추정의 오차는 anchor와 tag의 사이의 거리 측정에서 발생하는 오차로부터 기인하는데, anchor와 tag사이의 거리오차가 정규분포라고 가정하면 이로부터 계산된 위치오차도 정규분포를 갖는다고 가정할 수 있다.

2.2. 이동평균을 이용한 UWB/IMU 센서 융합 방법

TOA를 이용한 UWB 기반 위치추정 방법은 10cm~30cm의 오차범위 내에서 절대 위치를 제공한다. 기존의 다른 무선통신 기반 위치추정 방식보다는 정확도가 높지만, 물류센터나 스마트공장에서 작업을 하는 이동로봇의 자율주행에 적용하기에는 부족한 수준이다. 이 문제를 해결하기 위해서 선행연구에서 Kalman filter를 이용하여 IMU센서 신호와 UWB의 위치추정 값을 융합하는 방법들이 제안되었는데[11,12], 위치오차의 변동성이 큰 UWB 위치추정 데이터를 그대로 사용하기 때문에 필터링의 성능이 떨어지는 문제가 있다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 이동평균을 이용한 위치추정 방법의 개념을 보여준다. 시간 t 에서 이동체의 위치를 P_t 라고 했을 때 이 값은 아래와 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$P_t = P_{t-n\Delta t} + \Delta P_{t,t-n\Delta t} \quad (6)$$

위의 식에서 $\Delta P_{t,t-n\Delta t}$ 은 시간 $t - n\Delta t$ 에서 t 까지의 이동 변위를 나타내는데, n 은 샘플링 수를 의미하고 Δt 는 샘플링 사이의 시간간격을 나타낸다. $n\Delta t$ 가 길지 않은 시간이라고 한다면 이동변위 $\Delta P_{t,t-n\Delta t}$ 는 아래와 같이 IMU 센서의 가속도 값을 이용하여 계산된 변위 값으로 근사할 수 있다.

$$\Delta P_{t,t-n} \approx \Delta P_{t,t-n}^{IMU} \quad (7)$$

위의 식에서 $\Delta P_{t,t-\Delta t}^{IMU}$ 은 Δt 동안 IMU의 가속도 값을 적분

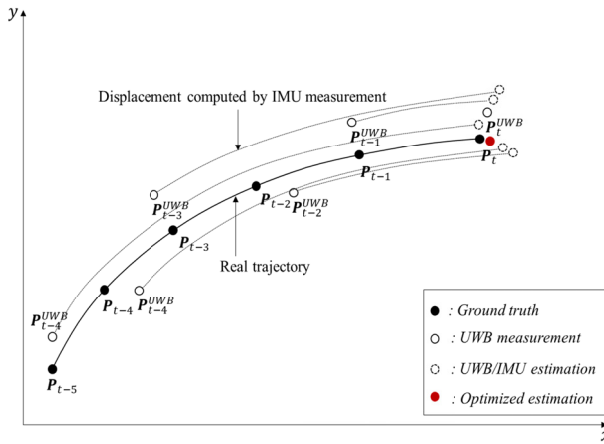


그림 2. 이동평균을 이용한 UWB/IMU 기반 위치추정 방법.
Fig. 2. IMU/UWB based Localization using novel moving average algorithm.

하여 계산된 변위를 나타내고 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta \mathbf{P}_{t,t-n\Delta t}^{IMU} = \sum_{i=0}^{n-1} \mathbf{v}_{t-(n-i)\Delta t}^{IMU} \Delta t \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_{t-(n-k)\Delta t}^{IMU} = \mathbf{v}_{t-n\Delta t}^{IMU} + \sum_{i=0}^k \mathbf{a}_{t-(n-i)\Delta t}^{IMU} \Delta t \quad (9)$$

그림 2에서와 같이 과거시점의 각 샘플링 시간에서 UWB를 이용하여 측정된 위치 값 $\mathbf{P}_{t-i\Delta t}^{UWB}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)과 IMU 센서에 의해 측정된 가속도 값을 이용하면 현재 시점에서 위치 추정 값을 계산할 수 있다.

$$\tilde{\mathbf{P}}_{t,k}^{UWB} = \mathbf{P}_{t-k\Delta t}^{UWB} + \Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU} \quad (10)$$

위의 식에서 $\tilde{\mathbf{P}}_{t,k}^{UWB}$ 은 시간 $t - k\Delta t$ 에서 UWB를 이용하여 측정된 위치 값($\mathbf{P}_{t-k\Delta t}^{UWB}$)과 $t - k\Delta t$ 에서 t 사이에 측정된 가속도 값을 적분하여 계산한 변위 값($\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$)을 이용하여 추정된 현재시점에서의 위치 값을 나타낸다. 현재 시점으로부터 이전의 n (이동평균의 윈도우를 나타냄) 개의 샘플을 고려하면 현재 시점에서 n 개의 위치추정 값을 계산할 수 있고 위치 추정 값들의 평균을 계산하여 아래와 같이 최적의 위치 추정 값을 계산할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{P}}_t^{UWB} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n \tilde{\mathbf{P}}_{t,k}^{UWB} \quad (11)$$

위의 식에서 $\bar{\mathbf{P}}_t^{UWB}$ 은 이동평균을 이용하여 계산한 시간 t 에서 최적의 위치추정 값을 나타낸다. UWB의 위치추정 오차가 정규분포($\mu = 0$)를 따른다고 할 때 n 이 충분히 크다면 $\bar{\mathbf{P}}_t^{UWB}$ 의 오차는 0으로 수렴하게 된다.

2.3. 속도 (\mathbf{v}_t^{IMU}) 추정 방법

위에서 설명한 이동평균기반 위치추정 방법은 IMU의 가속도 값으로 적분한 변위 $\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$ 를 사용한다. 식 (8)에서 $\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$ 은 IMU의 가속도 값을 적분하여 계산된(식 (9)) $\mathbf{v}_{t-k\Delta t}^{IMU}$ 을 적분하여 계산하는데 가속도 값에 오차가 존재하기 때문에 시간간격 $k\Delta t$ 가 커지면 오차가 누적되어 발산하게 된다. 기존연구에서 이러한 오차의 누적을 방지하기 ZUPT (Zero-Velocity Update) 알고리즘이 제안되었는데, 본 연구에서는 ZUPT와 유사하게 과거시점에서 UWB를 이용하여 측정된 위치샘플들을 이용하여 속도를 계산하고 그 값을 이용

표 1. 속도 추정 방법의 Pseudo Code.

Table 1. Pseudo Code of velocity estimation method.

Velocity Filtering	
Input	$\mathbf{P}_{t-2+n\Delta t}^{UWB} \sim \mathbf{P}_t^{UWB}, \mathbf{a}_t^{IMU}$
Output	$\hat{\mathbf{v}}_t^{IMU}$
1	$pos_sum1 = 0, pos_sum_2 = 0$
2	for $i=1:n$
3	$pos_sum1 = pos_sum1 + \mathbf{P}_{t-n-(i-1)\Delta t}^{UWB}$
4	$pos_sum2 = pos_sum2 + \mathbf{P}_{t-(i-1)\Delta t}^{UWB}$
5	end
6	$\hat{\mathbf{P}}_{t-1.5*n\Delta t}^{UWB} = pos_sum1 / n$
7	$\hat{\mathbf{P}}_{t-0.5*n\Delta t}^{UWB} = pos_sum2 / n$
8	$\hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{UWB} = \frac{\hat{\mathbf{P}}_{t-0.5*n\Delta t}^{UWB} - \hat{\mathbf{P}}_{t-1.5*n\Delta t}^{UWB}}{n\Delta t}$
9	$\hat{\mathbf{v}}_t^{IMU} = \hat{\mathbf{v}}_{t-1}^{IMU} + \mathbf{a}_t^{IMU} * \Delta t$
10	if $i \% n = 0$
11	$Drift_error = \hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{IMU} - \hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{UWB}$
12	$\hat{\mathbf{v}}_t^{IMU} = \hat{\mathbf{v}}_t^{IMU} - Drift_error$
13	end

하여 IMU의 가속도 값으로 적분되는 속도를 갱신한다. 표 1은 본 논문에서 제안하는 속도 필터링 알고리즘의 Pseudo code를 보여준다. UWB를 이용하여 측정된 과거의 위치 값들을 이용하여 $\hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{UWB}$ 을 계산하고 IMU의 가속도 신호를 적분하여 계산된 $\hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{UWB}$ 과 비교하여 drift 오차를 보정한다.

2.4. IMU/UWB 센서융합 기반 위치추정 방법

본 논문에서는 기존의 Kalman Filter 기반 방법의 단점을 보완할 수 있는 이동평균 기반의 UWB/IMU 센서융합을 이용한 위치추정 방법을 제안한다. 제안하는 위치추정 방법은 크게 5단계로 구성되며 각 단계에 대한 설명은 아래와 같다.

Step 1: 현재 시점으로부터 이전의 n 개의 샘플링 구간(window)동안 UWB 모듈로부터 측정된 위치 값 ($\mathbf{P}_{t-i\Delta t}^{UWB}$, $i = 1, 2, \dots, n$)을 저장한다.

Step 2: Step 1의 샘플링 구간에서 IMU 센서의 가속도 값을 이용하여 속도 추정값 ($\mathbf{v}_{t-i\Delta t}^{IMU}$, $i = 1, 2, \dots, n$)을 계산한다.

Step 3: 각 샘플링 시점으로부터 현재 시점까지의 이동 변위 ($\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$)를 $\mathbf{v}_{t-i\Delta t}^{IMU}$ 를 적분하여 계산한다.

Step 4: 각 샘플링 시점에서 UWB 모듈에서 측정된 위치값 ($\mathbf{P}_{t-k\Delta t}^{UWB}$)에 IMU 센서신호로부터 계산된 속도값($\hat{\mathbf{v}}_t^{IMU}$)을 적분하여 계산한 변위값 ($\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$)을 더하여 현재 시점에서 위치추정값 ($\tilde{\mathbf{P}}_{t,k}^{UWB}$)을 계산한다.

Step 5: 식 (11)과 같이 각 샘플링 시점으로부터 계산된 현재 시점에서의 위치추정 값의 평균을 계산하여 최종 위치추정 값을 계산한다.

위의 각 방법을 구현하는 Pseudo code는 표 2와 같다.

III. Simulation Result

시뮬레이션 환경 구성: 본 논문에서 제안하는 UWB/IMU 센서융합 방법의 성능을 검증하기 위하여 실내에서 이동로봇이 정해진 경로를 따라 이동하는 상황을 시뮬레이션으로 구현하였다. 시뮬레이션은 MATLAB으로 구성하였으며 시뮬레

표 2. 이동평균기반 IMU/UWB 센서융합 방법의 Pseudo code.
Table 2. Pseudo code of IMU/UWB fusion algorithm based on moving average.

Position Estimation Algorithm Using Moving Average Filter	
Input:	$\mathbf{P}_{t-n\Delta t}^{UWB} \sim \mathbf{P}_t^{UWB}, \hat{\mathbf{v}}_{t-n\Delta t}^{IMU} \sim \hat{\mathbf{v}}_t^{IMU}$
Output	$\bar{\mathbf{P}}_t^{UWB}$
1:	for $k = 1 : n$
2:	$\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU} = 0$
3:	for $j = k : n$
4:	$\Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU} = \Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU} + \hat{\mathbf{v}}_{t-(n-j)\Delta t}^{IMU}$
5:	end
6:	$\bar{\mathbf{P}}_{t,k}^{UWB} = \mathbf{P}_{t-k\Delta t}^{UWB} + \Delta \mathbf{P}_{t,t-k\Delta t}^{IMU}$
7:	end
8:	$\bar{\mathbf{P}}_t^{UWB} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \bar{\mathbf{P}}_{t,i}^{UWB}$

이전에 사용되는 이동로봇과 센서의 사양은 실제 모델을 참고하여 설정하였다. 이동로봇은 최대속도 1 m/s로 주행할 수 있도록 설정하였으며 UWB의 위치오차는 Decawave사의 DWM1000 모듈을 기준으로 하여 오차평균은 0, 표준편차는 15 cm인 정규분포로 가정하였다. IMU센서는 Xsens사의 MTw를 기준으로 오차평균은 0, 표준편차는 200 μ g인 정규분포로 설정하였다. IMU센서의 bias 오류의 경우 센서가 켜지고 안정화를 찾게 된다면 무시할 정도로 적게 되므로 시뮬레이션에서 고려하지 않았다[24]. 시뮬레이션은 정사각형과 원형의 두 가지의 경로에 대하여 진행하였다. 정사각형 경로는 한 변의 크기가 9m인 정사각형이며 로봇의 이동속도는 1 m/s로 설정하였다. 원형경로의 경우 반지름 6.25 m인 원형이며 이동속도는 정사각형 경로와 동일한 1 m/s로 설정하였다.

시뮬레이션 결과: 그림 3과 4는 각각 정사각형 경로와 원형 경로에서의 실험결과를 보여준다. 동일한 경로에 대해 UWB의 위치추정 값, Kalman Filter를 이용한 위치추정 값, 그리고 본 논문에서 제안하는 이동평균기반 UWB/IMU 센서융합 방법을 이용한 위치추정 값을 비교하였다. 표 3과 4는 정사각형 경로와 원형경로에서 각 위치추정방법의 오차평균, 표준편차, 최대오차를 보여준다. UWB의 오차평균은 두 경로에서 모두 대략 18 cm 정도가 발생하였으며 표준편차는 10 cm, 최대오차는 63 cm 정도 발생하였다. Kalman Filter의 경우 평균오차는 7-8 cm, 표준편차 4 cm, 최대오차 25 cm로 UWB만 사용하는 경우보다 오차특성이 개선됨을 확인할 수 있었다. 하지만 Kalman Filter의 경우 UWB 측정 값에서 발생하는 변동이 큰 위치오차를 보정하지 않고 Kalman Filter 측정값에 사용하기 때문에 UWB보다는 오차는 줄어들었지만 필터링 이후에도 여전히 위치추정 값이 튀는 것을 확인할 수 있다(그림 3, 4). 본 논문에서 제안하는 이동평균기반 UWB/IMU 센서융합 알고리즘은 오차평균 약 6.5 cm, 표준편차 3 cm, 최대오차 약 10 cm 수준으로 기존의 Kalman Filter 방식에 비해 오차평균에서 약 23%의 성능이 개선되었다. 또한 그림 3과 4에서 보는 것과 같이 위치오차의 변동폭 역시 Kalman Filter에 비해

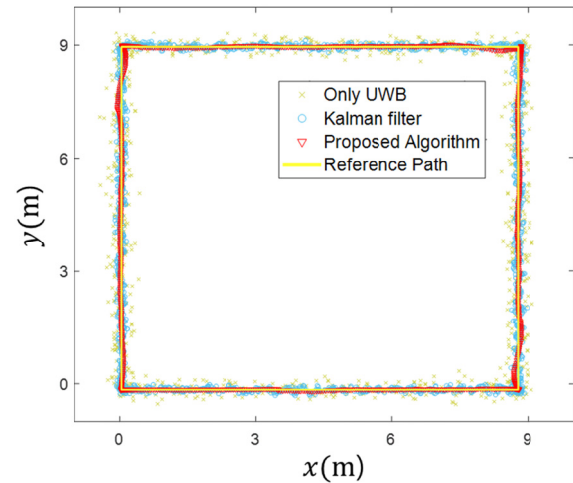


그림 3. 정사각형 경로에서 시뮬레이션 결과.

Fig. 3. A simulation result of the square path.

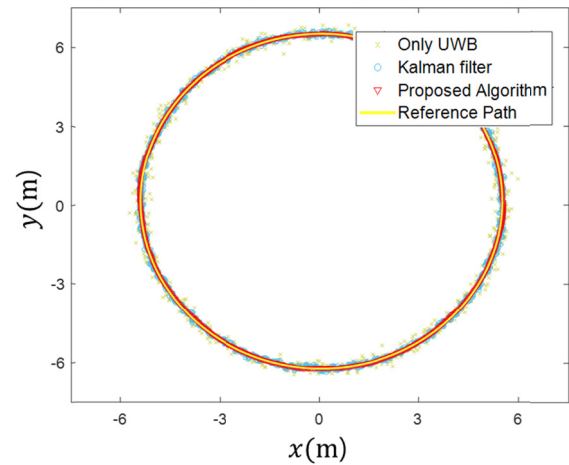


그림 4. 원형 경로에서 시뮬레이션 결과.

Fig. 4. A simulation result of the Circle path.

표 3. 정사각형 경로에서의 위치 추정 결과.

Table 3. Position estimation result of the square path.

위치추정방법	Average (m)	Std (m)	Max (m)
UWB	0.187	0.098	0.632
Kalman filter	0.0813	0.042	0.262
Proposed Algorithm	0.0665	0.030	0.112

표 4. 원형 경로에서의 위치 추정 결과.

Table 4. Position estimation result of the Circle path.

위치추정방법	Average (m)	Std (m)	Max (m)
UWB	0.188	0.099	0.631
Kalman filter	0.0792	0.040	0.241
Proposed Algorithm	0.0641	0.031	0.108

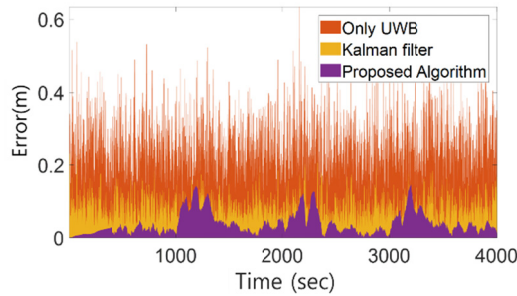


그림 5. 정사각형 경로 시뮬레이션의 위치추정 오차.

Fig. 5. Position estimation error of the square path simulation.

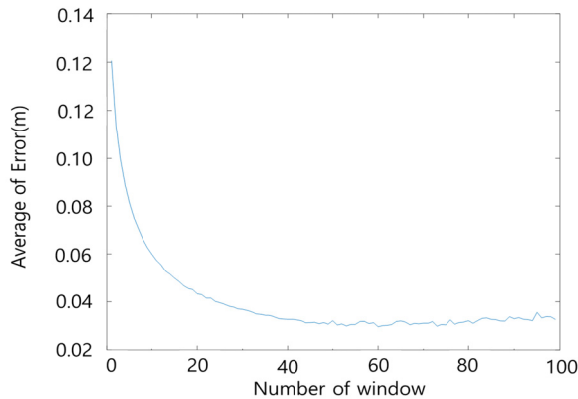


그림 6. 정사각형 경로의 Window 개수에 따른 오차의 크기.

Fig. 6. The error according to the number of windows on the square path.

크게 개선되었음을 확인할 수 있었다. 경로에 따른 오차특성은 직선경로와 곡선경로 모두 비슷한 정도의 오차와 변동특성을 보였으며 두 경우 모두 기존의 Kalman Filter에 비해 제안하는 방법이 우수한 성능을 보였다.

본 논문에서 제안하는 위치추정 방법은 이동평균의 Window 크기가 위치추정 성능에 영향을 준다. 그림 6은 이동평균의 Window의 크기에 따라 제안하는 방법의 오차특성을 보여준다. Window의 개수가 30미만일 경우 오차는 Window의 개수에 따라 크게 변하는데 Window의 수가 증가할수록 오차는 크게 감소하는 특성을 보인다. Window의 개수가 30을 넘어가게 되면 오차는 더 이상 감소하지 않으며 0.04~0.05 m 사이의 값으로 수렴하는 특성을 보였다. Window의 개수가 60보다 커질 경우 오차의 크기가 조금씩 증가하는 특성을 보이는데 이는 window의 개수가 늘어나면서 IMU센서로 추정해야 하는 시간이 길어져 $\Delta P_{t,t}^{IMU}$ 의 오차가 커지기 때문이다. 표 5와 그림 6은 UWB의 오차특성과 Window의 크기에 따른 제안하는 방법의 위치오차 특성을 보여준다. 앞의 시뮬레이션 결과는 실제 UWB 모듈의 오차특성($\mu = 0, \sigma = 15\text{cm}$)을 반영한 결과이다. 추후 UWB 모듈의 오차특성이 더욱 개선되었을 경우 제안하는 방법의 위치추정 성능의 향상을 시뮬레이션으로 검증하였다. 표 5는 UWB 모듈의 오차특성과 Window 개수에 따른 제안하는 방법의 평균 위치오차를 보여준다. 시뮬레이션은 정사각형 경로에서 수행되었다. UWB 모듈의 오차가 줄어들면 샘플의 개수가 적어지게 되더라도 평균값은 실

표 5. 정사각형 경로에서의 Window 개수와 UWB 오차특성에 따른 위치추정 오차(m).

Table 5. Location estimation error (m) according to the number of windows and UWB error in a square path.

# of Window	Std. of UWB error			
	15 cm	12 cm	10 cm	7.5 cm
10	0.122	0.096	0.078	0.060
20	0.085	0.069	0.056	0.044
50	0.059	0.051	0.044	0.056
100	0.064	0.060	0.054	0.058

제 값에 더 가까워지게 될 것이며 표 5와 같이 UWB 모듈의 오차의 표준편차가 15 cm 일 때보다 표준편차가 7.5 cm 일 때 위치추정 오차가 감소하였다. 한 가지 특징적인 부분은 UWB 오차에 따라 제안하는 방법의 위치오차를 최소로 하는 window의 크기 값이 변한다는 특성이다. UWB 표준편차가 15, 12, 10 cm 일 경우는 window의 개수가 50일 경우 위치오차가 최소값을 갖는데, 7.5 cm 인 경우는 window의 크기가 20 일 때 최소값을 갖는다. 이러한 결과는 UWB 모듈의 오차가 줄어들수록 IMU 센서보다 UWB 모듈의 신뢰성이 높아지고 그에 따라 더 적은 window 개수에서 위치오차가 최소 값을 갖게 된다. 이는 상보필터에서 어느 센서의 신뢰성이 더 높음에 따라 계수를 변하는 것과 같이 window의 개수를 바꿈으로써 최적의 추정 값을 찾을 수 있다.

IV. Conclusion

본 논문에서는 UWB 기반 위치추정의 오차특성을 개선하기 위한 이동평균기반 UWB/IMU 센서융합 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 UWB 오차가 정규분포를 따를 경우 확률적으로 샘플의 수가 증가할수록 샘플의 평균은 모집단의 평균에 수렴한다는 부분에 착안하여 과거의 UWB/IMU 데이터를 이용하여 현재시점에서 여러 개의 위치추정 샘플을 생성하고 이 샘플들의 평균을 최적의 위치 값으로 추정한다. 제안하는 방법의 성능을 검증하기 위하여 정사각형과 원형의 경로에서 UWB, Kalman Filter, 제안하는 방법의 위치추정 성능을 비교하였다. 제안하는 방법은 기존의 Kalman Filter 방식에 비해 오차가 약 23% 정도 감소하는 특성을 보였으며 변동이 큰 UWB 위치오차의 특성도 상당부분 개선됨을 확인하였다. Kalman Filter의 경우 UWB측정데이터에 대한 민감도가 큰 특성이 결과 데이터에 나타났지만 제안하는 방법은 변동이 큰 UWB 모듈의 오차특성을 IMU센서 데이터를 융합하여 개선할 수 있었고 기존의 방법들보다 위치오차를 향상할 수 있었다. 제안하는 알고리즘은 로봇의 이동속도가 변경되어도 오차의 크기는 변하지 않았으며, 위치 정확도는 UWB와 IMU 센서의 오차의 크기에 의해 결정되었다.

제안하는 방법의 위치추정 성능은 누적 시간과 관련된 이동평균의 window개수에 영향을 받는데, 이는 Kalman Filter의 Kalman Gain이나 상보필터(Complimentary Filter)의 계수처럼 IMU, UWB 데이터의 신뢰성을 바탕으로 바꿀 수 있으며 이에 따라 최적의 값으로 선정되어야 한다. IMU센서의 신뢰성이 커진다면 window의 개수를 늘려도 이동체의 현재 위치를

정확히 추정할 수 있다. UWB의 신뢰성이 커진다면 window의 개수를 적게 해도 UWB 오차의 변동폭이 작기 때문에 현재의 위치를 정확하게 추정할 수 있다. 본 논문에서는 NLOS는 고려하지 않았는데, 후속 연구에서 UWB/IMU 센서융합을 이용하여 NLOS 상황을 감지하고 위치추정 성능을 향상시키는 방법에 대해 연구를 이어갈 계획이다.

REFERENCES

- [1] R. J. Fontana, "Recent system applications of short pulse ultra-wide-band (UWB) technology," *IEEE Trans. on Microwave Theory and Technique*, vol. 52, no. 9, pp. 2087-2104, 2004.
- [2] A. Holm, L. Wang, and R. Brewster, "Localizing operators in the smart factory: A review of existing techniques and systems," *Proceedings of 2016 International symposium on flexible automation*, Ohio, USA, Aug. 2016.
- [3] J.-O. Nilsson, J. Rantakokko, P. Händel, I. Skog, M. Ohlsson, and K. Hari, "Accurate indoor positioning of firefighters using dual foot mounted inertial sensors and inter-agent ranging," *Proceedings of the Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), 2014 IEEE/ION*, 2014.
- [4] J. Park, Y. K. Cho, and D. A. Martínez, "BIM and UWB integrated mobile robot navigation system for indoor position tracking applications," *Journal of Construction Engineering and Project Management*, vol. 6, no. 2, pp. 30-39, 2016.
- [5] J. González, J.L. Blanco, C. Galindo, A. Ortiz-de-Galisteo, J.A. Fernández-Madrigal, F.A. Moreno, and J.L. Martínez, "Mobile robot localization based on ultra-wide-band ranging: A particle filter approach," *Robotics and Autonomous systems*, vol. 57, no. 5, pp. 496-507, May 2009.
- [6] S. Krishnan, P. Sharma, Z. Guoping, and O. Woon, "A UWB based localization system for indoor robot navigation," *Proceedings of the IEEE International Conference on Ultra-Wideband, (ICUWB)*, Singapore, pp. 77-82, 24-26 Sep. 2007.
- [7] A. Baboli, J. Okamoto Jr., Marcos S.G.Tsuzuki, T. C. Martins, P. E. Miyagi, and F. Junqueira, "Intelligent manufacturing system configuration and optimization considering mobile robots, multi-functional machines and human operators new facilities and challenge for industrial engineering," *International federation of automatic control(IFAC)-Papers OnLine*, vol. 48, no. 3, pp. 1912-1917, 2015.
- [8] Y. Wang and X. Li, "The IMU/UWB Fusion Positioning Algorithm Based on a Particle Filter," *International Society for Photogrammetry and remote sensing (ISPRS) International Journal of Geo-Information*, 2017, 6, 235.
- [9] M. Kok, J. D. Hol, and T. B. Schön, "Indoor positioning using ultrawideband and inertial measurements," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 4, pp. 1293-1303, Apr. 2015.
- [10] T. N. Do, R. Liu, C. Yuen, M. Zhang, and U.-X. Tan, "Personal dead reckoning using imu mounted on upper torso and inverted pendulum model," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 21, pp. 7600-7608, Nov. 1, 2016.
- [11] P. K. Yoon, S. Zihajehzadeh, B.-S. Kang, and E. J. Park, "Robust biomechanical model-based 3-D indoor localization and tracking method using UWB and IMU," *IEEE Sensors, Journal*, vol. 17, no. 4, pp. 1084-1096, Feb. 2017.
- [12] S. Ma, Y. Zhang, Y. Xu, B. Wang, J. Cheng, and Q. Zhao, "Indoor robot navigation by coupling IMU, UWB, and encode," *10th International Conference on Software, Knowledge, Information Management & Applications (SKIMA)*, 2016.
- [13] Z. Zeng, S. Liu, and L. Wang, "UWB/IMU integration approach with NLOS identification and mitigation," *2018 52nd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, Princeton, NJ, USA, 2018.
- [14] A. Benini, A. Mancini, and S. Longhi, "An IMU/UWB/visionbased extended Kalman Filter for Mini-UAV localization in indoor environment using 802.15. 4a wireless sensor network," *Journal of Intelligent and Robotic Systems. Syst.*, vol. 70, no. 1-4, pp. 461-476, 2013.
- [15] J. D. Hol, F. Dijkstra, H. Luinge, and T. B. Schon, "Tightly coupled UWB/IMU pose estimation," *Proceedings of the IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB 2009)*, Vancouver, BC, pp. 688-692, Canada, 9-11, Sep. 2009.
- [16] Y. S. Nam, "Indoor Location Estimation Method using Extended Kalman Filter based on Time Difference of Arrival," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 24, no. 12, pp. 1.111-.1116, 2018.
- [17] S. Yousefi, X. W. Chang, and B. Champagne, "Mobile localization in non-line-of-sight using constrained square-root unscented Kalman filter," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 5, pp. 2071-2083, May 2015.
- [18] R. Liu, C. Yuen, T.-N. Do, D. Jiao, X. Liu, and U.-X. Tan, "Cooperative relative positioning of mobile users by fusing IMU inertial and UWB ranging information," *IEEE international Conference on Robotics and Automation. (ICRA)*, Jun. 2017.
- [19] S. Y. Cho and J. H. Oh, "UWB-based Wireless Location Tracking Filter with In-Motion Channel Error Compensation," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 24, no. 8, pp. 679-687, 2018.
- [20] R. J. Fontana, "Recent system applications of short-pulse ultra-wide-band (UWB) technology," *IEEE Trans. on Microwave Theory and Technique*, vol. 52, no. 9, pp. 2087-2104, 2004.
- [21] D. Neiryneck, E. Luk, and M. McLaughlin, "An alternative doublesided two-way ranging method," *2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, pp. 1-4, Oct. 2016.
- [22] B. Hepp and N. Tobias, "Omni-directional person tracking on a flying robot using occlusion-robust ultrawideband signals," *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 189-194, oct. 2016.
- [23] K. W. Cheung, H. C. So, W. K. Ma, and Y. T. Chan, "Least square algorithms for time-of-arrival-based mobile location," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 52, no. 4, pp. 1121-1128, Apr. 2004.
- [24] J. K. Lee, E. J. Park, and S. N. Robinovitch, "Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions," *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 61, 2262-2273, 2012.



임 정 환

2018년 건국대학교 기계공학과(공학사)
2018년~현재 건국대학교 대학원 기계공
학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 의
료로봇, 모바일로봇.



심 준 혁

2018년 고려대학교 제어계측공학과(공
학사). 2019년~현재 건국대학교 대학원
기계공학과 석사과정 재학 중. 관심분
야는 모바일로봇.



정 회 룡

2006년 건국대학교 기계공학과(공학사)
2007년 한국과학기술원 기계공학과(공
학석사). 2012년 한국과학기술원 기계공
학과(공학박사). 2017년~현재 건국대학
교 기계공학부 조교수. 관심분야는 가
상현실, 인공지능, 자율주행 이동로봇.