

Walking/Non-walking and Indoor/Outdoor Cognitive-based PDR/GPS/WiFi Integrated Pedestrian Navigation for Smartphones

Eui Yeon Cho, Jae Uk Kwon, 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.

Walking/Non-walking and Indoor/Outdoor Cognitive-based PDR/GPS/WiFi Integrated Pedestrian Navigation for Smartphones

Eui Yeon Cho¹, Jae Uk Kwon¹, 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

In this paper, we propose a solution that enables continuous indoor/outdoor positioning of smartphone users through the integration of Pedestrian Dead Reckoning (PDR) and GPS/WiFi signals. Considering that accurate step detection affects the accuracy of PDR, we propose a Deep Neural Network (DNN)-based technology to distinguish between walking and non-walking signals such as walking in place. Furthermore, in order to integrate PDR with GPS and WiFi signals, a technique is used to select a proper measurement by distinguishing between indoor/outdoor environments based on GPS Dilution of Precision (DOP) information. In addition, we propose a technology to adaptively change the measurement error covariance matrix by detecting measurement outliers that mainly occur in the indoor/outdoor transition section through a residual-based χ^2 test. It is verified through experiments on a testbed that these technologies significantly improve the performance of PDR and PDR/GPS/WiFi fingerprinting-based integrated pedestrian navigation.

Keywords: smartphone PDR, GPS DOP, WiFi fingerprinting, integrated pedestrian navigation, cognition

1. INTRODUCTION

스마트폰을 사용하는 보행자의 위치정보는 안전, 편의 및 정보수집 등의 다양한 목적으로 필요로 한다. 안전의 목적으로는 위급상황 시 긴급구조 요청에 사용되며, 편의 목적으로는 다양한 위치기반서비스를 위해 사용된다. 그리고 위치기반서비스를 위한 위치기반 정보수집을 위해 획득되는 정보의 기준 위치정보 제공의 목적으로도 위치정보가 사용된다 (Kolodziej & Hjelm 2006).

보행자가 실외에 있는 경우에는 Global Positioning System

(GPS) 기반으로 정확한 위치정보를 획득할 수 있으며, 측위용 H/W 인프라 및 Database가 설치되어 있는 실내에서는 WiFi와 같은 무선통신 인프라 기반으로 위치정보를 획득할 수 있다. 그러나 GPS의 경우 실내에서는 위치정보를 제공하지 못하거나 정확하지 못한 위치정보가 제공될 수 있는 단점이 있다. 또한 실외에서도 다중경로 신호에 의해 위치 정확도는 떨어질 수 있다. 그리고 무선측위의 경우 인프라가 설치되어 있지 않거나 Database가 구축된 후에 실내 구조물이 바뀌는 경우에는 Database를 새로 구축해야 하는 문제점을 갖고 있으며, 실외에서도 WiFi 신호가 수신됨으로써 실내로 잘못 인식하는 문제가 발생하기도 한다 (Kwon et al. 2023).

이와 달리 Pedestrian Dead Reckoning (PDR)은 보행자가 소지한 스마트폰에 탑재된 센서 기반으로 위치를 추정함으로써 인프라의 상황에 따라 정확도 및 가용성이 변하지 않는 장점을 갖는다. 그러나 위치추정 정확도는 시간에 따라 점점 감소하는 문제로 인해 단독으로 사용하기에는 여전히 한계가 있다. 특히 보행자가 제자리 걸음과 같이 위치이동이 없으면서도 걸음과 비슷한 센서신호를 산출하는 행동으로 인한 위치추정 오차는 짧은 시간 안에 오차가 크게 증가할 수 있는 오차 요인으로 판단된다

Received Nov 14, 2023 Revised Nov 29, 2023 Accepted Dec 01, 2023

†Corresponding Authors

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>

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>

(Cho et al. 2022).

이런 문제점 들을 고려하여 본 논문에서는 PDR을 GPS 및 WiFi 신호와 결합하는 복합 보행방법 기술을 제안하며, 이 기술에 보행/비보행 인지에 따른 PDR 성능 향상 기법 및 실내외 인지에 따른 적응형 측정치 사용 기법을 함께 제안한다. 제안된 기술은 Java 기반 App으로 구현되어 스마트폰에 탑재한 후 실시함을 통해 그 성능을 검증한다.

본 논문의 2장에서는 이 논문에서 제안하는 기술을 설명하고, 제안된 기술의 실험기반 성능 검증 및 분석을 3장에서 설명한다. 그리고 마지막 장에서 결론을 내린다.

2. INTEGRATED PEDESTRIAN NAVIGATION FOR SMARTPHONES

2.1 Walking/Non-walking Cognitive-based PDR

스마트 기기를 활용한 Hand-held형 PDR은 관성센서와 지자기 센서, 기압계 등을 활용하여 보행자의 위치를 추정하는 기법으로 PDR 단독으로 위치를 추정하는 경우에는 걸음검출, 보폭추정 및 방위각 계산 등에 의한 기본적인 PDR 기법을 사용한다. 본 논문에서는 가속도계 신호만을 사용하여 걸음을 검출한다. 이를 위해 먼저 Eq. (1)을 통해서 3축 가속도 신호를 파워 신호로 변환한 다음 Butterworth 저역통과 필터를 사용하여 한 걸음 구간의 파워 신호를 한 주기의 정현파 형태로 단순화시킨다 (Cho et al. 2023).

$$a_k^s = \left| \sqrt{a_{x,k}^2 + a_{y,k}^2 + a_{z,k}^2} - g \right| \tag{1}$$

여기서 $a_{j,k}$ 는 시간 k 에 획득된 j 축 가속도계 신호 출력이며, g 는 중력가속도 값이다.

단순화된 신호의 피크 검출을 통해 걸음을 검출한다. Fig. 1은 단순화 시킨 가속도 신호 파워 정보에서 걸음이 검출된 것을 나타내고 있다. 한 걸음이 검출되면 한 걸음 구간 동안에 획득할 수 있는 정보를 사용하여 보폭을 결정한다. 보폭은 보행자마다 다르며 보폭의 변화는 걸음 속도 및 보행 환경 등에 의해 달라지게 된다. 본 논문에서는 큰 경사도가 없는 일반 보행환경을 가정하였으며 이 경우 보폭은 Eq. (2)와 같이 간단한 선형 식으로 나타낼 수 있다 (Cho et al. 2023).

$$l_k^p = \alpha^p \cdot WF_k + \beta^p \cdot AV_k + \gamma^p \tag{2}$$

여기서 l_k^p 는 보행자 p 의 k 번째 걸음이 검출된 시점의 보폭이며, $(\alpha^p, \beta^p, \gamma^p)$ 는 해당 보행자의 보행 시험을 통해 획득된 데이터를 사용하여 사전에 추정된 파라미터 값들이다. 그리고 WF 와 AV 는 각각 걸음 주파수와 한 걸음 구간 중에 획득된 가속도 신호 파워의 분산값이다.

방위각 정보는 지자기 센서를 통해 계산하거나 자이로를 통해 계산된 변경 방위각을 통해 획득할 수 있다. 먼저 지자기 센서를 사용하여 Eq. (3)과 같이 계산할 수 있다 (Cho 2005).

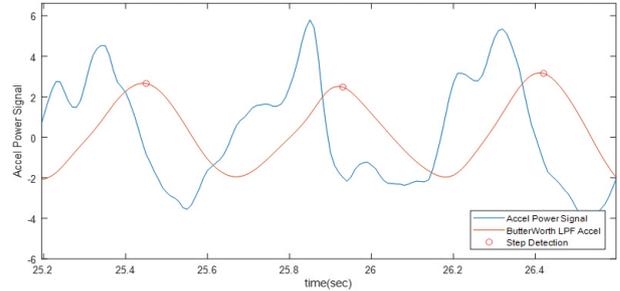


Fig. 1. Power signal, Butterworth LPF-based simplified signal and detected steps of accelerometer signals.

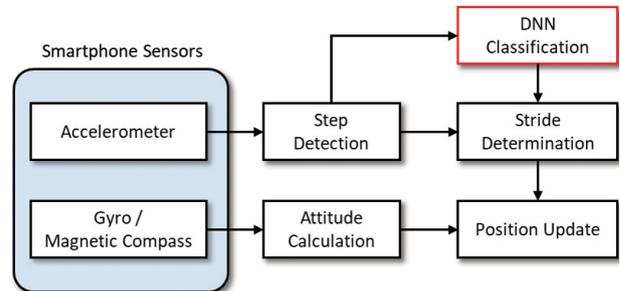


Fig. 2. PDR positioning architecture with DNN based Walking/Non-walking classification.

$$\psi_k^m = \tan^{-1} \left(\frac{-\bar{Y}_{mc} \cos \phi + \bar{Z}_{mc} \sin \phi}{\bar{X}_{mc} \cos \theta + \bar{Y}_{mc} \sin \theta \sin \phi + \bar{Z}_{mc} \sin \theta \cos \theta} \right) \tag{3}$$

여기서 i_{mc} 는 Calibration된 i 축 지자기 센서의 출력이며, ϕ 와 θ 는 각각 스마트폰의 롤각과 피치각을 의미한다. 롤 및 피치각은 정지상태에서는 가속도계 출력을 사용하여 계산하며 이동 시에는 자이로를 통해 갱신된 정보를 사용한다.

지자기 센서를 사용하여 계산된 방위각 정보는 지역에 따른 편차를 보상에 주어야 하며, 주위환경에 따른 영향으로 인해 오차가 계속 변할 수 있으므로 본 논문에서는 초기 방위각 정보로만 활용한다. 초기 방위각은 1분간 측정된 지자기 센서 데이터의 평균을 활용하여 계산되며, 초기 방위각 오차는 PDR 위치오차를 야기하지만 이 오차는 복합보행방법을 통해 보정한다. 자세정보는 자이로 출력을 통해 Eq. (4)와 같이 갱신한다.

$$\dot{Q} = \frac{1}{2} Q \omega_{nb}^b \tag{4}$$

여기서 Q 는 쿼터니언으로 스마트폰의 동체좌표계와 항법좌표계 사이의 관계를 나타내고 있으며, 처음에 계산된 Euler 각 정보를 쿼터니언으로 변환하여 초기화할 수 있다 (Titterton & Weston 1997). 그리고 ω_{nb}^b 는 항법좌표계 대비 스마트폰의 회전 각속도로 보행속도가 느린 보행방법에서는 자이로 출력으로 대신할 수 있다.

자이로 출력 주기로 갱신된 쿼터니언은 Euler 각으로 변환할 수 있으며 이를 통해 방위각 정보를 획득할 수 있다. 그리고 스마트폰의 방향은 보행자의 진행 방향과 일치한다고 가정한다. 이를 위해 스마트폰을 몸에 부착하거나 손에 들고 고정된 채 보행한다. 본 논문에서는 보행자가 손에 들고 고정된 채 보행하는 것으

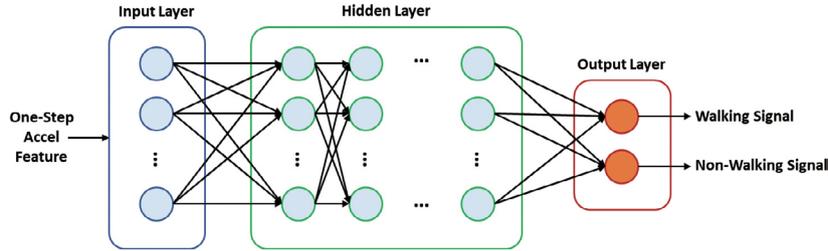


Fig. 3. Deep neural network structure for walking/non-walking recognition.

로 한다. 이렇게 계산된 보폭과 방위각 정보를 사용하여 Eq. (5)와 같이 위치를 갱신한다 (Cho et al. 2023).

$$\begin{bmatrix} Lat_k \\ Lon_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Lat_{k-1} \\ Lon_{k-1} \end{bmatrix} + l_k \begin{bmatrix} \cos \psi_k^g / R_{m,k-1} \\ \sin \psi_k^g / R_{t,k-1} \cos Lat_{k-1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 $[Lat_k Lon_k]^T$ 는 k 시점의 위치정보로 위도와 경도를 나타내며, ψ_k^g 는 자이로를 통해 계산된 방위각 정보, 그리고 R_m 과 R_t 는 각각 위도방향의 지구반경과 경도방향의 지구반경을 의미한다 (Titterton & Weston 1997).

이러한 Hand-held PDR의 구조상 걸음 검출 정보에 의존적으로 성능이 나타난다. 따라서 보행자가 보행에 의한 걸음 신호와 위치를 이동시키지 않지만 제자리 걸음과 같은 비보행 신호를 구분하여 필터링하지 않으며 위치추정 오차가 발생하게 된다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 인공신경망을 사용하여 보행 및 비보행 신호를 구분하는 방법을 제안한다. Fig. 2는 이 기법을 포함하는 PDR 알고리즘의 구성도를 나타내고 있다. 걸음이 검출되면 Deep Neural Network (DNN)를 통해 걸음에 의한 위치 변화를 판단한다. 검출된 걸음이 보행신호이면 보폭을 추정하는 단계로 넘어가지만 비보행 신호로 판단되면 보폭 및 위치를 계산하지 않는다. 이를 통해 보행과 유사한 비보행 신호에 의해서 발생하는 위치 오차를 제거하여 PDR의 성능 향상을 기대할 수 있다.

DNN은 인간의 신경망 원리와 구조를 모방하여 수학적으로 모델링한 Artificial Neural Network (ANN) 알고리즘 중 하나이며 입력과 출력 변수 사이의 비선형적 관계를 함수화 할 수 있다는 장점이 있다. 이 장점을 사용하여 본 논문에서는 보행 신호와 비보행 신호가 포함되어 있는 걸음의 가속도 신호를 학습하고, 위치 이동에 영향을 주는 보행 신호와 위치 이동에 영향을 주지 않는 비보행 신호를 구분하기 위해 사용된다. Fig. 3은 본 논문에서 제한한 DNN 기반 보행/비보행 신호 구분 기법의 구성도를 나타내고 있다. 한 걸음 구간에서 획득된 가속도 신호에서 추출된 특징점을 DNN의 입력으로 사용한다. 특징점으로는 가속도 신호의 표준편차와 최소값, 그리고 Zero Crossing Rate으로 선정하였다. 이 특징점들은 다양한 특징점들을 Information Gain을 통해 비교 분석한 후 선정하였다 (Sara et al. 2014).

이렇게 생성하여 입력된 특징 데이터들은 은닉층을 거친 후 출력층에서 현 시점에 검출된 걸음이 보행 신호인지 비보행 신호인지를 구분하는 결과값이 출력된다. Table 1은 DNN 학습을 위해 사용한 인공신경망의 구조와 파라미터를 나타낸 것이다. 학습률은 0.001, 입력층은 12개, 그리고 출력층은 2개로 하여 보행신호인지 비보행 신호인지를 구분하는 정보를 각각 출력하도록 설정하

Table 1. Hyperparameters of the DNN model.

Hyper parameter	Value
Number of input layer nodes	12
Number of hidden layer	3
Number of hidden layer nodes	64 32 16
Number of output layer nodes	2
Normalization	Min-max
Weight initialization	He initialization
Activation function	Leaky-ReLU
Optimizer	Adam
Cost function	MSE
Learning rate	0.001
Batch size	16
Epoch	100
Early stopping	True

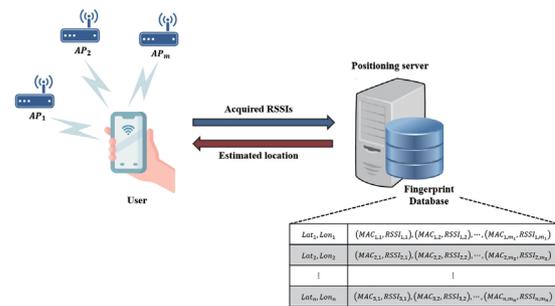


Fig. 4. Indoor positioning system based on WiFi fingerprinting.

였다. 학습에 있어서 과적합을 방지하기 위해 Adam-Optimizer와 정규화를 적용한 Early-Stopping 기법을 사용하였다.

2.2 WiFi Fingerprinting

Fingerprinting 기법은 스마트폰의 위치를 추정하기 위한 패턴 매칭 기반 측위 기술이며, 핵심 원리는 측정된 값들을 사전 구축된 Database와 매칭 후 가장 근접한 패턴과 함께 저장된 기준위치정보를 스마트폰의 위치로 추정하는 것이다. 실내에서 WiFi 신호를 사용하여 해당 기법을 적용할 때 수신 범위 내에 존재하는 WiFi Access Point (AP)들의 Received Signal Strength Indicator (RSSI) 정보를 측정치로 사용한다. WiFi fingerprinting의 주요 장점은 AP의 위치 및 신호 전파 환경에 의존하지 않는다는 것이다. WiFi fingerprinting 기법은 오프라인 Database 구축 단계와 온라인 위치 추정 단계로 구성된다. 해당 기법의 전체적인 시스템은 Fig. 4에 나타내었다. Database 구축 단계의 목적은 관심 영역

내에 특정 수준으로 세분화된 Reference Point (RP)의 좌표들과 RSSI 정보가 함께 구성된 Database를 구축하고 주기적으로 업데이트하는 것이다. Database를 생성하기 위해서는 관심 영역 전체를 포괄할 만큼의 충분한 RP를 선택해야 한다. 그런 다음 모든 RP에서 RSSI 정보가 수집된다. Database로 저장된 i 번째 RP에 대한 RSSI 정보는 Eq. (6)과 같이 기록된다.

$$RP_i = (Lat_i, Lon_i, (MAC_{i,1}, RSSI_{i,1}), (MAC_{i,2}, RSSI_{i,2}), \dots, (MAC_{i,m_i}, RSSI_{i,m_i})) \quad (6)$$

여기서 Lat_i 와 Lon_i 는 각각 i 번째 RP의 위도와 경도를 의미하고, $MAC_{i,j}$ 와 $RSSI_{i,j}$ 는 각각 i 번째 RP에서 수신된 j 번째 AP의 MAC 주소와 RSSI를 나타낸 것이다. 그리고 하위첨자 m_i 는 i 번째 RP에서 측정 가능한 AP들의 개수이다.

위치 추정 단계에서는 단말기에서 측정된 RSSI 값들을 Database에 저장된 RSSI 세트와 비교하여 매칭 알고리즘을 통해 사용자의 위치를 추정한다. RSSI 측정치를 사용하여 사용자의 위치를 추정하기 위해 다양한 확률론적 및 결정론적 접근 방식이 제안되어 왔다 (Xia et al. 2017). 이 중 k-Nearest Neighbor (kNN) 기법은 신호 강도 거리가 가장 작은 k 개의 RP를 선정하여 사용자의 위치를 추정하는 기법이다. 이 때 신호 강도의 유사도를 나타내는 정보의 계산 방법은 Eq. (7)과 같다 (Xia et al. 2017, Kwon et al. 2022).

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_i} (S_{mea,i}^j - S_{DB,i}^j)^2} \quad (7)$$

여기서 D_i 는 Database에서 i 번째 RP에서 계산된 신호 강도의 유사도, $S_{mea,i}^j$ 는 위치 i 에서 측정된 j 번째 RSSI, $S_{DB,i}^j$ 는 Database에 저장된 i 번째 RP에 대한 j 번째 RSSI를 의미한다. 그리고 n_i 는 i 번째 RP에서 수신된 WiFi 신호의 전체 개수를 나타낸다.

Eq. (7)을 통해 k 개의 후보 RP를 선정할 다음 비교적 신뢰할 수 있는 측위 결과를 계산하기 위해 RP의 순위에 따라 가중치의 크기를 비례하여 적용하는 방법인 Weighted k-Nearest Neighbor (WkNN) 기법을 사용한다. 추정된 위치정보는 Eq. (8)과 같이 k 개의 RP 좌표들의 가중 합을 통해 획득한다.

$$(\hat{Lat}, \hat{Lon}) = \frac{1}{\sum_{i=1}^k w_i} \sum_{i=1}^k w_i (Lat_i, Lon_i) \quad (8)$$

여기서 $[\hat{Lat} \ \hat{Lon}]^T$ 은 추정된 위치정보, w_i 는 i 번째 후보 RP의 신호 강도 유사도의 역수로 할당된 가중치, $[Lat_i \ Lon_i]^T$ 은 i 번째 후보 RP의 위치를 의미한다.

2.3 Indoor/Outdoor Cognitive-based Integration Filtering

PDR은 인프라에 상관없이 연속적으로 보행자의 위치를 추정할 수 있는 기술이다. 그러나 시간에 따라 오차가 누적되는 단점을 갖는다. 이와 달리 GPS 및 WiFi 무선측위 솔루션은 오차가 시간에 따라 증가하는 특성은 없지만 외부 환경에 의존적인 오차 특성을 갖는다. GPS의 경우 실외에서 정확한 위치 정보를 제공

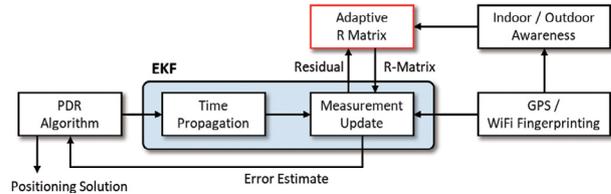


Fig. 5. PDR/GPS/WiFi integrated positioning architecture.

하지만 실내에서 신호가 차단되거나 왜곡이 되는 단점이 있다. WiFi fingerprinting은 H/W 인프라 및 Database가 구축된 장소에서만 사용할 수 있으며, Database 구축에 따른 특정 장소에 따라 오차가 크게 발생하는 특성을 갖는다. 본 논문에서는 서로 다른 오차 특성을 갖는 세 가지 측위 기술의 장점을 EKF 기반으로 결합하는 방법을 사용한다 (Cho et al. 2023).

본 논문에서 제시한 실내의 보행자용 복합 측위 기법의 구성도를 Fig. 5에 나타내었다. PDR과 GPS 및 WiFi fingerprinting 솔루션은 서로 독립적으로 위치정보를 제공한다. WiFi 신호 획득 주기는 대략 3초로 가변적이며 GPS 위치정보 획득 주기는 1초로 일정하게 획득된다. PDR은 걸음 주기로 위치정보가 갱신된다. 실내 및 실외는 GPS 정보를 통해 판단한다. 실내로 판단되는 경우 WiFi 신호를 측정치로 선택하며, 실외로 판단되는 경우 GPS 정보를 측정치로 선택한다. WiFi 신호 또는 GPS 정보를 획득하면 필터가 구동되며 필터 측정치 갱신 주기는 획득되는 측정치에 따라 다르며 각각 독립적으로 구동된다.

측정치를 선택하기 위한 실내/외를 구분하는 기준으로 GPS의 Dilution of Precision (DOP) 정보를 활용한다. DOP는 위성항법에서 위성의 배치 상황에 따른 오차를 나타낸다. 실외의 경우 DOP가 일정한 수치로 유지된다. 하지만 실내의 경우 신호의 차단 등에 의해 DOP 값이 증가하게 된다. 이런 정보를 사용하여 보행자의 위치가 실내인지 또는 실외인지 판단한다. Eq. (9)는 DOP 정보를 이용하여 실내/외를 판단하는 방법을 나타낸 것이다.

$$\begin{aligned} & \text{if } DOP_k > \tau \text{ then Indoor} \\ & \text{else} \hspace{10em} \text{Outdoor} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 DOP_k 는 GPS가 검출된 시점에서의 DOP를 나타낸다. DOP_k 가 임계값 τ 를 기준으로 실내/외를 판단하며, τ 값은 실험을 기반으로 설정한 값이다.

보행자가 실내에서 실외로 나가는 경우 및 그 반대의 경우 실내/외가 교차하는 지점에서 환경적 요인에 의해 오차가 큰 측정치가 선택되는 경우가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이런 문제를 해결하기 위해 결합필터의 잔차 (residual)의 파워를 사용하여 EKF의 측정치 오차 공분산 행렬을 가변적으로 활용하는 방법을 사용한다. 잔차의 파워는 Eq. (10)과 같이 계산된다.

$$RP_k = dP_k^T dP_k \quad (10)$$

여기서

$$dP_k = \begin{bmatrix} Lat_k^{PDR} \\ Lon_k^{PDR} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Lat_k^m \\ Lon_k^m \end{bmatrix} \quad (11)$$

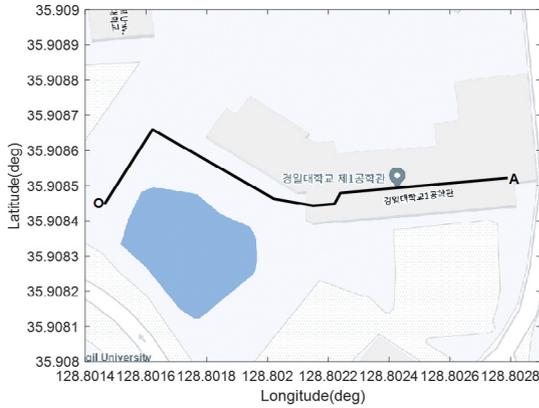


Fig. 6. Testbed map and walking test trajectory.

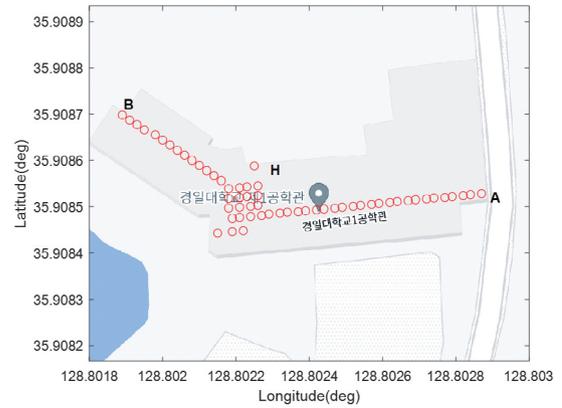


Fig. 7. Grid points for fingerprinting database.

여기서 $[Lat_k^{PDR} Lon_k^{PDR}]^T$ 는 PDR에 의한 추정 위치이며, $[Lat_k^r Lon_k^r]^T$ 는 실내/외 판단에 따른 위치 정보 측정치이다. 실내이면 WiFi fingerprinting 기법에 의한 위치정보를, 실외이면 GPS의 위치정보를 측정치로 사용한다. RP_k 는 2 자유도의 χ^2 분포를 갖는다. χ^2 분포의 95% 지점을 임의의 값 δ 로 선정한다. 만약 $RP_k > \delta$ 인 경우에 측정치에 큰 오차가 포함된 것으로 판단하여 EKF의 측정치 오차 공분산 행렬의 크게 설정하여 단기간에 정확도가 높은 PDR의 위치정보만을 사용하도록 한다.

3. EXPERIMENTAL ANALYSIS

본 논문에서 제안하는 PDR/GPS/WiFi 결합 실내의 복합측위와 DNN 기반 보행/비보행 인지에 따른 PDR 성능향상 기법을 검증하기 위하여 실시험을 수행하였다.

3.1 Experimental Testbed

경일대학교 6호관 2층 복도와 주변 실외의 환경을 테스트베드로 하여 실험을 수행하였다. 스마트기기는 삼성 갤럭시 S22 Ultra (SM-S908)를 사용하여 PDR을 위한 가속도와 자이로 신호를 100 Hz로 획득하였으며, WiFi의 Mac 주소 및 RSSI 신호는 3초 주기 그리고 GPS 정보를 1초 주기로 획득하였다.

보행 실험의 경로는 Fig. 6과 같이 실내에서 실외로 이동하는 A→O 경로와, 실외에서 실내로 이동하는 O→A 경로를 선정하였다. 경로 이동거리는 152.25 m로 선정하였다. Fingerprinting을 위한 DB를 보행시험 전에 구축하였으며, Fig. 7은 fingerprinting에 사용할 DB의 grid point 위치를 2.25 m 간격으로 나타내고 있다. DB는 실내의 복도 A, B 그리고 홀 H 구역으로 나누어져 있다. 보행 실험은 4명의 성인 남성을 대상으로 PDR 실험에 제자리 걸음과 제자리 좌/우회전을 50보씩 포함하여 진행하였으며, 실내의 오가며 실내의 복합 측위 실험을 진행하였다.

3.2 Java-based App Development for Smartphones

Java 기반으로 스마트폰의 IMU 데이터와 WiFi, GPS 신호



Fig. 8. App interface for PDR application.

를 복합적으로 처리하는 App을 ETRI와 공동으로 개발하였다. Fig. 8은 본 연구에서 개발한 App의 인터페이스이다. App에서는 센서데이터를 주기적으로 획득한 후 본 연구에서 제안한 실내의 복합 보행방법 알고리즘을 실시간 구동한다. IMU 데이터는 100 Hz로 처리되어 자세 및 위치정보를 추정하며, DNN 기반으로 보행/비보행 검출을 하는 PDR 알고리즘에서 사용된다. WiFi fingerprinting용 database는 파일로 스마트폰에 저장된 후 App에서 로딩한 후 3초 주기로 획득되는 WiFi 정보를 함께 사용하여 fingerprinting 기반으로 위치정보를 추정한다. 그리고 GPS 정보는 안드로이드폰에서 제공하는 GPS_PROVIDER을 사용하여 수신기에서 계산된 위치정보를 그대로 사용하며, 제공되는 DOP 정보를 실내외 구분하는데 사용된다. 그리고 이 모든 정보는 결합항법 필터에서 융합되어 오차가 보정된 위치정보를 산출한다.

3.3 Experimental Analysis

먼저 DNN 기반으로 보행/비보행 신호를 분리하여 수행된 PDR의 성능분석을 위해 테스트베드 상에서 실험을 수행하였으며, DNN 적용 전과 후의 최종 지점에서의 위치오차를 비교하여 평가를 진행하였다. 사용된 DNN 모델의 성능은 Table 2에 나타

Table 2. DNN model classification accuracy.

Data number	Accuracy (%)
1	97.31
2	98.30
3	97.59
4	94.73
5	98.24
6	95.99
7	96.75
8	96.75
Mean	96.96
Standard deviation	1.116

Table 3. PDR distance estimation error according to DNN application.

Data number	Estimated distance (m) (True: 152.25 m)		Distance estimation error (m)	
	w/o DNN	w. DNN	w/o DNN	w. DNN
1	236.97	155.71	84.72	3.46
2	255.88	159.30	103.63	7.05
3	234.37	142.26	83.88	9.99
4	236.13	145.44	83.88	6.80
5	255.12	140.02	102.87	12.23
6	242.21	142.55	89.96	9.69
7	274.17	154.58	121.92	2.33
8	273.52	162.77	121.27	10.52
Mean	251.05	150.33	98.80	1.91
Standard deviation	15.23	8.20	15.00	8.20

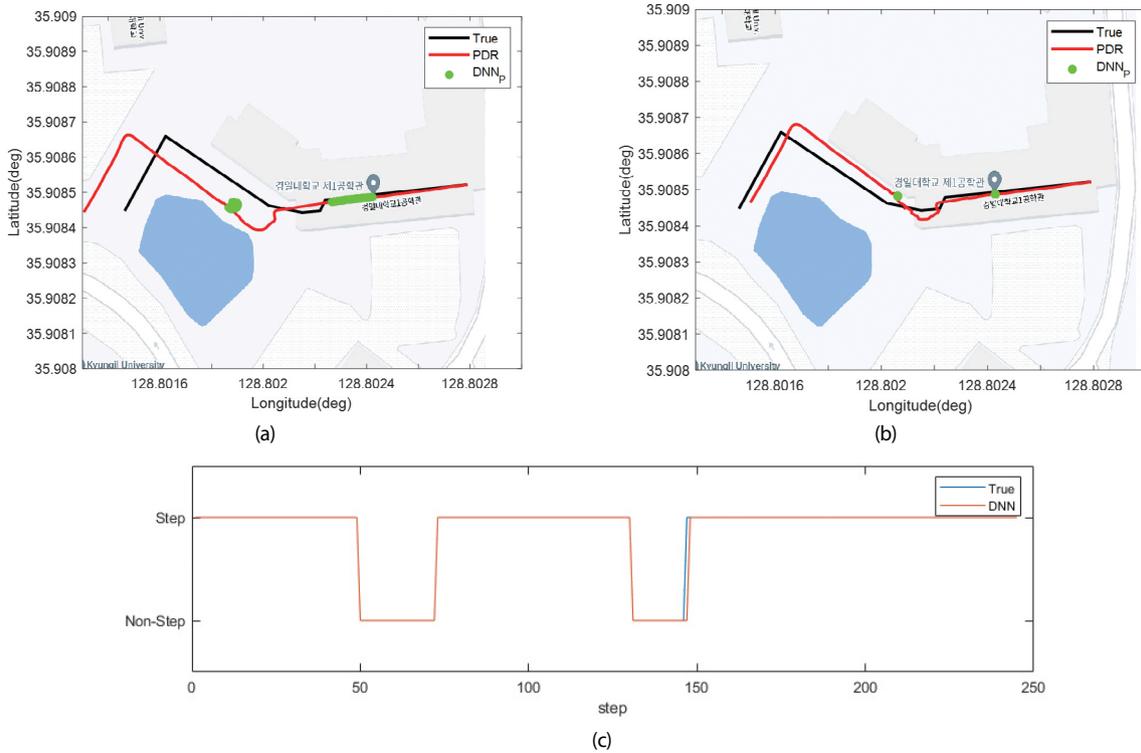


Fig. 9. Indoor→Outdoor positioning results. (a) PDR only, (b) PDR with DNN, (c) DNN classification.

내었다. 4명의 성인 남성이 보행 신호와 비 보행 신호가 포함된 경로를 두 번씩 보행하며 실험을 진행하였으며, DNN을 통해 분류한 걸음 검출 정확도를 나타낸 것이다. PDR 성능 분석에 사용된 DNN모델은 96.96%의 분류 정확도를 갖는다는 것을 확인할 수 있다.

실내에서 실외로 이동한 경로 실험 결과는 Fig. 9에 나타났으며, 그림에서 연두색 부분이 제자리 걸음으로 인해 계산된 위치 이동 부분을 나타내고 있다. (a)는 PDR만을 사용한 경우로 제자리 걸음으로 위치 이동이 발생하지 않았음에도 비보행 신호를 걸음으로 오 검출하여 위치 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. (b)는 제안된 DNN을 통해 비 보행신호를 구분한 PDR의 결과이다. (c)는 실제 걸음 신호와 DNN을 통해 구분된 걸음 신호를 나타낸 것이다. 비보행 신호에서 보행 신호로 전환되는 구간에서 잘못 검출되는 경우도 있지만 전체적으로 보행/비보행 신호를 잘 구분함으로써 위치추정 정확도가 향상되는 것을 확인할 수 있다.

최종 위치 오차는 DNN 적용 전 14.26 m에서 적용 후 4.23 m로 감소한 것으로 계산된다. Table 3에서 DNN 적용 유무에 따라 계산된 PDR 이동거리와 이동거리 추정 오차를 나타내고 있다. DNN 적용 전에는 150보의 비 보행신호에 의해서 98.8 m의 이동거리추정오차가 나타나며, DNN 적용 후에는 이동거리 추정오차가 8.2 m로 감소한 것을 확인할 수 있다.

다음으로 실외에서 실내로 이동한 경로 실험 결과를 Fig. 10에 나타 내었다. 비보행 신호를 보행신호로 판단하는 경우 이동거리 오차가 발생하지만 제안된 DNN 기반으로 비보행 신호를 인지하고 위치 갱신에서 적용함으로써 이동거리 오차가 감소하며 전체적으로 위치추정 정확도가 향상되는 결과를 산출한다. 최종 위치 오차는 DNN 적용 전 15.31 m에서 적용 후 5.05 m로 감소한 것으로 계산된다.

다음으로 PDR과 GPS 및 WiFi를 결합한 복합측위 실험의 분석 결과이다. Fig. 11은 GPS의 DOP 신호이다. (a)는 실내에서 실외로

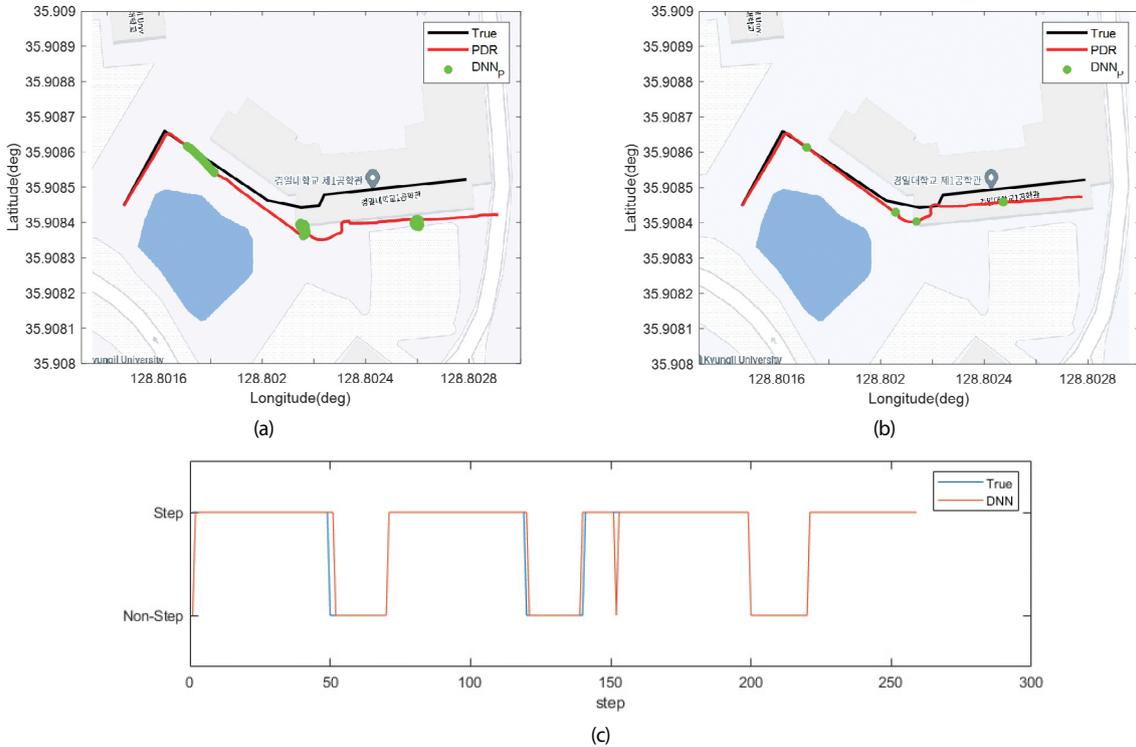


Fig. 10. Outdoor → Indoor positioning results. (a) PDR only, (b) PDR with DNN, (c) DNN classification.

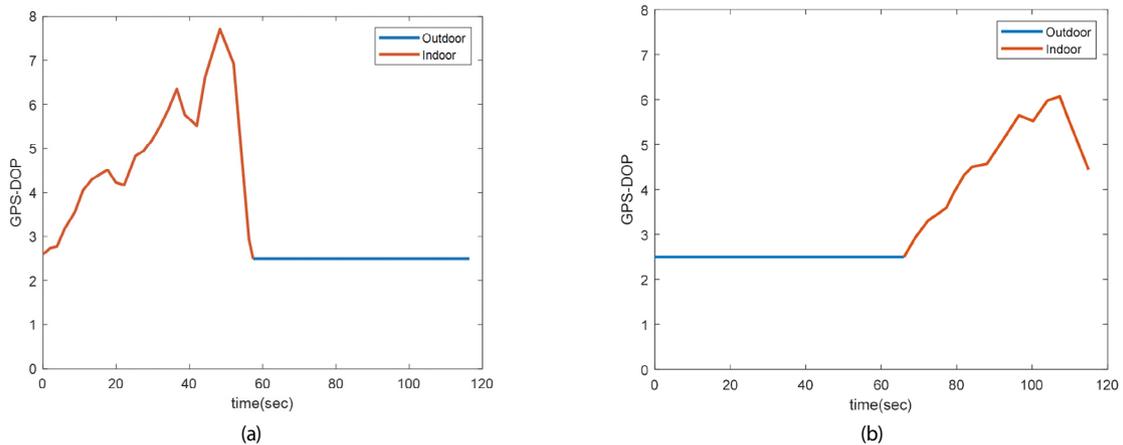


Fig. 11. GPS DOP. (a) Indoor → Outdoor, (b) Outdoor → Indoor.

이동하는 경우이며, (b)는 실외에서 실내로 이동하는 경우이다. 실외에서는 일정한 값을 산출하지만 실내에서 비교적 큰 값으로 일정하지 않게 산출되는 것을 확인할 수 있다. 이를 활용하여 사용자의 보행 환경이 실내인지 또는 실외인지를 구분하여 측정치를 선택하도록 한다.

Fig. 12는 실내에서 실외로 이동하였을 때의 복합측위 결과이다. (a)는 PDR만을 활용하여 추정된 위치로 시간에 따라 방위각 문제로 인해 위치 추정치가 보행 경로로부터 점점 멀어지는 것을 볼 수 있다. (b)는 측정치로 사용될 WiFi와 GPS의 위치 측정치이다. 실내에서 GPS 정보의 오차가 매우 크게 나타나며, 실내외의 교차 구간에서 WiFi fingerprinting의 오차가 크게 튀는 현상이 나타난다. 그리고 실외에서는 fingerprinting database를 구축하지

않았으므로 실외에서는 WiFi 기반으로 위치 측정치를 획득할 수 없는 것을 알 수 있다. DOP 정보를 통해 실내/외를 구분하여 측정치를 선택하고 이를 기반으로 복합측위를 수행한 결과는 (c)에 나타내었다. 측위에 선택된 GPS/WiFi 측정치 및 잔차 기반으로 검출된 측정치의 Outlier를 인지함으로써 추정된 위치가 보행 경로에 일치하는 것을 알 수 있으며, 최종 위치 오차는 PDR만 사용하였을 경우 11.16 m로 크게 발생하는 것에 반해 제한한 기법을 활용하였을 때 0.4 m로 성능이 크게 향상되는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 13은 실외에서 실내로 이동하였을 때의 복합측위 결과이다. (b)에서 실외에서 실내로 이동하였을 때, GPS 정보가 실내에서도 연속적으로 제공되지만 오차가 큰 것을 알 수 있으며, 실내로 들어가는 순간에 계산되는 WiFi fingerprinting의 결과는 큰 오

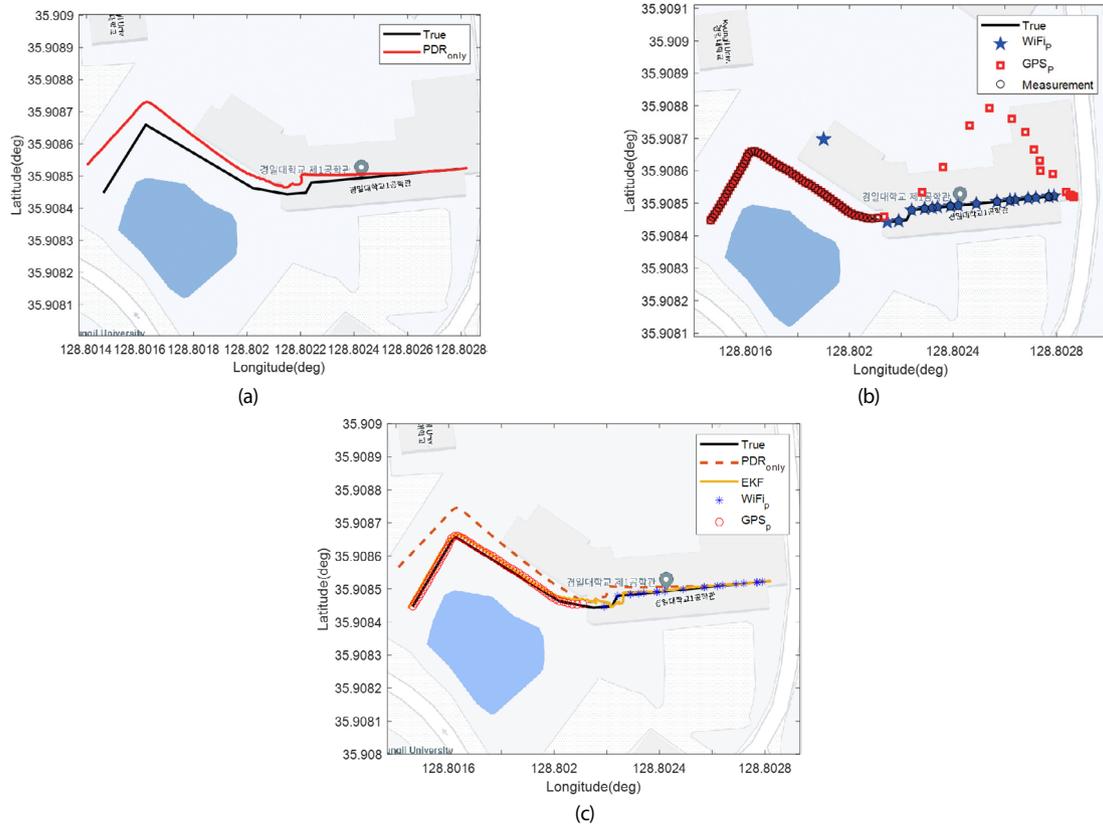


Fig. 12. Indoor→ Outdoor Positioning results. (a) PDR only, (b) Measurement, (c) Integration result.

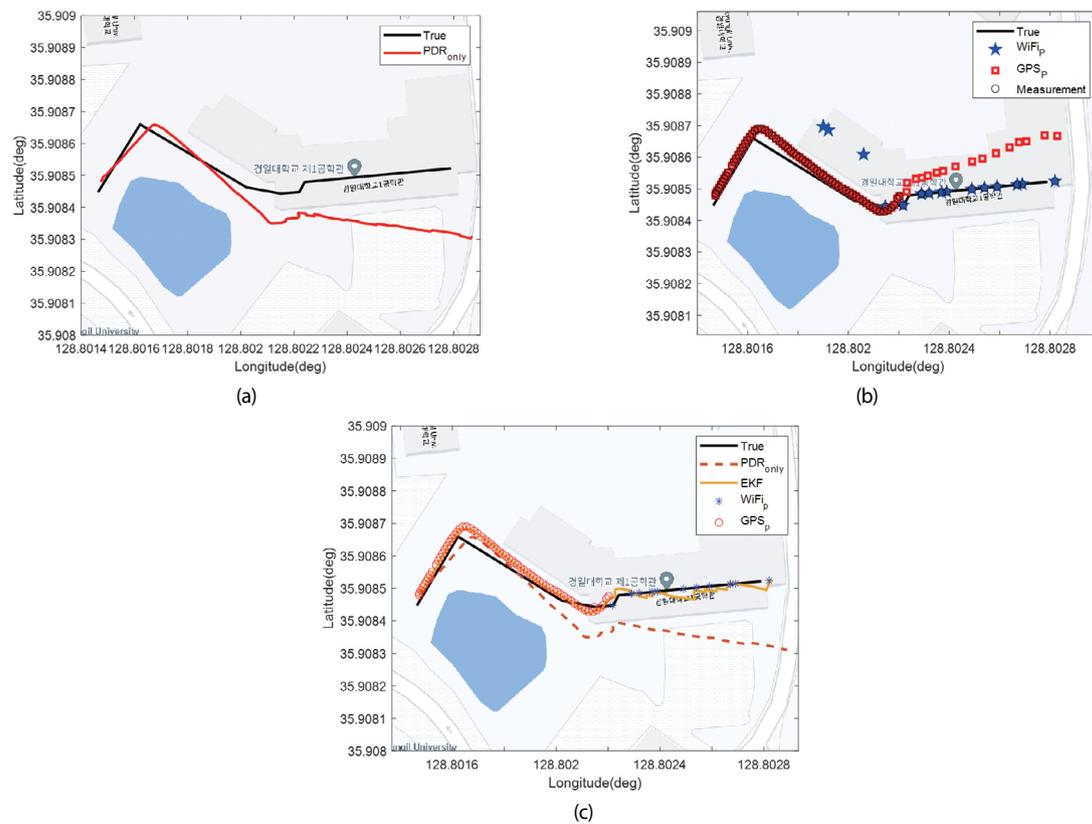


Fig. 13. Outdoor→ Indoor Positioning results. (a) PDR only, (b) Measurement, (c) Integration result.

차를 갖는 것을 알 수 있다. 이런 정보들은 제안된 DOP 기반 실내의 구분 및 가변 R 행렬 적응기법을 기반으로 필터링되어 적합한 측정치만이 사용된다. 그 결과 최종 위치 오차는 PDR만 사용하였을 경우 25.39 m가 나왔으며, 제안한 기법을 활용하였을 때 3.81 m로 성능이 향상된 것을 확인할 수 있다. 복합측위의 최종 오차가 다소 크게 나타나는 것은 그림에서 확인할 수 있듯이 건물 내부의 복도 끝 부분에서 WiFi fingerprinting의 결과가 비교적 큰 오차를 갖고 있으며, 이 오차는 본 연구에서 설정한 δ 값 안에 위치함으로써 잘못 사용된 결과이다. 추후 WiFi fingerprinting의 정확도 향상 기법 및 측정치의 Outlier 제거 기술의 성능을 향상시키기 위한 연구를 지속할 계획이다.

4. CONCLUSIONS

본 논문에서는 실내의 공간에서 스마트폰 사용자의 위치를 추정하기 위해서 PDR과 GPS, 그리고 WiFi fingerprinting 솔루션을 EKF로 결합하는 복합 보행방법 기술을 제안하였다. 여기에 DNN 기반으로 보행/비보행 인지를 통해 PDR의 성능을 향상시키는 기술과 GPS의 DOP 기반으로 실내외 인지 및 잔차 기반으로 측정치 Outlier를 제거함으로써 복합보행의 성능을 향상시키는 기술을 포함하고 있다. PDR은 인프라 없이 센서만으로 위치를 추정할 수 있는 기술이지만 시간에 따라 오차가 누적되는 단점을 갖는다. 이와 달리 GPS 및 WiFi fingerprinting 솔루션은 오차 누적 현상은 없지만 주위 환경에 따라 가용성 및 정확성이 달라지는 문제를 갖는다. 이런 상호보완적인 특성을 갖는 측위 솔루션들을 EKF 기반으로 결합함으로써 실내/외 연속으로 정확한 위치정보를 제공할 수 있게 되는 것을 실험 기반으로 검증하였다. 이 과정에서 제안된 DNN 기반 보행/비보행 구분 인지 기술과 측정치 Outlier 제거 기술의 성능이 우수함을 함께 분석하였다. 이 기술을 기반으로 스마트폰 사용자의 실내/외 연속으로 높은 정확도를 갖는 측위정보를 산출할 수 있으므로 다양한 위치기반서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

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. Seong Yun Cho led the research and reviewed

the manuscript as the person in charge of the service project. JaeJun Yoo and Seonghun Seo supervised the research as original project managers and provided related information.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

REFERENCES

- Cho, E. Y., Kwon, J. U., Chae, M. S., Cho, S. Y., Yoo, J., et al. 2023, Indoor Positioning Technology Integrating Pedestrian Dead Reckoning and WiFi Fingerprinting Based on EKF with Adaptive Error Covariance, *Journal of Positioning, Navigation, and Timing*, 12, 271-280. <https://doi.org/10.11003/JPNT.2023.12.3.271>
- Cho, S. Y. 2005, Enhance Tilt Compensation Method for Biaxial Magnetic Compass, *IEE Electronics Letters*, 41, 1324-1325. <https://doi.org/10.1049/el:20053464>
- 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.2021.306408>
- Kolodziej, K. W. & Hjelm, J. 2006, *Local Positioning Systems: LBS Applications and Services* (FL: Taylor and Francis).
- Kwon, J. U., Chae, M. S., Cho, E., Y., & Cho, S. Y. 2023, Fast Generation of Wi-Fi Positioning Fingerprint Database Using Reference Location Information Acquired Based on 1D-PDR, *IPIN 2023*, Nuremberg, Germany, 25-28 September 2023.
- Kwon, J. U., Chae, M. S., & Cho, S. Y. 2022, CNN-based Adaptive K for Improving Positioning Accuracy in W-kNN-based LTE Fingerprint Positioning, *Journal of Positioning, Navigation, and Timing*, 11, 217-227. <https://doi.org/10.11003/JPNT.2022.11.3.217>
- Sara, K., Mahbub, H., & Aruna, S. 2014, Feature Selection for Floor-changing Activity Recognition in Multi-Floor Pedestrian Navigation, *ICMU*. <https://doi.org/10.1109/ICMU.2014.6799049>
- Titterton, D. H. & Weston, J. L. 1997, *Strapdown Inertial Navigation Technology* (London: Peregrinus)
- Xia, S., Liu, Y., Yuan, G., Zhu, M., & Wang, Z. 2017, Indoor Fingerprint Positioning Based on Wi-Fi: An Overview, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6, 135. <https://doi.org/10.3390/ijgi6050135>



estimation theory.

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



Engineering. His current research topics include LTE-based fingerprinting for positioning, UWB-based wireless positioning, pedestrian inertial navigation, and navigation for autonomous vehicle.

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



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 as a senior researcher. From 2008 to 2013, he was an Adjunct Professor with the University of Science and Technology. 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 a 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.

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



information system, indoor positioning, database

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. His research interests include geographic

management system, and machine learning.



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

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