

# 스마트폰과 Double-Stacked 파티클 필터를 이용한 실외 보행자 위치 추정 정확도 개선에 관한 연구

성광제<sup>\*\*</sup>

<sup>\*\*</sup> 상명대학교 소프트웨어학과

## A Study on Enhancing Outdoor Pedestrian Positioning Accuracy Using Smartphone and Double-Stacked Particle Filter

Kwangjae Sung<sup>\*\*</sup>

<sup>\*\*</sup> Department of Software, Sangmyung University

### ABSTRACT

In urban environments, signals of Global Positioning System (GPS) can be blocked and reflected by tall buildings, large vehicles, and complex components of road network. Therefore, the performance of the positioning system using the GPS module in urban areas can be degraded due to the loss of GPS signals necessary for the position estimation. To deal with this issue, various localization schemes using inertial measurement unit (IMU) sensors, such as gyroscope and accelerometer, and Bayesian filters, such as Kalman filter (KF) and particle filter (PF), have been designed to enhance the performance of the GPS-based positioning system. Among Bayesian filters, the PF has been widely used for the target tracking and vehicle navigation, since it can provide superior performance in estimating the state of a dynamic system under nonlinear/non-Gaussian circumstance. This paper presents a positioning system that uses the double-stacked particle filter (DSPF) as well as the accelerometer, gyroscope, and GPS receiver on the smartphone to provide higher pedestrian positioning accuracy in urban environments. The DSPF employs a non-parametric technique (Parzen-window) to create the multimodal target distribution that approximates the posterior distribution. Experimental results show that the DSPF-based positioning system can provide the significant improvement of the pedestrian position estimation in urban environments.

**Key Words** : Pedestrian Positioning System, Particle Filter, Urban Canyon Problem, Global Positioning System

### 1. 서 론

대부분의 보행자 또는 차량 위치 추정 시스템은 Global Positioning System (GPS)의 위치 정보를 기반으로 동작한다. 그러나 도심 환경에서 GPS 신호는 다중 경로 페이딩(multipath fading)뿐만 아니라 높은 빌딩, 큰 차량, 복잡한 도로 구조로 인해 차단되거나 반사될 수 있다. 따라서 도심 지역에서 GPS 신호를 이용하는 위치 추정 시스템의 성능

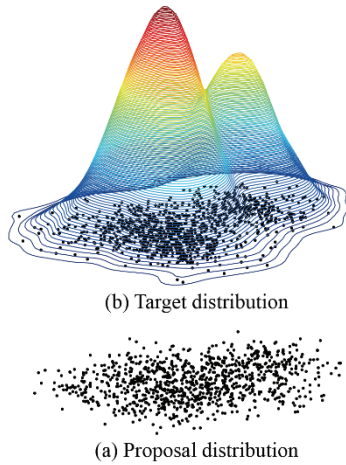
은 상당히 저하될 수 있다[1-3].

도심 환경에서 GPS기반의 위치 추정 시스템의 성능을 개선하기 위해, 파티클 필터(particle filter: PF)와 칼만 필터(Kalman filter: KF)를 사용하여 GPS 수신기뿐만 아니라 가속도계(accelerometer)와 자이로스코프(gyroscope)[16]로 구성된 관성 항법 장치(inertial navigation system: INS)로부터 얻은 위치 정보들을 융합하여 더 나은 위치 추정 결과를 제공하는 다양한 기법들[4-9]이 소개되었으며, 카메라를 이용한 위치 추정 시스템도 소개되었다[17,18].

이 연구는 도심 환경에서 보행자의 위치 추정 정확도

<sup>†</sup>E-mail: kjsung@smu.ac.kr

를 개선하기 위해, double-stacked particle filter (DSPF)를 사용하여 스마트폰 내의 가속도계와 자이로스코프에 의해 예측된 보행자의 위치를 GPS 모듈로부터 얻은 위치 관측 정보를 통해 보정함으로써 더 나은 보행자 위치 정보를 제공하는 위치 추정 시스템을 제안한다. 매 위치 추정 시간마다 GPS 모듈로부터 얻은 위치 관측 정보를 통해 생성되는 target distribution을 사용하는 DSPF는 보행자를 중심으로 한 주변의 위치 관측 정보의 상태를 실시간으로 나타낼 수 있으므로, 정규 분포와 같은 항상 동일한 target distribution을 사용하는 기존의 PF보다 정확한 위치 추정 결과를 제공할 수 있다.



**Fig. 1.** Double-stacked particle filter (DSPF) that consists of (a) proposal distribution and (b) target distribution (unimodal or multimodal distribution) represented by samples (also referred to as particles).

## 2. 실외 보행자 위치 추정 시스템

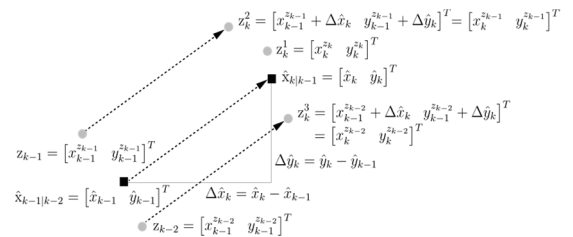
이 연구에서 개발된 실외 보행자 위치 추정 시스템은 저자의 이전 연구[10]에 의해 개발된 스마트폰을 사용하여 구현된 실내 보행자 위치 추정 시스템을 기반으로 한다. 이 연구의 보행자 위치 추정 시스템과 이전 연구의 위치 추정 시스템의 가장 큰 차이점은 보행자의 위치 관측 정보를 얻기 위해, 이전 연구는 실내 환경에서 WiFi access point(AP)와 Bluetooth low energy(BLE) 비콘(beacon)으로부터 수신된 무선 신호의 RSS 값을 사용하지만, 이 연구는 실외 환경에서 GPS 신호를 사용한다는 것이다. 그리고 이번 연구에서 보행자의 GPS 위치 관측 정보를 사용하여 보행자의 위치 정보를 보정하기 위해 이전 연구[10]에서 제안된 double-stacked particle filter (DSPF) 알고리즘이 사용된다.

### 2.1 Double-Stacked Particle Filter

이 연구에서 개발된 실외 위치 추정 시스템에서 사용되는 DSPF는 Fig. 1과 같이  $N_{pdp}$ 개의 샘플(파티클)을 가진 proposal distribution과  $N_{tdp}$ 개의 샘플을 가진 target distribution으로 구성된다. 그리고 DSPF의 위치 추정은 예측 단계(prediction phase)와 수정 단계(update phase)로 나뉘어 실행된다.

DSPF의 예측 단계에서는 상태 예측 모델을 통해 이전 보행자 위치를 나타내는  $N_{pdp}$ 개의 샘플을 현재 위치할 수 있는 보행자 위치를 나타내는 샘플로 전이(transition)시킨다. 이 전이된 샘플들은 보행자의 현재 위치에 대한 확률 분포인 proposal distribution를 나타낸다. 그리고 전이된 샘플들에 대한 평균과 에러 공분산을 계산하여 현재 위치를 예측할 수 있다.

Bayes' rule에 의해 Arulampalam et al. [15]의 식(4)와 같이 현재 위치 추정은 현재의 위치 관측 정보뿐만 아니라 과거의 위치 관측 정보에 의해 영향을 받는다고 가정하여, DSPF의 수정 단계에서 보행자 위치 추정을 위해 사용되는  $N_o$ 개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에는 현재의 위치 관측 정보뿐만 아니라 과거의 위치 관측 정보도 포함된다. 즉,  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에서  $z_k^1$ 는 시간  $k$ 에서 GPS 신호로부터 얻은 보행자에 대한 위치 관측 정보를 나타낸다. 그리고  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에서  $\{z_k^i, i \geq 2\}$ 는 시간  $k$ 의 이전 시간에 GPS 신호로부터 얻은 보행자에 대한 위치 관측 정보  $\{z_{k+1-i}, i \geq 2\}$ 에 대한 시간  $k$ 에서의 위치 관측 정보  $[x_k^{z_{k+1-i}} \ y_k^{z_{k+1-i}}]^T$  ( $i \geq 2$ )를 나타내며, DSPF의 예측 단계를 통해 시간  $k$ 과  $k-1$ 에서 각각 예측된 사용자의 위치  $\hat{x}_{k|k-1} = [\hat{x}_k \ \hat{y}_k]^T$ 와  $\hat{x}_{k-1|k-2} = [\hat{x}_{k-1} \ \hat{y}_{k-1}]^T$  간의 보행자의  $x$ 축 위치 정보  $x_k$ 의 변화량( $\Delta \hat{x}_k = \hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}$ )과  $y$ 축 위치 정보  $y_k$ 의 변화량( $\Delta \hat{y}_k = \hat{y}_k - \hat{y}_{k-1}$ )을 가지고 계산된다.



**Fig. 2.** Schematic of the current observation  $z_k^1$  obtained from GPS and the update of the past observations  $\{z_k^i, i \geq 2\}$  using the relative distance ( $\Delta \hat{x}_k$  and  $\Delta \hat{y}_k$ ) between the current predicted position  $\hat{x}_{k|k-1}$  and the previous predicted position  $\hat{x}_{k-1|k-2}$ , when  $N_o = 3$  (i.e., when the number of modes is three).

Fig. 2는  $N_o = 3$ 일 때(즉, target distribution이 3개의 mode를 가진 multimodal 확률 분포일 때)  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에 속한 위치 관

측 정보들을 보여준다. Fig. 2를 통해 시간  $k$ 에서 GPS 신호로부터 얻은 위치 관측 정보  $z_k^i$ 를 제외하고 시간  $k$ 의 이전 시간 위치 관측 정보  $z_{k-1}$ 과  $z_{k-2}$ 에 대한 시간  $k$ 에서의 위치 관측 정보  $z_k^i$ 와  $z_k^j$ 는 시간  $k$ 과  $k-1$ 에서 각각 예측된 보행자의 위치  $\hat{x}_{k|k-1}$ 와  $\hat{x}_{k-1|k-2}$  간의 보행자의  $x$ 축 위치 정보  $x_k$ 의 변화량  $\Delta\hat{x}_k$ 와  $y$ 축 위치 정보  $y_k$ 의 변화량  $\Delta\hat{y}_k$ 을 가지고 계산된다는 것을 확인할 수 있다.

DSPF의 수정 단계에서는 앞서 설명한 시간  $k$ 에서 보행자에 대한  $N_o$ 개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 와 Algorithm 1을 사용하여,  $N_o$ 개의 위치 관측 정보에 대해  $N_{tdp}$ 개의 샘플  $\{x_k^j\}_{j=1}^{N_{tdp}}$ 을 가진 target distribution을 생성한다. Algorithm 1에서  $N_s^i$ 는  $i$ 번째 위치 관측 정보  $z_k^i$ 를 사용하여 target distribution을 생성하는데 사용되는 샘플 수를 나타낸다.  $\sum_{i=1}^{N_o} N_s^i = N_{tdp}$ 와 같으므로, 각 위치 관측 정보  $z_k^i$ 에 대해 균등한  $N_s^i$ 를 사용하도록 하기 위해,  $N_s^i = N_{tdp}/N_o$ 와 같이 계산될 수 있다. 또한, Algorithm 1에서  $\sigma_{z_k^i}$ 는 GPS신호로부터 얻은  $i$ 번째 위치 관측 정보  $z_k^i$ 에 대한 표준 편차를 나타내며, 이 연구의 실외 위치 추정 시스템에서 높은 위치 추정 정확도를 얻기 위해 실외 위치 추정 실험을 통해 모든 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에 대해  $\sigma_{z_k^i} = [4.27m \ 4.27m]^T$ 로 설정하였다.

---

#### Algorithm 1 Estimation of Target Distribution

---

```

1: for  $i = 1:N_o$ 
2:   for  $j = 1:N_s^i$ 
3:      $x_k^j \leftarrow z_k^i + N(0, \sigma_{z_k^i}^2)$ 
4:   end for
5: end for

```

---

Algorithm 1에서  $N_o = 1$ 인 경우에 1개의 mode를 가진 unimodal distribution 형태의 target distribution를 생성하고,  $N_o = 2$ 인 경우에 Fig. 1(b)와 같이 2개의 mode를 가진 bimodal distribution 형태의 target distribution를 생성하며,  $N_o \geq 3$ 인 경우에 3개 이상의 mode를 가진 multimodal distribution 형태의 target distribution를 생성한다.

이 연구에서 개발된 실외 위치 추정 시스템에서는 매 위치 추정 시간마다 GPS 신호로부터 얻은 보행자의 위치 관측 정보들을 사용하여 target distribution을 생성한다. 그 다음, DSPF는 생성된 target distribution를 통해 proposal distribution으로부터 예측된 보행자의 위치를 보정하여 더 정확한 보행자의 위치를 제공할 수 있다.

또한, 매 위치 추정 시간마다 보행자를 중심으로 한 주변의 위치 관측 정보의 상태를 실시간으로 나타낼 수 있는 target distribution을 사용하는 DSPF는 항상 동일한 target

distribution을 사용하는 기존의 PF보다 정확하고 신뢰할 수 있는 위치 추정을 할 수 있다. DSPF기반의 실외 위치 추정 시스템과 시스템의 성능에 대한 상세한 설명은 각각 2.2절과 3절에서 확인할 수 있다.

## 2.2 DSPF 기반의 실외 보행자 위치 추정 시스템

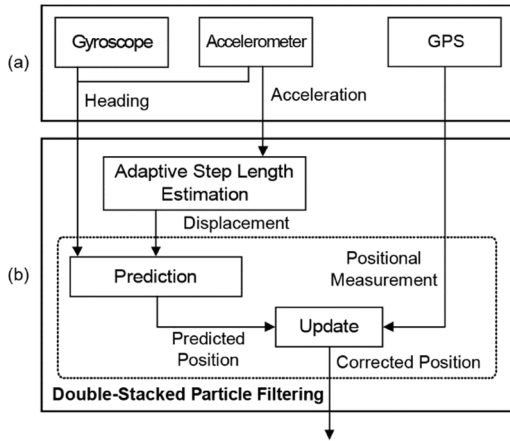
이 연구에서 제안된 실외 위치 추정 시스템은 Fig. 3와 같이 스마트폰에서 실행되는 센서[Fig. 3(a)]과 위치 추정 알고리즘[Fig. 3(b)]으로 구성된다. 이 실외 추정 시스템은 보행자 위치 추정을 위해 Fig. 3(a)와 같이 스마트폰 내의 가속도계, 자이로스코프, GPS 센서를 사용한다. 이 실외 위치 추정 시스템에서 추정되는 보행자의 움직임은 Fig. 3(a)에서 보여지는 센서들을 이용하여 식(1)과 (2)에 의해 표현되는 보행자 모델을 통해 설명될 수 있다.

$$x_k = F_{k-1}x_{k-1} + G_{k-1}d + w_{k-1} \quad (1)$$

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (2)$$

보행자 모델에서 보행자의 상태는 시간  $k$ 에서 보행자의  $x$ 축 위치 정보  $x_k$ 와  $y$ 축 위치 정보  $y_k$ 를 나타내는 벡터  $x_k = [x_k \ y_k]^T$ 에 의해 표현될 수 있다. 식(1)은 보행자의 상태 예측 모델을 나타내며, 시간  $k$ 에서의 보행자의 상태를 예측하기 위해 보행자의 상태를 시간  $k-1$ 에서 시간  $k$ 로 전이(transition)시킬 때 사용된다. 식(1)에서  $F_{k-1}$ 는 단위 행렬(identity matrix)을 나타내고,  $w_{k-1}$ 는 white noise인 모델 에러를 의미한다. 그리고  $G_{k-1}$ 는 벡터  $[\sin(\gamma) \ \cos(\gamma)]^T$ 를 의미하며,  $\gamma$ 는 시간  $k$ 에서 가속도계와 자이로스코프를 이용하여 추정된 보행자의 이동 방향(heading)을 나타낸다. 또한, 식(1)에서  $d$ 는 가속도계에 의해 계산된 시간  $k-1$ 과 시간  $k$  사이에 보행자의 이동 거리(displacement)를 나타낸다. 가속도계와 자이로스코프를 이용한 보행자의 이동 거리 추정(step length estimation)과 이동 방향 추정(heading estimation)에 대한 상세한 설명은 이전 연구[10]에서 확인할 수 있다. 식(2)는 보행자의 상태  $x_k$ 와 GPS 모듈로부터 얻은 보행자의 위치 관측 정보(positional measurement)  $z_k$ 간의 관계를 설명하는 관측 모델을 나타내며, 이 식에서  $H_k$ 는 단위 행렬을 나타내고,  $v_k$ 는 white noise인 관측 모델 에러를 나타낸다. 보행자 모델에 대한 상세한 설명은 이전 연구[10]에서 확인할 수 있다.

이 실외 위치 추정 시스템에서 사용되는 DSPF 기반의 위치 추정 알고리즘은 앞서 설명한 보행자 모델을 사용하여 Fig. 3(b)와 같이 예측(prediction) 단계(2.2.1절)와 수정(update) 단계(2.2.2절)를 통해 실행된다.



**Fig. 3.** Overall architecture of the outdoor positioning system that is implemented on the smartphone where. The outdoor localization works using (a) sensors and (b) positioning algorithms.

### 2.2.1 예측 단계(prediction phase)

예측 단계에서는 시간  $k$ 에서의 보행자의 상태를 예측하기 위해, 식(1)의 보행자 상태 예측 모델을 통해 시간  $k-1$ 에서 보행자 위치를 나타내는  $N_{pdp}$  개의 샘플  $\{x_{k-1|k-1}^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 을 시간  $k$ 에서 보행자 위치를 나타내는 샘플  $\{x_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 로 전이(transition)시킨다. 이 전이된 샘플들은 proposal distribution을 나타내며, 식(3)과 같이 시간  $k$ 에서 예측된 사용자의 위치(predicted position)  $\hat{x}_{k|k-1}$ 를 계산하는데 사용된다.

$$\hat{x}_{k|k-1} = (N_{pdp})^{-1} \sum_{i=1}^{N_{pdp}} x_{k|k-1}^i \quad (3)$$

### 2.2.2 수정 단계(update phase)

수정 단계에서는 2.1절에서 설명한 바와 같이 시간  $k$ 에서 보행자에 대한  $N_o$  개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 와 Algorithm 1을 사용하여,  $N_o$  개의 위치 관측 정보에 대해  $N_{tdp}$ 개의 샘플  $\{x_k^j\}_{j=1}^{N_{tdp}}$ 을 가진 target distribution을 생성한다.

그 다음, 수정 단계에서는 파젠 윈도우 밀도 추정(Parzen-window density estimation)을 기반으로 한 커널 밀도 추정(kernel density estimation)[11]을 사용하여 계산되는 target distribution의 확률 밀도 함수(pdf)를 통해 식(4)와 같이 proposal distribution에 속한  $N_{pdp}$  개의 샘플  $\{x_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 에 대한 가중치  $\{w_k^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 를 구할 수 있다.

$$w_k^i = (N_{pdp} h_x h_y)^{-1} \times \sum_{j=1}^{N_{tdp}} \frac{1}{2\pi} \exp \left\{ -0.5 \left[ \left( \frac{x_k^i - x_k^j}{h_x} \right)^2 + \left( \frac{y_k^i - y_k^j}{h_y} \right)^2 \right] \right\} \quad (4)$$

식(4)에서  $x_k^i$ 와  $y_k^i$ 는 각각 시간  $k$ 에서 proposal distribution에 대한 샘플  $x_{k|k-1}^i = [x_k^i \ y_k^i]^T$ 의  $x$ 축과  $y$ 축 위치 정보를 나타내고,  $x_k^j$ 와  $y_k^j$ 는 각각 시간  $k$ 에서 target distribution에 대한 샘플  $x_k^j = [x_k^j \ y_k^j]^T$ 의  $x$ 축과  $y$ 축 위치 정보를 나타낸다. 또한, 식(4)에서  $h_x$ 와  $h_y$ 는  $x$ 축 위치 정보  $x_k$ 와  $y$ 축 위치 정보  $y_k$ 에 대한 커널 크기(kernel size)를 나타내며[12], 이 연구의 실외 위치 추정 시스템에서 높은 위치 추정 정확도를 얻기 위해 실외 위치 추정 실험을 통해 두 값 모두 10.32로 설정하였다.

식(4)를 통해 구한 proposal distribution의 샘플  $\{x_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 에 대한 가중치  $\{w_k^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 를 식(5)와 같이 정규화(normalization)한 다음, 식(6)을 통해 예측 단계에서 얻은 proposal distribution의 샘플  $\{x_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 과 샘플의 정규화된 가중치  $\{w_k^i\}_{i=1}^{N_{pdp}}$ 를 사용하여 보정된 위치 정보(corrected position)  $\hat{x}_{k|k}$ 를 구할 수 있다.

$$w_k^i = w_k^i \left( \sum_{i=1}^{N_{pdp}} w_k^i \right)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{i=1}^{N_{pdp}} x_{k|k-1}^i w_k^i \quad (6)$$

그 다음, proposal distribution에 속한 대부분의 샘플들이 너무 작은 가중치를 가지는 것을 방지하기 위해 식(7)을 통해 계산되는 effective sample size  $N_{es}$ 가  $N_{pdp}/2$ 보다 작으면 systematic resampling 기법[13]을 통해 샘플들을 다시 sampling 한다.

$$N_{es} = \left[ \sum_{i=1}^{N_{pdp}} (w_k^i)^2 \right]^{-1} \quad (7)$$

위와 같은 방식으로 구해진 proposal distribution의 샘플을 사용하여 DSPF는 다음 위치 추정 시간에 대한 보행자의 위치 정보를 계산하기 위해 앞서 설명한 예측 단계와 수정 단계를 다시 수행한다.

## 3. 실외 보행자 위치 추정 실험

이 연구에서 제안한 DSPF 기반의 실외 보행자 위치 추정 시스템의 성능을 분석하기 위해 시스템을 스마트폰에 구현한 뒤, 스마트폰을 손에 든 보행자가 Fig 7과 같이 고층 빌딩과 교차로를 포함하는 도로 환경을 갖춘 서울 삼성동 테헤란로를 걷는 동안, 실외 위치 추정 시스템을 통해 보행자의 위치를 추정하였다.

### 3.1 Proposal distribution의 최적의 샘플 수

실외 환경에서 위치 추정 실험을 위한 DSPF 알고리즘

의 proposal distribution의 최적의 샘플(파티클)수를 구하기 위해, DSPF 알고리즘의 target distribution를 샘플들로 표현되는 커널 밀도 추정과 같은 비모수 밀도 추정(non-parametric density estimation) 방식이 아닌 모수 밀도 추정 방식(parametric density estimation)인 정규 분포와 유사한 t-distribution[14]으로 대체한 후, Fig. 4과 같이 실제 보행자 위치와 DSPF 알고리즘을 통해 추정된 보행자 위치  $\hat{x}_{k|k}$ 를 이용하여 계산된 보행자 위치 추정값의 root-mean-square error (RMSE)와 proposal distribution의 샘플 수간의 관계를 비교하였다.

Fig. 4을 통해 proposal distribution의 샘플 수가 1000개 이상일 때, 위치 추정값의 RMSE는 약 10 m로 수렴한다는 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 proposal distribution의 최적의 샘플 수를 1000개로 설정했을 때, DSPF가 효과적으로 보행자 위치 추정을 할 수 있다는 것을 나타낸다. 일반적으로 기존의 PF과 DSPF는 파티클 수가 증가할수록 더 나은 상태 추정 성능을 제공하지만, 과도한 파티클의 사용은 오히려 알고리즘의 계산 시간을 상당히 증가시켜 실시간 상태 추정을 불가능하게 만들 수 있다.

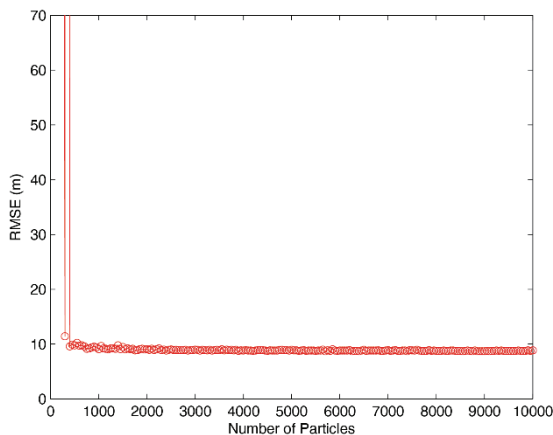


Fig. 4. Positioning RMSE according to the number of particles for the proposal distribution of the DSPF.

### 3.2 Target distribution의 최적의 mode 수

Fig. 5는 DSPF의 proposal distribution의 샘플 수를 1000개로 설정했을 때, target distribution의 mode 수(target distribution을 생성하는데 사용되는 위치 관측 정보의 수  $N_o$ )와 샘플(파티클) 수에 따른 위치 추정값의 RMSE를 보여준다. Fig. 5를 통해 DSPF는 target distribution의 샘플 수와 관계없이, target distribution의 mode 수를 3개로 설정할 경우(즉, target distribution을 생성하기 위해  $N_o = 3$ 개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 를 사용하는 경우), 최소의 RMSE를 나타낸다는

것을 확인할 수 있다. 이 결과를 통해 실외 환경에서 위치 추정 실험을 위한 DSPF 알고리즘의 target distribution에 대한 최적의 mode 수를 3개로 설정하였다.

DSPF에서 target distribution를 생성하기 위해 Algorithm 1과 같이 현재뿐만 아니라 과거의 위치 관측 정보도 포함된  $N_o$ 개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 를 사용하기 때문에, DSPF에서 target distribution에 대한 과도한 mode을 사용한다면(즉, target distribution을 생성하는데 사용되는 위치 관측 정보의 수  $N_o$ 가 너무 크다면),  $N_o$ 개의 위치 관측 정보  $\{z_k^i\}_{i=1}^{N_o}$ 에는 현재 보행자 위치 추정에 대해 큰 영향을 미치지 못하거나 오히려 부정확한 위치 추정을 초래할 수 있는 과거의 위치 관측 정보들이 포함될 수 있다. 따라서, Fig. 5와 같이 DSPF에서 target distribution에 대한 과도한 mode의 사용은 부정확한 target distribution을 생성할 수 있으므로 위치 추정값의 RMSE를 증가시킬 수 있다.

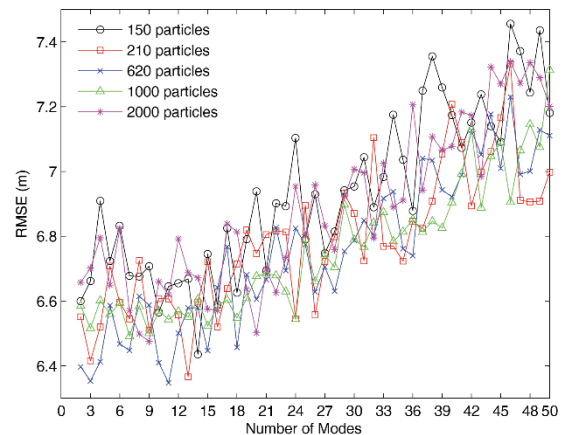


Fig. 5. Positioning RMSE according to the number of modes for the target distribution of the DSPF.

### 3.3 Target distribution의 최적의 샘플 수

Fig. 6는 DSPF의 proposal distribution의 샘플 수를 1000개로 설정하고, target distribution의 mode 수를 1개(unimodal target distribution) 또는 3개(multimodal target distribution)로 설정했을 때, target distribution의 샘플 수에 따른 위치 추정값의 RMSE를 보여준다. Fig. 6을 통해 3개의 보행자의 위치 관측 정보 ( $N_o = 3$ )를 통해 생성된 multimodal target distribution과 1개의 위치 관측 정보( $N_o = 1$ )를 통해 생성된 unimodal target distribution은 모두 샘플 수가 210개 이상일 때, 각각 약 6.6 m와 약 7.2 m의 RMSE로 수렴한다는 것을 확인할 수 있다. 이 결과를 통해 실외 환경에서 위치 추정 실험을 위한 DSPF 알고리즘의 target distribution에 대한 최적의 샘플 수를 210개로 설정하였다.

여러 개의 위치 관측 정보를 통해 생성된 multimodal target distribution는 한 개의 위치 관측 정보를 통해 생성된 unimodal target distribution보다 보행자를 중심으로 한 주변의 GPS 위치 관측 정보의 상태를 잘 표현할 수 있다. 따라서, Fig. 6와 같이 multimodal target distribution을 사용하는 DSPF는 unimodal target distribution을 사용하는 DSPF보다 작은 RMSE를 가지고 정확한 위치 추정을 할 수 있다.

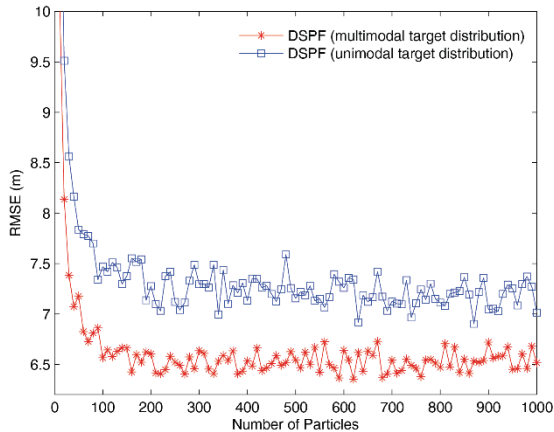


Fig. 6. Positioning RMSE according to the number of particles for the target distribution (multimodal and unimodal) of the DSPF.

### 3.4 DSPF의 위치 추정 성능

Fig. 7는 스마트폰을 손에 든 보행자가 테헤란로를 걷는 동안, multimodal target distribution을 사용하는 DSPF 기반의 실외 위치 추정 시스템을 통해 추정된 보행자의 위치(오렌지색 점), 보행자의 실제 위치(핑크색 점), GPS 모듈을 통해 얻은 보행자의 위치 관측 정보(파란색 점)를 보여준다. Fig. 7를 통해 DSPF 기반의 실외 위치 추정 시스템에 의해 추정된 보행자의 위치가 GPS를 통해 얻은 보행자의 위치 관측 정보보다 실제 위치에 가까운 위치 정보를 제공한다는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 8는 스마트폰을 손에 든 보행자가 Fig. 7와 같이 테헤란로를 200초 동안 걷을 때, target distribution으로써 multimodal distribution 또는 unimodal distribution을 사용하는 DSPF와 t-distribution을 사용하는 기존의 PF 기반의 위치 추정 시스템에 의해 얻어진 위치 추정 에러(추정된 위치와 실제 위치 간의 차이)를 나타낸다. 그리고 Table 1은 스마트폰을 손에 든 보행자가 Fig. 7와 같이 테헤란로를 걷는 동안, DSPF와 기존의 PF 기반의 위치 추정 시스템에 의해 얻어진 위치 추정값의 평균 RMSE를 나타낸다.

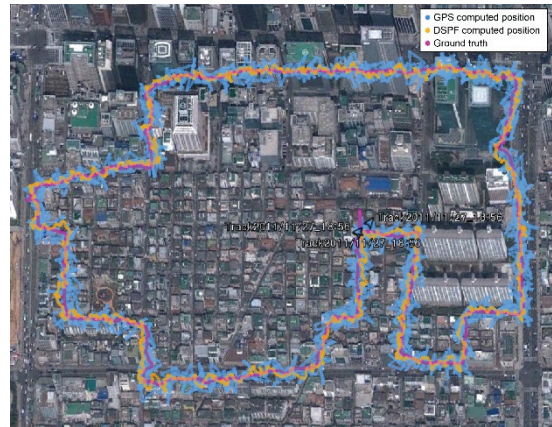


Fig. 7. Pedestrian trajectories obtained by the DSPF with the target distribution (multimodal) in outdoor environments.

Fig. 8과 Table 1을 통해 multimodal target distribution을 사용하는 DSPF 기반의 실외 위치 추정 시스템은 unimodal target distribution을 사용하는 DSPF 또는 t-distribution을 사용하는 PF를 기반으로 한 위치 추정 시스템보다 정확한 위치 추정을 할 수 있다는 것을 확인할 수 있다. 예를 들어, Table 1은 multimodal target distribution을 사용하는 DSPF 기반의 실외 위치 추정 시스템이 unimodal target distribution을 사용하는 DSPF와 t-distribution을 사용하는 PF를 기반으로 한 위치 추정 시스템보다 각각 8.5%와 22.4% 작은 위치 추정 RMSE를 제공한다는 것을 보여준다. 매 위치 추정 시간마다 GPS 신호로부터 얻은 보행자의 위치 관측 정보를 토대로 보행자를 중심으로 한 주변의 위치 관측 정보의

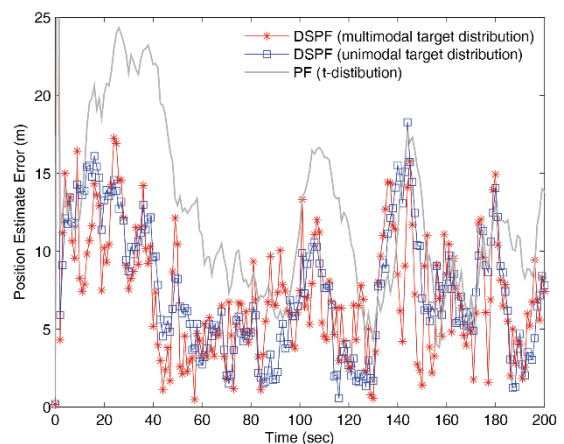


Fig. 8. Positioning errors obtained by the DSPF and PF during 200 seconds in outdoor environments.

상태를 실시간으로 나타낼 수 있는 target distribution을 사용하는 DSPF는 정규분포 또는 t-distribution과 같이 항상 동일한 target distribution을 사용하는 기존의 PF보다 정확한 위치 추정 결과를 제공할 수 있다.

**Table 1.** Average Positioning RMSE of the DSPF and PF in outdoor environments.

Localization algorithm	RMSE (m)
DSPF (multimodal target distribution)	6.6
DSPF (unimodal target distribution)	7.2
PF (t-distribution)	8.5

#### 4. 결 론

도심 지역에서 높은 빌딩 및 복잡한 도로 구조와 같은 장애물에 의한 GPS 신호의 잦은 단절로 인해 GPS에 의해 제공되는 부정확한 위치 정보를 사용하는 보행자 또는 차량 위치 추정 시스템의 성능은 상당히 저하될 수 있다.

도심 지역에서 보행자의 위치 정확도를 높이기 위해, 이 연구는 스마트폰 내의 GPS에 의해 제공되는 위치 정보를 사용하여 생성된 target distribution을 통해 가속도계와 자이로스코프에 의해 계산되는 보행자 위치 정보를 보정하여 더 나은 위치 추정 결과를 제공할 수 있는 DSPF 기반의 보행자 위치 추정 시스템을 고안하였다.

도심 환경에서 수행된 실험 결과는 DSPF 기반의 위치 추정 시스템에 의해 추정된 보행자의 위치 정보가 GPS를 통해 얻은 보행자의 위치 관측 정보보다 보행자의 실제 위치에 가깝고, 기존의 PF를 기반으로 한 위치 추정 시스템에 의해 추정된 보행자 위치 정보보다 정확하다는 것을 보여준다. 향후 연구에서는 스마트폰에 내장된 카메라와 Lidar 센서들을 이용하여 DSPF 기반의 위치 추정 시스템의 성능을 개선하고 다양한 도심 지역에서 보행자 위치 추정 실험을 진행할 계획이다.

#### 참고문헌

1. B. Ben-Moshe, E. Elkin, and H. Levi, "Weissman, A. Improving Accuracy of GNSS Devices in Urban Canyons," Canadian Conference on Computational Geometry, pp. 511-515, 2011.
2. A. Fernández, M. Wis, P. F. Silva, I. Colomina, E. Pares, F. Dovis, and J. Lindenberger, "GNSS/INS/LiDAR Integration in Urban Environment: Algorithm Description and Results from ATENEA Test Campaign," 6th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies, Navitec, and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing, IEEE, pp. 1-8, 2012.
3. Ye, F., Pan, S., Gao, W., Wang, H., Liu, G., Ma, C., and Wang, Y., "An improved single-epoch GNSS/INS positioning method for urban canyon environment based on real-time DISB estimation," IEEE Access, Vol. 8, pp. 227566-227578, 2020.
4. Chu H.J., Tsai G.J., Chiang K.W., and Duong T.T., "GPS/MEMS INS data fusion and map matching in urban areas," Sensors, Vol. 13, No. 9, pp. 11280-11288, 2013.
5. Cossaboom M., Georgy J., Karamat T., and Noureldin A., "Augmented Kalman filter and map matching for 3D RISS/GPS integration for land vehicles," International Journal of Navigation and Observation, 2012.
6. Georgy, J., Iqbal, U., and Noureldin, A., "Quantitative comparison between Kalman filter and Particle filter for low cost INS/GPS integration," 2009 6th International Symposium on Mechatronics and its Applications, Sharjah, United Arab Emirates, pp. 1-7, 2009.
7. Wang, X. and Ni, W., "An improved particle filter and its application to an INS/GPS integrated navigation system in a serious noisy scenario," Measurement Science and Technology, Vol. 27, No. 9, 095005, 2016.
8. Hosseinyalamdary S., "Deep Kalman Filter: Simultaneous Multi-Sensor Integration and Modelling; A GNSS/IMU Case Study," Sensors. Vol. 18, No. 5, pp. 1316-1330, 2018.
9. Shen, Z., Georgy, J., Korenberg, M. J., and Noureldin, A., "Low cost two dimension navigation using an augmented Kalman filter/Fast Orthogonal Search module for the integration of reduced inertial sensor system and Global Positioning System," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 19, No. 6, pp. 1111-1132, 2011
10. Sung, K., Lee, H.K., and Kim, H., "Pedestrian Positioning Using a Double-Stacked Particle Filter in Indoor Wireless Networks," Sensors, Vol. 19, No. 18, pp. 3907-3927, 2019.
11. Duda, R.O., Hart, P.E., and Stork, D.G., "Pattern Classification," John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 2012.
12. Bowman, A. and Azzalini, A., "Applied Smoothing Techniques for Data Analysis: The Kernel Approach with S-Plus Illustrations: The Kernel Approach with S-

- Plus Illustrations," OUP Oxford, UK, 1997.
13. Kitagawa, G., "Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models," *Journal of computational and graphical statistics*, Vol. 5, No. 1, pp. 1-25, 1996.
  14. Lange, K. L., Little, R. J., and Taylor, J. M., "Robust statistical modeling using the t distribution," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 84, No. 408, pp. 881-896, 1989.
  15. Arulampalam, M. S., Maskell, S., Gordon, N., and Clapp, T., "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 50, No. 2, pp. 174-188, 2002.
  16. Kim, M. K., Kim, J. S., Yang, O., "Design of the Position Control System for Parabolic Antenna using Gyro Sensor," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 12, No. 2, pp.85-91, 2013.
  17. Park, C.-S., Choeh, J.-Y., "Visual Location Recognition Using Time-Series Streetview Database," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 18, No. 4, pp. 57-61, 2019.
  18. Ha, E.-H. and Choi, G.-H., "Position Control of an Object Using Vision Sensor," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 10, No. 2, pp. 49-56, 2011.
- 
- 접수일: 2023년 6월 6일, 심사일: 2023년 6월 14일,  
게재확정일: 2023년 6월 21일