

Indoor Positioning Technology Integrating Pedestrian Dead Reckoning and WiFi Fingerprinting Based on EKF with Adaptive Error Covariance

Eui Yeon Cho, Jae Uk Kwon, Myeong Seok Chae, Seong Yun Cho, JaeJun Yoo[†],
SeongHun Seo



Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Indoor Positioning Technology Integrating Pedestrian Dead Reckoning and WiFi Fingerprinting Based on EKF with Adaptive Error Covariance

Eui Yeon Cho¹, Jae Uk Kwon¹, Myeong Seok Chae¹, Seong Yun Cho^{2,3†}, JaeJun Yoo^{4†}, SeongHun Seo⁴

¹Department of IT Engineering, Kyungil University, Gyeongsan 38428, Korea

²School of Smart Design Engineering, Kyungil University, Gyeongsan 38428, Korea

³NavIn Labs Co., Ltd. Daegu 41066, Korea

⁴Mobility UX Section, Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon 34129, Korea

ABSTRACT

Pedestrian Dead Reckoning (PDR) methods using initial sensors are being studied to provide the location information of smart device users in indoor environments where satellite signals are not available. PDR can continuously estimate the location of a pedestrian regardless of the walking environment, but has the disadvantage of accumulating errors over time. Unlike this, WiFi signal-based wireless positioning technology does not accumulate errors over time, but can provide positioning information only where infrastructure is installed. It also shows different positioning performance depending on the environment. In this paper, an integrated positioning technology integrating two positioning techniques with different error characteristics is proposed. A technique for correcting the error of PDR was designed by using the location information obtained through WiFi Measurement-based fingerprinting as the measurement of Extended Kalman Filter (EKF). Here, a technique is used to variably calculate the error covariance of the filter measurements using the WiFi Fingerprinting DB and apply it to the filter. The performance of the proposed positioning technology is verified through an experiment. The error characteristics of the PDR and WiFi Fingerprinting techniques are analyzed through the experimental results. In addition, it is confirmed that the PDR error is effectively compensated by adaptively utilizing the WiFi signal to the environment through the EKF to which the adaptive error covariance proposed in this paper is applied.

Keywords: indoor positioning, PDR, WiFi fingerprinting, integrated positioning, adaptive EKF

1. INTRODUCTION

모바일 인터넷의 급속한 발전과 스마트 기기의 대중화로 인해 스마트폰을 이용한 보행자의 위치 추정은 위치 기반 서비스의 핵심이 되고 있다. 보편적으로 사용자의 위치 정보는 Global

Navigation Satellite System (GNSS)를 통해 실외 환경에서 높은 정확도를 갖고 획득할 수 있다. 그러나 GNSS의 신호가 차단되거나 왜곡이 되는 실내 환경에서는 다른 측위 기법을 사용하여 보행자의 위치를 추정해야 한다. 이를 위해 무선통신 및 관성 센서를 사용하는 다양한 측위 기술들에 대한 연구가 이루어지고 있다 (Li et al. 2017, Yuan et al. 2021). 무선통신 기반 측위는 GNSS와 마찬가지로 AP로부터 송출된 신호를 측정하여 위치를 추정하는 기술이므로 인프라가 설치된 곳에서만 사용될 수 있다. 다양한 무선신호 중에서 WiFi를 사용한 무선측위 기술이 많이 사용되고 있으며, 그 이유는 대부분의 스마트기기에 WiFi 칩셋이 내장되어 있으며, 대부분의 건물에 많은 WiFi용 AP가 설치되어 있기 때문에 쉽게 적용할 수 있기 때문이다. 그러나 측위 정확도를 높이기 위해서는 사전에 위치기반으로 측정된 신호 정보를 DB화 한 다음 fingerprinting 기법을 적용해야 하며 이 DB 또한 소프트웨어 인프라로 작용하여 기 구축된 영역에서만 적용할 수 있다 (Kim

Received Aug 15, 2023 Revised Sep 02, 2023 Accepted Sep 05, 2023

[†]Corresponding Author

E-mail: sycho@kiu.kr, jjryu@etri.re.kr
Tel: +82-53-600-5584, +82-42-860-1011

Eui Yeon Cho <https://orcid.org/0000-0003-1155-2823>

Jae Uk Kwon <https://orcid.org/0000-0001-6222-5043>

Myeong Seok Chae <https://orcid.org/0000-0002-2638-559X>

Seong Yun Cho <https://orcid.org/0000-0002-4284-2156>

JaeJun Yoo <https://orcid.org/0000-0001-5076-5325>

SeongHun Seo <https://orcid.org/0000-0003-0582-5514>

et al. 2011, He & Chan 2016).

이와 달리 인프라 없이 위치를 추정할 수 있는 기법으로 관성 센서를 활용하는 Pedestrian Dead Reckoning (PDR) 기술이 있다 (Cho & Park 2006). PDR은 보행자의 걸음을 인식하고, 각 걸음마다 위치가 이동되는 정보인 보폭을 추정하고, 이동 방위각을 측정함으로써 위치를 연속적으로 추정할 수 있는 기술이다. PDR은 인프라를 사용하지 않으므로 위치에 상관없이 연속적으로 보행자의 위치를 추정할 수 있다는 장점은 있지만 시간이 지남에 따라 오차가 점점 누적되는 단점을 갖는다. 센서를 발에 장착할 수 있는 경우에는 발이 지면에 닿는 순간을 검출함으로써 0속도 보정 필터를 통해 위치 오차를 보상할 수 있다 (Cho et al. 2022). 그러나 손에 스마트기기를 들고 있는 경우에는 이런 필터를 사용할 수 없으므로 추가적인 센서를 통해 복합측위를 수행해야 한다.

본 논문에서는 PDR과 WiFi Fingerprinting을 결합하는 복합 측위 기술을 소개한다. 두 측위 솔루션은 Extended Kalman filter (EKF) 기반으로 결합한다. 이 필터의 성능을 결정하는 다양한 요인 중에서 무선측위 정확도를 고려해 적응형 오차 공분산을 적용하는 필터를 사용한다. 즉 실내 환경에서 획득할 수 있는 무선측위 정확도가 다른 것을 실험을 통해 분석하고 이 정보를 필터링에 적용함으로써 성능이 향상된 복합측위 결과를 제공한다.

본 논문의 2장에서는 PDR과 WiFi 통한 측위기술에 대해 설명하고, 3장에서는 두 위치정보를 융합하는 기법을 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 통해 제안된 기법의 성능을 분석하고, 마지막으로 5장에서 결론을 내린다.

2. STANDALONE POSITIONING TECHNOLOGIES

2.1 PDR Positioning

스마트기기를 활용한 Hand-held형 PDR은 3단계로 이루어진다. 우선 스마트기기에서 획득한 가속도 신호를 통해 보행자의 걸음을 검출한다. 그리고 한 걸음 구간에서 획득한 관성센서 신호를 활용하여 보폭을 추정한다. 다음으로 자이로 또는 지자기센서 신호를 사용하여 사용자의 보행 방위각을 계산한다. 마지막으로 앞서 계산된 보폭과 방위각을 결합하여 사용자의 위치정보를 연속적으로 추정한다. 이 중에서 걸음 검출은 PDR의 기본이 되므로 획득된 가속도 신호를 통해 쉽고 정확하게 걸음을 검출하는 기법을 설명한다.

스마트기기에 내장된 IMU에는 3축의 가속도 신호가 포함되어 있으며, 이 가속도 신호에는 보행에서 나타나는 3축의 가속도 정보뿐 아니라 지구중력, 그리고 다양한 오차 요인들이 포함되어 있다. 이 신호를 사용하여 보행자의 걸음을 검출하기 위해서는 먼저 신호를 단순화시킬 필요가 있다. 이를 위해 Eq. (1)과 같이 가속도 신호 파워를 계산한다.

$$a_t^s = \left| \sqrt{a_{x,t}^2 + a_{y,t}^2 + a_{z,t}^2} - \bar{a}_0 \right| \quad (1)$$

여기서 $a_{j,t}$ 는 시간 t 에 획득된 j 축 신호이며, $\bar{a}_0$ 는 보행 전 정지상

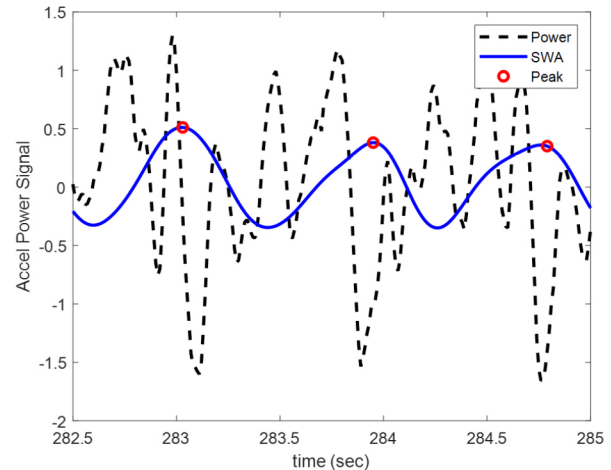


Fig. 1. Power signal and simplified signal based on continuous SWA of accelerometer signals.

태에서 계산된 파워로 중력가속도 성분을 제거하기 위한 것이다.

한 걸음 동안 Eq. (1)을 통해 획득된 신호는 걸음 형태에 따라 다양한 형태를 갖는다. 걸음을 검출하기 위해 이 걸음 형태를 정현파 형태로 단순화시키는 방법을 사용한다. 이를 위해 이 논문에서는 연속 Sliding Window Average (SWA) 필터를 활용한다 (Cho et al. 2022). Eq. (2)는 SWA 식을 나타낸 것이다.

$$a_{i,j}^{SWA} = \frac{1}{W} \sum_{i=t-W+1}^t a_{i,j}^s \quad (2)$$

여기서 W 는 SWA 필터의 윈도우 크기이며, j 는 SWA 필터의 차수이다.

Fig. 1은 세 걸음 동안 나타나는 가속도계 신호의 파워와 Eq. (2)를 통해 계산된 단순화된 신호를 나타내고 있다. 본 논문에서는 Eq. (2)에서 W 는 3, j 는 10으로 설정하였다. 이를 통해 걸음에 따른 복잡한 신호는 정현파 형태로 단순화될 수 있는 것을 확인할 수 있다. 이 신호를 통해 Peak 검출 기반으로 걸음을 검출한다.

Hand-held 형태의 PDR에서는 한 걸음 동안의 이동거리인 보폭은 한 걸음 동안에 획득되는 센서 신호 정보를 활용하여 Eq. (3)과 같이 계산할 수 있다.

$$l_k = \alpha \cdot WF_k + \beta \cdot AV_k + \gamma \quad (3)$$

여기서 l_k 는 k 번째 걸음 검출된 시점의 한 보폭정보이며, α , β , γ 는 학습을 통해 계산되는 파라미터들, 그리고 WF 와 AV 는 각각 걸음 주파수와 한 걸음 중에 획득되는 가속도 신호의 분산 값으로 Eq. (4)와 같이 계산된다.

$$WF_k = \frac{1}{t_k - t_{k-1}}, \quad AV_k = \frac{1}{N_k} \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} (a_t^s - \bar{a}_k)^2 \quad (4)$$

여기서 t_k 는 k 번째 걸음이 검출된 시간이며, $\bar{a}_k$ 는 k 번째 걸음구간 동안 획득된 가속도계 신호 파워의 평균이다. 이 구간에 획득된 가속도계 신호의 수는 N_k 이다.

Hand-held 형태의 스마트기기의 방향은 자이로 출력을 통해 Eq. (5)와 같이 계산될 수 있다 (Cho et al. 2022).

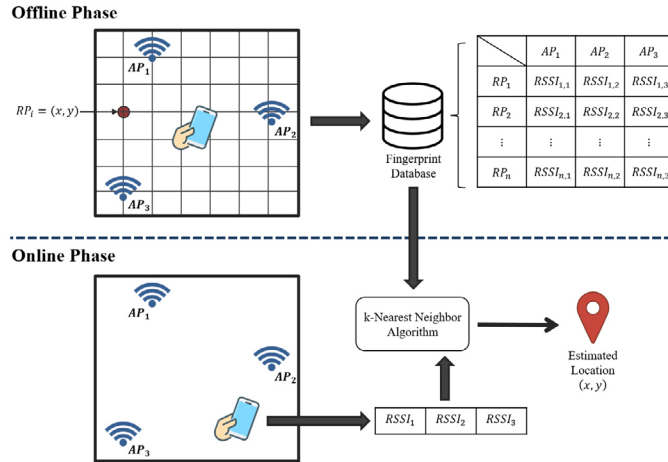


Fig. 2. WiFi Fingerprinting architecture.

$$\dot{Q} = \frac{1}{2} Q(\omega_{ib}^b - C_n^b(\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n)) \approx \frac{1}{2} Q\omega_{ib}^b \quad (5)$$

여기서 Q 는 스마트기기의 동체좌표계와 NED 항법좌표계 사이의 쿼터니언이며 방향코사인 해열이 C_n^b 및 오일러각으로 변환 가능하다. ω_{ib}^b 는 자이로 출력이며, ω_{ie}^n 와 ω_{en}^n 는 각각 지구자전각속도와 항법좌표계의 회전각속도로 저급 IMU를 사용하여 저속으로 보행하는 PDR에서는 무시 가능하다. 이때 추정된 스마트기기의 방향과 보행자가 진행하는 방향이 일치한다고 가정한다. 위치는 Eq. (6)과 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} + l_k \begin{bmatrix} \cos \varphi_k \\ \sin \varphi_k \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 $[x_k \ y_k]^T$ 는 k 번째 걸음이 검출된 시점의 위치정보이며, φ_k 는 쿼터니언을 오일러 각으로 변환한 후에 산출된 방위각 정보이다.

2.2 WiFi Fingerprinting Positioning

WiFi Fingerprinting 기반 측위 기법은 WiFi의 Received Signal Strength Indicator (RSSI) 정보에서 나타나는 위치기반 신호 패턴을 이용하여 위치를 추정하는 방법으로 사전에 데이터를 수집하여 DB를 생성하는 단계와 실제 측위를 진행하는 단계로 구성된다 (He & Chan 2016). 실내 영역은 일정한 간격으로 이루어진 격자 공간으로 구분되어 있으며, 격자선이 겹치는 지점에 기준점이 생성되는 것을 Fig. 2에서 볼 수 있다. 오프라인 수집 단계의 주요 목적은 실내 영역의 각 기준점에서 RSSI 정보를 수집하여 Fingerprint DB를 생성하는 것이다. 실내 환경에서 발생하는 비가시성 신호 및 신호의 잡음을 고려하기 위해서는 신호를 수집하는 과정에서 충분히 많은 측정치를 획득하는 것이 필요하다. 이를 위해 각 기준점에서 일정 시간 동안 AP의 신호를 측정하며, 수집된 RSSI 신호의 평균 및 표준편차 정보를 DB에 저장하도록 한다. Fingerprint DB에 기록된 정보는 식별된 AP의 개수 및 수신 정보를 포함하여, 신호 강도의 패턴이 기준점마다 서로 다른 조합으로 저장된다.

온라인 위치 추정 단계의 목적은 측위 알고리즘을 이용하여

모바일기기의 위치 정보를 추정하는 것이다. 실내 영역 내에서 모바일기기는 AP 정보를 수신한 후 기 구축된 fingerprinting DB와 매칭 계산을 통해 위치정보를 추정한다. 매칭 계산에 사용되는 측위 알고리즘으로는 다양한 방법들이 존재하지만 구현이 비교적 간단하고 현재 보편적으로 사용되고 있는 기법인 k-Nearest Neighbor (kNN) 기법을 사용한다. kNN 기법은 데이터 집합에 대해 일정 규칙을 적용하여 가장 유사한 속성을 갖는 지점을 추출해주는 확률론적 알고리즘이다. 유사도 계산은 Eq. (7)과 같이 Euclidean 또는 Manhattan 거리가 사용된다 (Kwon et al. 2022).

$$d_i = \left(\sum_{j=1}^n |RSSI_j - RSSI_{ij}|^q \right)^{1/q} \quad \text{where } i=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

여기서 n 과 m 은 각각 매칭된 AP와 기준점의 전체 개수를 나타내고, $RSSI_j$ 는 측위 데이터에서 j 번째 AP에 대한 신호 강도, $RSSI_{ij}$ 는 Database에서 i 번째 기준점에 대한 j 번째 AP의 신호 강도를 의미한다. 그리고 q 의 값은 1 또는 2로 설정됨에 따라 Manhattan 거리 및 Euclidean 거리로 정의될 수 있다.

실내 영역에서 다수의 AP로부터 송출된 신호 정보의 패턴은 기준점마다 다른 조합으로 획득된다. 또한 AP가 설치된 전파 환경 및 출력 크기에 따라 송신 반경이 전부 다른 범위를 가지기 때문에 기준점마다 수집되는 AP의 개수가 전부 상이하게 획득된다. 이에 따라 AP의 매칭 개수가 많은 기준점이 모바일기기가 위치할 가능성이 증가하게 되고, Eq. (8)과 같이 AP의 매칭 개수도 함께 반영하여 기준점의 순위를 선정하기 위한 가중치를 계산하도록 한다.

$$w_i = \frac{(N_i)^n}{d_i + \alpha} \quad (8)$$

여기서 w_i 와 d_i 는 각각 i 번째 기준점의 가중치와 계산된 거리 값을 의미하고, N_i 는 AP의 매칭 개수, n 은 제곱 상수항을 의미한다. 또한 α 는 분모가 0이 되는 것을 방지하기 위한 일정 상수 값을 나타낸다. 이 때 제곱 상수항은 AP의 매칭 개수에 추가적인 가중치를 할당하는 상수 값으로, 측위 단계에서 AP의 매칭 수가 많을수록 더 높은 가중치를 갖게 된다. 즉, 상수 값이 증가하게 된다면 AP의 매칭 수에 가중치를 제공만큼 더 부여한다는 의미이다.

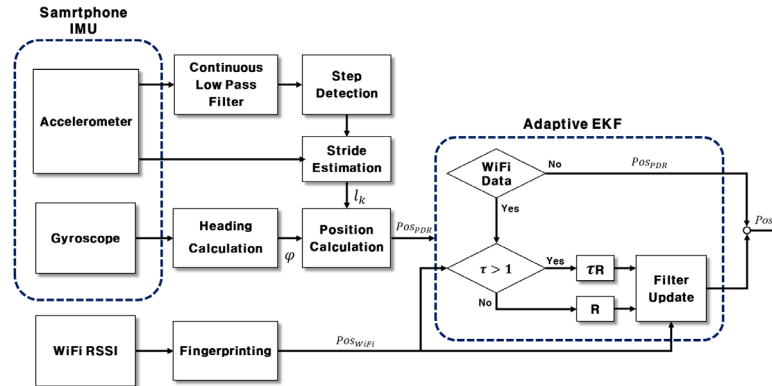


Fig. 3. PDR/WiFi integrated positioning architecture based on adaptive Kalman filter.

3. INTEGRATED POSITIONING TECHNOLOGY BASED ON EKF WITH ADAPTIVE ERROR COVARIANCE

PDR은 인프라에 상관없이 위치를 연속적으로 추정할 수 있지만 시간에 따라 오차가 누적되는 단점을 갖는다. 이와 달리 WiFi Fingerprinting은 오차의 누적현상은 없지만 인프라 및 DB가 구축된 곳에서만 사용할 수 있으며 장소에 따라 다른 오차 특성을 갖는다. 이렇게 다른 오차 특성을 갖는 두 측위 솔루션을 EKF 기반으로 결합하는 방법을 설명한다.

Fig. 3에서 본 논문에서 제시하는 결합측위 기법의 구성도를 나타내고 있다. PDR과 WiFi Fingerprinting은 각각 독립적으로 구동된다. WiFi 신호 획득 주기는 대략 3초로 가변적이며, PDR은 걸음 주기로 위치정보가 갱신된다. WiFi 신호가 획득되지 않으면 PDR 결과가 출력된다. WiFi 신호가 획득되면 필터가 구동된다. 필터는 PDR의 비선형성을 고려하여 EKF로 설계되었으며, 오차 상태변수는 Eq. (9)와 같이 위치 오차와 보폭 오차, 그리고 방위각 오차로 구성된다.

$$\delta x_k = [\delta x_k \quad \delta y_k \quad \delta l_k \quad \delta \varphi_k]^T \quad (9)$$

상태변수 사이의 관계는 Eq. (10)에서 나타낸 식으로 확인할 수 있으며, 이 식을 기반으로 필터의 오차 공분산 행렬 시간전파를 위한 시스템 행렬 구성에 활용된다.

$$\begin{cases} \delta x_{k+1} = \delta x_k + \cos \varphi_k \cdot \delta l_k + l_k \sin \varphi_k \cdot \delta \varphi_k \\ \delta y_{k+1} = \delta y_k + \sin \varphi_k \cdot \delta l_k + l_k \cos \varphi_k \cdot \delta \varphi_k \\ \delta l_{k+1} = \delta l_k \\ \delta \varphi_{k+1} = \delta \varphi_k \end{cases} \quad (10)$$

EKF의 상태 전이 행렬은 Eq. (11)과 같다.

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cos \varphi_k & l_k \sin \varphi_k \\ 0 & 1 & \sin \varphi_k & l_k \cos \varphi_k \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

필터 측정치는 WiFi Fingerprinting 솔루션을 사용한다. Fingerprinting 솔루션에 해당하는 DB 위치에서 해당 영역의 표

준편차를 추출한 다음 이 정보를 필터 측정치 갱신에 활용한다. 그 이유는 실내 환경에서 위치에 따라 fingerprinting의 성능에 차이가 나기 때문이다. 즉 무선측위 솔루션이 필터의 측정치로 활용됨에 따라 측정치 오차 공분산 행렬을 상황에 따라 적응적으로 가변하는 방법을 본 논문에서 사용한다. Eq. (12)는 칼만 이득을 계산하는 식이다.

$$K_k = P_k^{-1} H^T (H P_k^{-1} H^T + \tau_k R)^{-1} \quad (12)$$

여기서 H 는 측정치 행렬, P_k 는 시간전파된 상태변수 오차 공분산 행렬, 그리고 R 은 측정치 오차 공분산 행렬이다. 그리고 τ_k 는 Fingerprint Database를 활용하여 각 구역에서 추정된 위치정보의 표준편차 오차를 나타낸 것이며 Eq. (13)과 같이 계산된다.

$$\tau_{(i)} = \sqrt{\frac{1}{N_{(i)}} \sum_{j=1}^{N_{(i)}} (E_{(i),j} - \bar{E}_{(i)})^2} \quad (13)$$

여기서 $\tau_{(i)}$ 와 $N_{(i)}$ 는 각각 i 번째 구역에서의 오차 표준편차와 Database용 WiFi 측정치의 전체 개수, $E_{(i),j}$ 와 $\bar{E}_{(i)}$ 는 각각 i 번째 구역에서 j 번째 측정치에 대한 위치 오차와 평균 위치 오차를 의미한다. Database 생성을 위해 기준점마다 약 1분간 수집을 진행하고, 동일한 MAC 주소에 대해서는 RSSI 값을 평균하여 저장한다. 즉, τ 는 Database의 오차 표준편차를 나타낸 것으로 각 구역에서 기준점마다 수집된 Database용 WiFi 측정치를 사용하여 추정된다. Eq. (13)의 $E_{(i),j}$ 는 Eq. (14)와 같이 계산될 수 있다.

$$E_{(k),j} = \sqrt{(x_{(k)} - \hat{x}_{(k),j})^2 + (y_{(k)} - \hat{y}_{(k),j})^2} \quad (14)$$

여기서 $[x_{(k)} \ y_{(k)}]^T$ 와 $[\hat{x}_{(k),j} \ \hat{y}_{(k),j}]^T$ 는 각각 k 번째 기준점의 위치정보와 k 번째 기준점에서 수집된 j 번째 WiFi 측정치를 이용하여 추정된 위치정보를 의미한다.

Fingerprinting을 통해 추정되었을 때 측정치와 오차 공분산을 업데이트 하며 Eqs. (15), (16)과 같이 계산된다.

$$\delta \hat{x}_{k|k} = K_k V_k \quad (15)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \quad (16)$$

여기서 V_k 는 PDR을 통해 추정된 위치정보와 fingerprinting을 통해 추정된 위치의 오차이다.

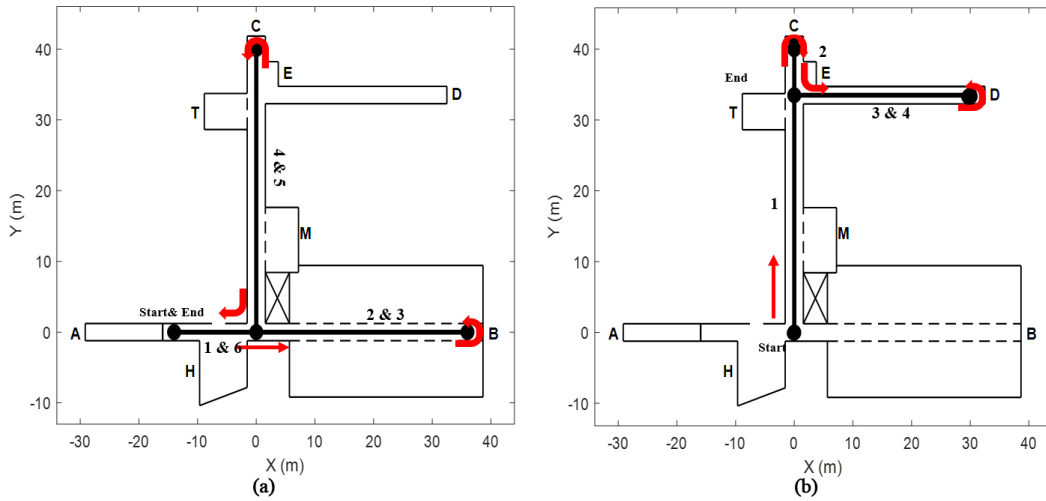


Fig. 4. Test trajectory. (a) Trajectory-1, (b) Trajectory-2.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

본 논문에서 제안하는 적응형 오차 공분산을 갖는 EKF 기반 PDR/WiFi 결합측위의 성능 및 유용성을 검증하기 위해 실시함을 수행하였다.

4.1 Experimental Setup

한국전자통신연구원의 12동의 4층 복도를 테스트베드로 하여 실험을 수행하였다. 스마트기기는 삼성 갤럭시 노트 20 (SM-N981N)을 사용하여 PDR을 위한 가속도와 자이로 신호를 100 Hz로 획득하였으며, WiFi의 MAC 주소 및 RSSI 신호를 3초 주기로 획득하였다.

보행 실험의 경로는 Fig. 4와 같은 두 종류의 경로를 선정하였으며, 경로 (a)에서는 $A \rightarrow O \rightarrow B \rightarrow O \rightarrow C \rightarrow O \rightarrow A$ 이며, 경로 (b)에서는 $O \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow O$ 로 선정하였다. 각 경로의 이동거리는 (a)에서 180 m, (b)에서는 106.5 m로 측정되었다. 시작점과 반환점, 그리고 종료지점에서 정지하여 해당 지점에서의 위치정보와 각 지점 간의 이동 거리의 정확도를 계산하였다. 두 명이 동일한 경로상에서 실험을 실시하였으며, 각각 12번의 실험을 실시하여 총 24개의 데이터를 획득하였다.

Fingerprinting을 위한 DB를 보행시험 전에 구축하였으며, Fig. 5는 fingerprinting에 사용할 DB의 grid point의 위치를 2 m 간격으로 나타내고 있다. 복도를 7 구역으로 나누어 구역별로 DB를 생성하였다. 각 구역은 복도에 A, B, C, D와 홀과 엘리베이터가 있는 E, H, 그리고 회의실인 M과 T로 나누어져 있다.

Table 1은 각 구역의 r 를 나타낸 것이다. 각 구역에 있는 각각의 RP 지점에서 1분간 WiFi의 RSSI 신호를 검출한 후 생성된 DB에 Eqs. (13)과 (14)를 통해서 계산된 r 값을 포함하여 DB를 생성하였다. Fig. 5와 Table 1에서 복도인 B, C, D 구역의 위치 오차 표준편차가 작게 나타나며, 회의실과 홀, 그리고 복도 A 구역의 위치 오차 표준편차가 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이러한 영역 별 신호의 특성 및 이를 통한 측위 정확도의 연관성은 실험을

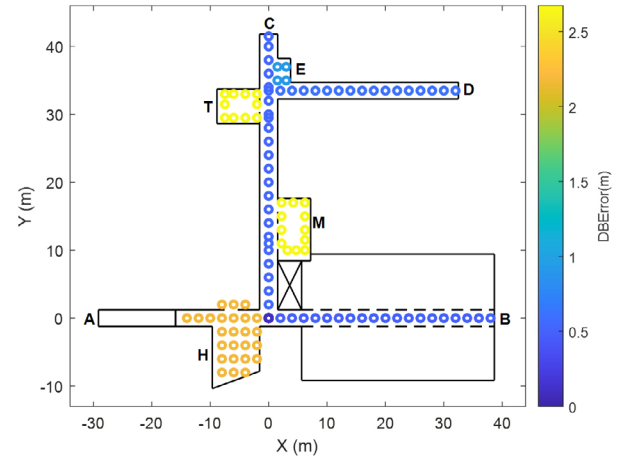


Fig. 5. Grid points for Fingerprinting DB.

Table 1. Position error standard deviation by zone in DB.

Standard deviation	
A	2.1868
B	0.4909
C	0.5494
D	0.6157
E	0.9175
H	2.1868
M	2.6598
T	2.6722

통해 확인할 수 있으며 이 정보는 PDR과 WiFi를 결합하는 필터에서도 유효하게 사용된다.

4.2 PDR/WiFi Integrated Positioning

테스트베드 상에서 수행된 PDR과 WiFi Fingerprinting을 EKF 기반으로 결합한 측위 결과를 분석하였다. 각 경로의 지정된 정지 지점을 선정하고 그 지점에서 추정된 위치 오차를 계산하여

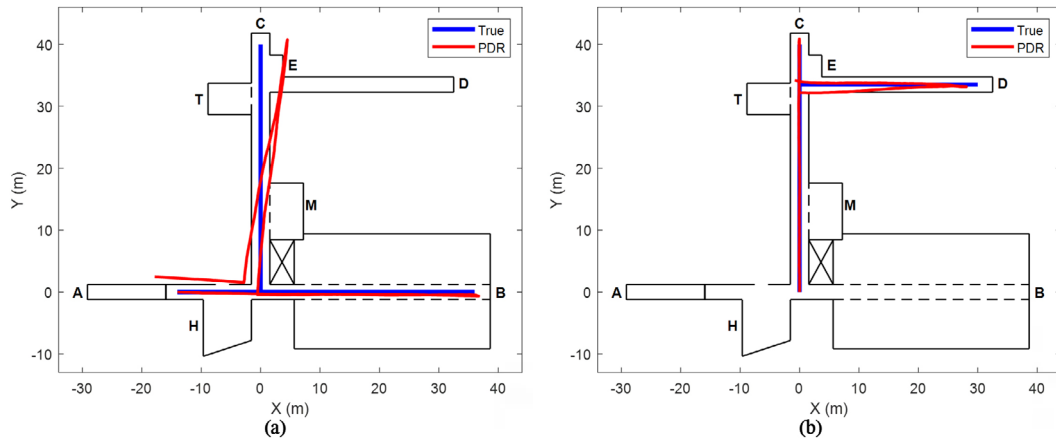


Fig. 6. PDR results. (a) Trajectory-1, (b) Trajectory-2.

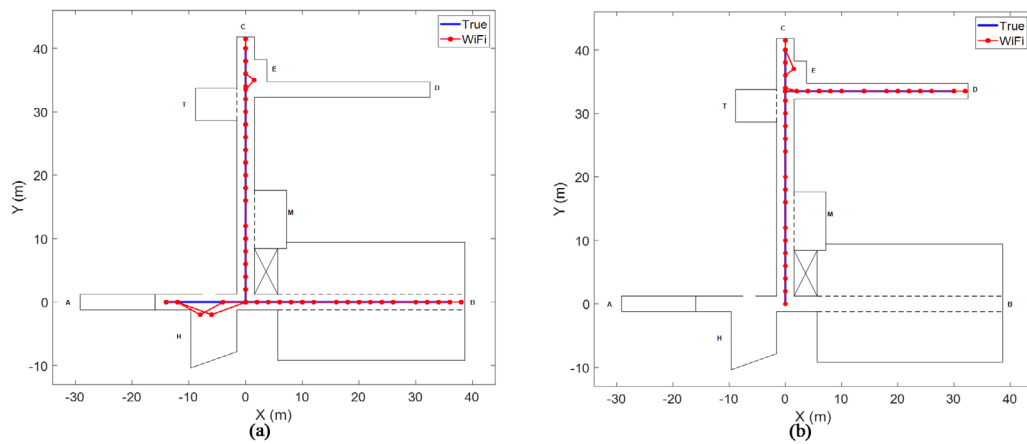


Fig. 7. WiFi Fingerprinting results. (a) Trajectory-1, (b) Trajectory-2.

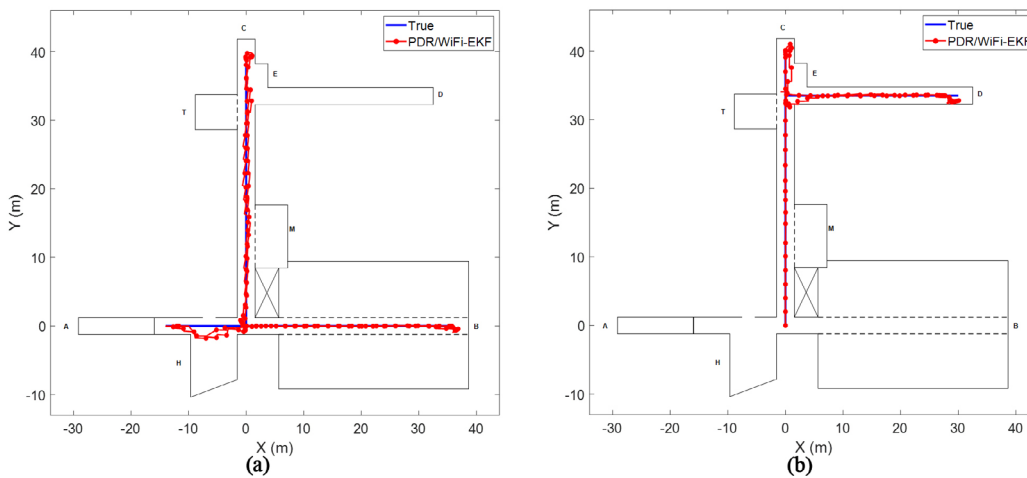


Fig. 8. PDR/WiFi integration results. (a) Trajectory-1, (b) Trajectory-2.

평가를 진행하였다.

우선 PDR만을 사용하였을 때의 실험 결과가 Fig. 6에서 나타내고 있다. 이 결과를 통해 PDR은 이동거리 오차는 크지 않으나 보행 방향오차로 인해 위치추정 오차가 발생하는 것을 확인할 수

있으며, 특히 보행 중 회전을 하는 경우에 방향오차가 발생하며 시간에 따라 오차가 누적되는 현상을 보인다. 보행 전에 정지상태에서 바이어스를 추정한 후 보행한 자이로를 사용하여 계산된 방위각은 PDR에 사용하기에 적합하지만 Hand-held 스마트기기

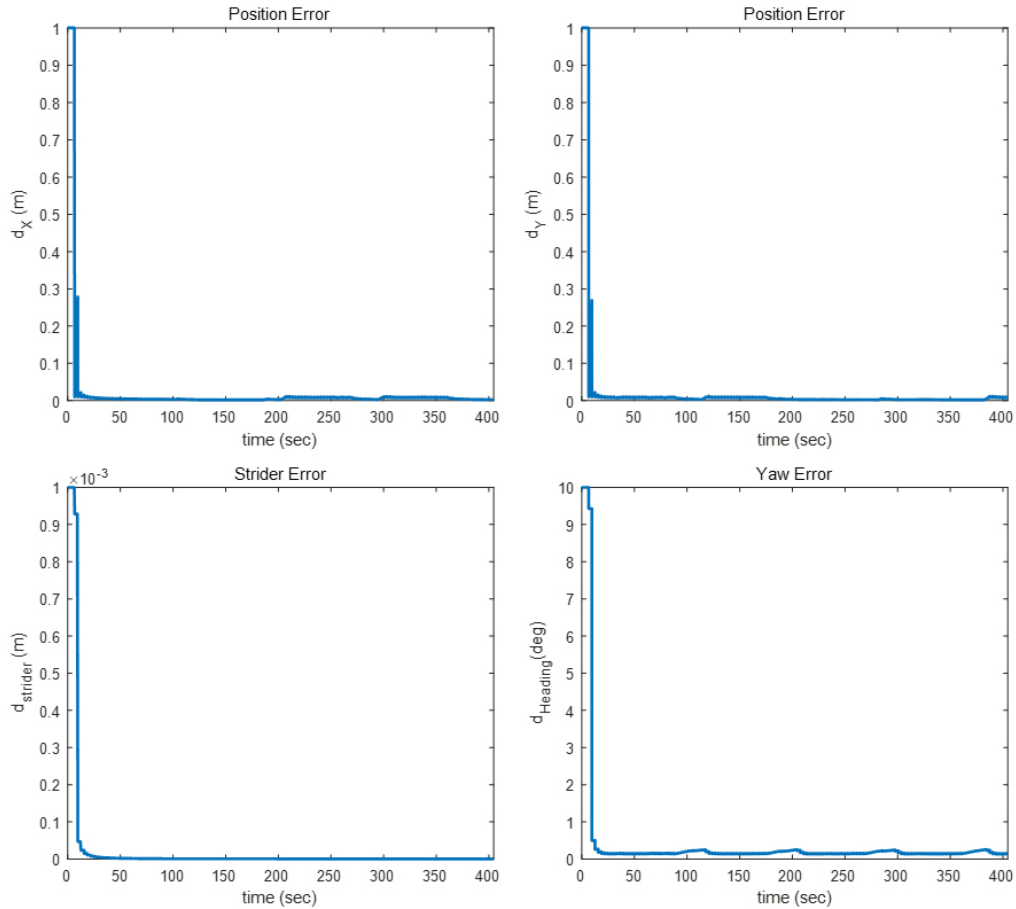


Fig. 9. Error covariance analysis of state variables

Table 2. Results of positioning error.

	Mean (m)	Standard deviation (m)
PDR	2.204	0.787
PDR/WiFi	1.310	0.574

의 자세를 흔들림 없이 유지하는 것은 쉽지 않다. 이 실험에서 나타나는 방위각 오차는 스마트기기의 자세 변화로 인한 가능성도 배제할 수 없다.

본 논문에서는 이러한 PDR 오차를 보정하기 위해서 WiFi 신호 기반 fingerprinting 결과를 사용하였다. Fig. 7은 fingerprinting을 통해 산출된 위치정보를 나타낸 것이다. Figs. 6과 7을 비교해 보면, 한 걸음 주기로 위치를 추정하는 PDR과 달리 3초 내외의 주파수로 WiFi 신호를 획득하여 위치를 추정하는 fingerprinting에서 위치정보의 연속성이 떨어지는 것을 알 수 있으며 보행자의 보행 속도가 빨라질수록 이 현상은 더 크게 나타날 수 있다. 그러나 건물의 복도에서만 fingerprinting을 수행하는 경우 경로 내에서만 위치추정치가 산출됨으로써 측위 정확도는 높은 것으로 보이며, 시간에 따른 오차 누적 현상도 발생하지 않는다. DB에서 $r_{값}$ 이 낮은 구역 내에서 수행된 측위실험에서는 위치추정 오차가 1m 내외로 매우 정확하며, $r_{값}$ 이 높은 구역에서는 위치추정 오차가 다소 크게 발생하는 것을 확인할 수 있다.

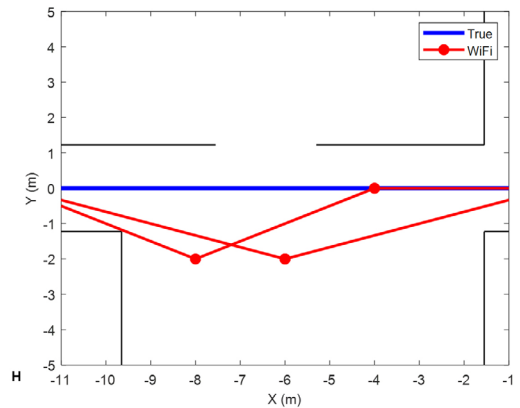


Fig. 10. Fingerprinting error in zone H.

PDR과 WiFi Fingerprinting 결과를 결합한 측위 결과는 Fig. 8과 Table 2에서 확인할 수 있다. 이 결과를 통해 PDR의 오차는 3초 주기로 WiFi 신호 기반으로 보정함으로써 장시간 측위 정확도를 유지시킬 수 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 9는 상태 변수들의 오차 공분산을 보여지고 있으며, 이 그림을 통해 각 상태 변수들의 관측 가능성을 분석할 수 있다. EKF를 통해 위치 오차가 낮게 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 추정된 걸음 거리와 방위각이 더욱 향상되는 것을 볼 수 있다.

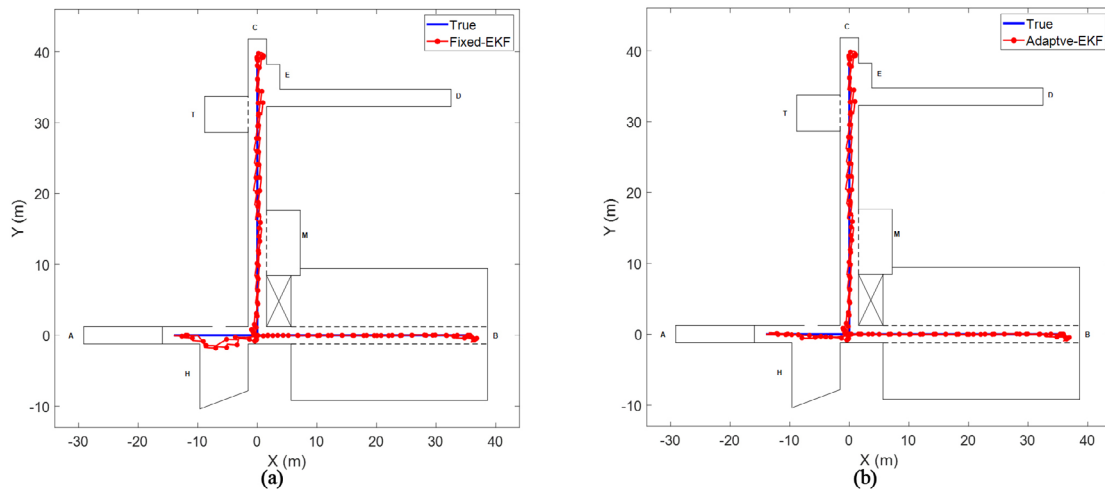


Fig. 11. Positioning results. (a) EKF, (b) Adaptive EKF.

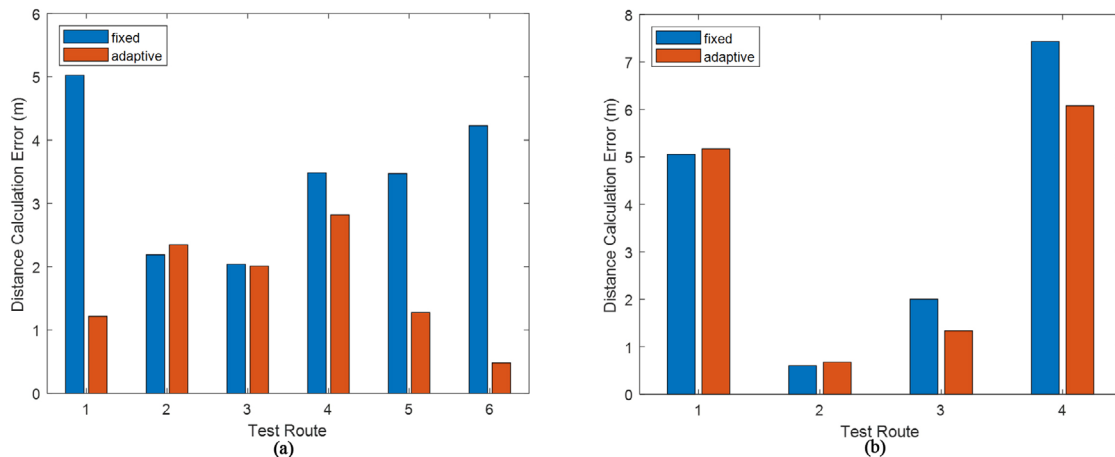


Fig. 12. Distance calculation error. (a) EKF, (b) Adaptive EKF.

4.3 EKF vs. Adaptive EKF

EKF를 통해 PDR의 오차를 보정하는 경우 측정치인 fingerprinting 솔루션의 정확도 및 신뢰도가 중요하다. 그러나 Table 1을 통해 실내 환경에서 특정 구역에서 DB의 오차가 증가하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 10을 통해 H 구역 인근에서 수행된 fingerprinting에서 측위 결과가 경로를 벗어나는 것을 확인할 수 있다. 즉 넓은 영역에서는 다수의 grid points 상에서 유사성이 높은 지점이 발생할 수 있어서 r 값도 증가하며 측위 오차도 함께 증가할 수 있는 환경적 요인이 되는 것이다.

측위 오차가 큰 측정치를 사용하여 PDR의 오차를 보정하는 경우 필터에 따른 결합측위의 결과는 Fig. 11과 같이 나타난다. WiFi Fingerprinting의 성능을 향상시키는 데 한계가 있는 경우에는 PDR과 WiFi 측위 결과를 결합할 때 측정치 오차 공분산값을 적극적으로 적용하여 해당 문제를 감소시킬 수 있다. 해당 영역에서 측정치의 신뢰도를 낮춤으로써 측정치보다 PDR을 더 믿게 되고 그 결과 일반 EKF를 사용하는 것보다 측위 정확도는 향상하게 된다. 더 넓은 영역에서 측위를 수행함으로써 제안된 적응형 필

터 기반의 결합측위 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있을 것으로 기대된다.

Fig. 12는 기존의 EKF와 r 값을 활용한 EKF의 계산된 이동거리 정확도를 나타내고 있다. 각 경로 (a), (b)에서 4번의 실험 데이터에서 계산된 구간별 이동거리의 오차를 평균한 것이다. Table 1에서 나타나는 DB의 오차가 작은 구역에서 유사한 거리계산 오차가 나타나고 있으며, 표준편차가 증가하는 구역에서 가변 R 값을 사용하는 경우에 거리계산 오차가 크게 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해서 r 값에 의해 fingerprinting 솔루션의 정확도 및 신뢰도를 판단하여 EKF의 성능이 향상되는 것을 검증하였다.

5. CONCLUSIONS

본 논문에서는 실내 공간에서 스마트기기 사용자의 위치를 추정하기 위하여 PDR과 WiFi Fingerprinting 및 두 솔루션을 적응형 EKF로 결합하는 과정을 설명하였다. PDR은 저가형 관성센서를 사용함에도 불구하고 보행자의 연속적인 위치정보를 비교적

정확하게 추정할 수 있다. 그러나 시간에 따라 오차는 누적되는 현상은 피할 수 없다. 이에 반해 WiFi Fingerprinting은 시간에 따른 오차 누적현상은 없지만 실내 환경에 따라 측위 정확도가 달라지게 되며, WiFi 신호 획득 주기가 3초 내외로 비교적 느리다. 이렇게 오차특성이 서로 다른 두 측위 솔루션을 EKF 기반으로 융합하였다. 이때 WiFi Fingerprinting 솔루션을 필터의 측정치로 하였으며 측정치 오차 공분산을 환경에 가변적으로 적응하도록 설계하였다. ETRI 12동 4층을 테스트베드로 선정하고 수행된 실험을 통해 제안된 적응형 EKF 기반의 PDR/WiFi Fingerprinting 결합측위의 성능이 각 측위 솔루션 및 기존의 EKF 기반으로 결합한 것에 비해 우수한 것을 검증하였다. 추후 실내외로 보행자가 보행할 때 연속적이며 안정적으로 결합측위 솔루션을 제공할 수 있는 실험이 진행될 계획이며 GNSS 및 WiFi 신호를 융합적으로 사용할 수 있는 기법을 연구할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work is supported by the Korea Agency for Infrastructure Technology Advancement (KAIA) grant funded by the Ministry of Land, Infrastructure and Transport (Grant RS-2022-00141819)

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Eui Yeon Cho contributed to the design and implementation of the PDR and integration algorithms and to the writing of the manuscript. Jae Uk Kwon contributed to the design and implementation of the WiFi fingerprinting algorithm. Myeong Seok Chae contributed to provide information in writing the manuscript. Seong Yun Cho led the research and reviewed the manuscript as the person in charge of the service project. Jae Jun Yoo and Seong Hun Seo supervised the research as original project managers and provided related information.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

REFERENCES

- Cho, S. Y., Lee, J. H., & Park, C. G. 2022, A Zero-Velocity Detection Algorithm Robust to Various Gait Types for Pedestrian Inertial Navigation, *IEEE Sensors Journal*, 22, 4916-4931. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3064087>
- Cho, S. Y. & Park, C. G. 2006, MEMS Based Pedestrian Navigation System, *The Journal of Navigation*, 59, 135-153. <https://doi.org/10.1017/S0373463305003486>
- He, S. & Chan, S. H. G. 2016, Wi-Fi Fingerprint-Based Indoor Positioning: Recent Advances and Comparisons, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18, 466-490. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2464084>
- Kim, B., Bong, W., & Kim, Y. C. 2011, Indoor Localization for Wi-Fi Devices by Cross-Monitoring AP and Weighted Triangulation, *IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, 933-936. <https://doi.org/10.1109/CCNC.2011.5766644>
- Kwon, J. U., Chae, M. S., & Cho, S. Y. 2022, Improved LTE Fingerprint Positioning Through Clustering-based Repeater Detection and outlier Removal, *JPNT*, 11, 369-379. <https://doi.org/10.11003/JPNT.2022.11.4.369>
- Li, X., Wei, D., Lai, Q., Xu, Y., & Yuan, H. 2017, Smartphone-Based Integrated PDR/GPS/ Bluetooth Pedestrian Location, *Advances in Space Research*, 59, 877-889. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2016.09.010>
- Yuan, D., Zhang, J., Wang, J., Cui, X., Liu, F., et al., 2021, Robustly Adaptive EKF PDR/UWB Integrated Navigation Based on Additional Heading Constraint, *Sensors*, 21, 4390. <https://doi.org/10.3390/s21114390>



Eui Yeon Cho received the B.S. degree from the Robotics Engineering at Kyungil University in 2022, where he is currently pursuing the master's degree with the Department of IT Engineering. His current research topics include pedestrian inertial navigation, integrated navigation technologies, and estimation theory.



Jae Uk Kwon received the B.S. degree from the Mechanical Automotive Engineering at Kyungil University and M.S. degree from the Department of IT Engineering at the same university in 2020, and 2022, respectively, where he is currently pursuing the Ph.D. degree with the Department of IT Engineering. His current research topics include LTE-based fingerprinting for positioning, UWB-based wireless positioning, pedestrian inertial navigation, and navigation for autonomous vehicle.



Myeong Seok Chae received the B.S. degree from the Mechanical Automotive Engineering at Kyungil University and M.S. degree from the Department of IT Engineering at the same university in 2020, and 2022, respectively, where he is currently pursuing the Ph.D. degree with the Department of IT Engineering. His current research topics include rotational inertial navigation system, vehicular navigation system, pedestrian inertial navigation, and estimation theory.



Seong Yun Cho received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees in Control and Instrumentation Engineering from Kwangwoon University in 1998, 2000, and 2004, respectively. From 2003 to 2004, he was an Assistant Researcher with Automation and System Research Institute, Seoul National University. He was a BK 21 Post-Doctoral Fellow with Seoul National University in 2004. From 2004 to 2013, he was with Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI) as a senior researcher. From 2008 to 2013, he was an Adjunct Professor with the University of Science and Technology (UST). In 2013, he joined the faculty of the Mechanical Automotive Engineering at Kyungil University, where he is currently a professor. In 2023, he founded NavIn Labs Co., Ltd, where he is currently CEO and CTO. His current research topics include positioning and navigation systems, filtering theory for linear/nonlinear systems, pedestrian inertial navigation, rotational inertial navigation system, autonomous driving system, and location-based services.



JaeJun Yoo received the Ph.D. degree in the School of Computing, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon, in 2016. He is currently a principal researcher at the Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI). His research interests include geographic information system, indoor positioning, database management system, and machine learning.



SeongHun Seo received his B.S. and Ph.D. degrees in Electronics Engineering from Konkuk University, Seoul, Korea in 2014 and 2020, respectively. He is currently a researcher at Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI). His research interests include precise posi-

tioning, GPS signal processing, GNSS receiver, anti-spoofing, multiple sensor fusion, UAV and UGV.