ISSN 2383-630X(Print) / ISSN 2383-6296(Online)
Journal of KIISE, Vol. 47, No. 4, pp. 433-444, 2020. 4
https://doi.org/10.5626/JOK.2020.47.4.433

무선 신호세기 기반 파티클 필터를 이용한 실내 측위 시스템의 설계 및 구현

(Design and Implementation of Indoor Positioning System Using Particle Filter Based on Wireless Signal Intensity)

황 범 [†] 정 재 훈 [††]
(Beom Hwang) (Jaehoon Jeong)

요 약 본 논문에서는 비콘의 무선 신호세기를 활용하여 실내에서 사용자의 위치를 추적하는 실내 측위 시스템을 제안한다. 기존의 무선 신호세기 기반 실내 측위기법의 비선형성을 극복하기 위해 무선 신호세기의 오차가 측위 결과에 직접적으로 반영되지 않도록 파티클 필터를 측위 알고리즘으로써 활용하였다. 파티클 필터의 관측 단계에서 각 비콘으로부터 수신되는 무선 신호세기를 기반으로 사용자의 스마트폰과의 거리를 예측하고, 예측된 거리 값을 통해 각 파티클의 추측되는 실제 위치 값과의 유사도를 산정한다. 본 제안된 측위기법은 파티클의 이동 단계에서 몬테카를로 방법이라고 불리는 랜덤 워크 기법을 이용하여 위치 추정 값을 계산해 나가도록 한다. 추가적으로 파티클 필터의 잘 알려진 국부 최소화 문제를 해결하기 위해 파티클들이 빠르게 사용자의 위치를 찾아갈 수 있도록 거리 예측값에 따라 비콘들과 가장 가깝게 감지되는 파티클들은 근접 가중치를 부여받는다. 또한 실내지도를 고려하여 보행경로 상에서의 측위오차를 보정한다.

키워드: 실내 측위 시스템, 측위기법, 무선 신호세기, 비콘, 파티클 필터, 칼만 필터

Abstract This paper proposes an Indoor Positioning System to track a user's position indoors by using beacons' wireless signal intensity. To overcome the non-linearity of an existing indoor positioning scheme using wireless signal intensity, a particle filter is used for a positioning algorithm, so the noise of the wireless signal intensity is not directly reflected on the positioning result. In the observation phase of the particle filter, the distance from a user's smartphone is estimated based on the wireless signal intensity, and the similarity of each particle with an estimated ground truth is calculated through the predicted distance value. Also, our proposed positioning scheme uses the random walk technique (the Monte Carlo method) to calculate a position estimation value. Additionally, to solve the well-known local minimum problem of the particle filter, the particles estimated closest to the beacons according to the distance prediction values are given proximity weights, so the particles can quickly locate the user. The positioning error on the walking path is also corrected by considering the indoor map.

Keywords: indoor positioning system, positioning scheme, wireless signal intensity, beacon, particle filter, Kalman filter

· 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2019-2017-0-01633)

† 학생회원 : 성균관대학교 소프트웨어학과 학생
hbum0147@skku.edu
†† 정 회 원 : 성균관대학교 소프트웨어학과 교수
(Sungkyunkwan Univ.)
pauljeong@skku.edu
(Corresponding author임)

논문접수 : 2019년 9월 11일
(Received 11 September 2019)
논문수정 : 2019년 12월 27일
(Revised 27 December 2019)
심사완료 : 2020년 1월 22일
(Accepted 22 January 2020)

Copyright©2020 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.
정보과학회논문지 제47권 제4호(2020. 4)

1. 서 론

최근 스마트폰의 가입자 수가 늘어남에 따라 스마트폰을 활용한 위치 기반 서비스(Location-Based Services, LBS)는 주요한 하나의 서비스로 자리 잡았다. 대표적인 LBS의 예로 자동차에서 활용이 가능한 내비게이션 서비스가 있는데, 이러한 서비스의 경우 스마트폰의 현재 위치를 GPS(Global Positioning System)와 같은 GNSS(Global Navigation Satellite System)을 이용하여 파악한다. 하지만 거대 실내 건축물인 공항, 백화점, 쇼핑몰, 박물관 등과 같은 곳에서는 GNSS와 같은 측위 방식을 이용할 수 없게 된다. 따라서 이러한 실내 공간에서의 위치 서비스를 구현할 수 있는 다양한 방법들과 시스템들이 활발하게 연구 및 개발되고 있다. 현재까지 연구 및 개발되고 있는 대표적인 실내 측위 시스템으로는 관성센서를 활용한 추측항법(Dead-Reckoning)과 무선 신호세기를 활용한 WPS(Wi-Fi Positioning System) 그리고 이 둘을 결합한 랜드마크(Land-Mark) 기법 등이 있다. 실내 측위 방법은 지난 십 수 년 동안 다양한 유비쿼터스 컴퓨팅 서비스를 위한 핵심 필수 요소 기술의 하나로 고려되어 큰 관심 아래 여러 가지 방법과 시스템이 연구 개발되고 있다. 그러나 아쉽게도 아직까지 GNSS와 같이 대표적이고 효과적인 방법이나 시스템이 개발되거나 상용화되지 못하고 있는 실정이다. 그러나 최근 스마트폰의 대중화에 따라 스마트폰이 가진 다양한 센서 및 통신 기능을 이용하여 경제적이면서도 여러 가지 종류의 LBS가 가능할 만큼의 위치 정확도를 제공할 수 있는 다양한 실내 측위 방법들이 연구 및 개발되고 있다. 그 중 무선 신호세기를 활용한 실내 측위 시스템은 초기 구축비용이 요구되지만 다른 실내 측위기법들에 비해 상용화 가능성이 높은 기술로서 평가된다. 하지만 무선 신호세기 측위 방식은 무선 장비가 설치된 환경과 스마트폰 제품에 따라 측위 결과가 다르게 측정된다는 문제점이 존재하기 때문에 무선 신호세기에 종속적이지 않은 측위 알고리즘의 개발이 필요하다.

본 논문에서는 무선 신호세기의 노이즈 필터링을 통해서도 개선되지 않는 무선 신호세기의 낮은 신뢰도가 측위 성능에 직접적으로 영향을 미치지 않도록 파티클 필터를 측위기법으로 활용하였다.

파티클 필터의 구성은 파티클이라고 하는 위치추정값을 찾기 위해 임의로 분포된 점들과 무선 신호세기와 같은 측위기반 데이터를 수집하는 관측단계, 그리고 이 데이터를 통해 최적해를 찾아 나가는 이동단계로 구성된다. 파티클 필터의 관측 단계에서는 관측된 비콘의 무선 신호세기와 각 파티클들과의 유사도를 계산하여 사용자의 위치를 추정하고, 파티클 필터의 이동 단계에서는 측위 수행 속도 향상을 위해 거리 예측값에 따라 가장 가깝게 감지되는 비콘과 유사한 파티클일 수록 근접 가중치를 부여하여 파티클 필터가 잘못된 최적점을 찾는 현상인 국부 최소화(Local minimum)에 빠지지 않으면서도 사용자의 위치 변화를 빠르게 감지한다. 또한 실내지도를 고려하여 보행경로 상에 놓인 파티클들에게 높은 가중치를 부여하여 측위오차를 보정하도록 하였다.

2. 관련연구

실내 위치 인식 기법에 관한 연구 중 대표적으로는 스마트폰의 관성센서를 이용하여 사람의 걷기 동작을 감지하여 위치를 추적하는 방법인 추측항법이 제안되었다[1]. 스마트폰의 관성 센서로부터 얻어지는 가속도와 각속도를 적분하여 이동물체의 속도와 자세 각의 산출을 통해 사용자의 보행모델을 계산한다. 보행모델은 걸음검출(Step Detection), 보폭추정(Stride Estimation), 진행방향추정(Azimuth Estimation)의 세 가지 요소로 구성되고, 걸음검출에는 Peak Detection, Flat Zone Detection, Zero-Crossing 방식을 주로 활용하며, 보폭추정에는 Zero Velocity Update 방식을 활용하여 실내에서의 사용자의 위치를 추정하게 된다. 이러한 스마트폰의 관성센서를 이용한 위치추적은 누적에러(Accumulated Error) 문제를 태생적으로 지니고 있다. 이미 추정된 위치 좌표 결과 값에 연속적으로 추정된 위치 좌표 결과 값이 누적되기 때문에 위치 좌표 추정과정에서 잘못된 결과 값이 포함되면 오류가 보정되지 않고 지속적으로 누적되어 오차율이 점점 증가하는 한계점이 있다.

두 번째 대표적인 측위 방법으로 무선 신호세기 기반의 측위 방식이 제안되었다[2,3]. 무선 환경의 대중화에 따라 무선 장치의 수신 신호 특성을 이용하는 무선 신호세기 기반의 측위기법이 실내 위치 추적 방법에서 상용화 가능성이 높아지면서 관련 연구가 활발하게 진행되고 있다. 실내에 위치하는 Wi-Fi AP(Access Point)로부터 사용자 단말기에 측정되는 전파수신강도(Received Signal Strength Indicator, RSSI)를 이용하여 대상 물체의 위치를 추정하는 방법으로 흔히 WPS 측위방식이라고 불린다. 기존에 구성된 무선랜(Wireless LAN, WLAN) 인프라를 활용하여 실내 측위 인프라 구축비용을 점감하는 방식으로 구현될 수도 있고, BLE(Bluetooth Low Energy) 단말을 추가적으로 실내 환경에 구축하여 측위 시스템을 구현할 수도 있다. 이러한 무선 인프라를 활용하는 무선 신호세기 측위 방식은 전파모델의 비선형성으로 인해 주변 환경(예, 건물외벽, 사람, 전파신호)에 취약한 특성을 지니고 있다. 무선 신호세기 측위기법은 전파모델의 신호세기를 기준으로 위치를 추정하기 때문에 전파모델이 지니는 오차율이 그대로 측위 오차에 반영되는 성질을

지닌다. 무선 신호세기 측위 방식에는 다음과 같은 두 가지 대표적인 측위기법들이 존재한다. 첫째, 삼변측량법(Trilateration)은 세 지점의 AP로부터 수신된 무선 신호세기 가지고 추정된 거리를 원으로 그려 세 개의 원이 교차되는 부분을 추정 위치로 선정하는 방식이다[2]. 이 방식은 전파모델의 오류에 의한 거리 추정 오차가 그대로 삼변측량의 추정 오차로 상속되게 된다는 단점이 존재한다. 둘째, 전파지문(Fingerprint) 방식은 실내의 모든 위치에서 측정된 무선 신호세기 값을 데이터베이스(Database, DB)에 저장하고, 단순한 형태의 패턴 매칭타입의 알고리즘을 사용하여 측정된 무선 신호세기 값을 DB와 비교하여 위치를 추정한다[3]. 이 전파지문 방식의 추정 오차가 삼변측량보다 작지만, DB를 구축하는데 많은 시간과 자원이 소요된다는 단점이 존재한다. 앞서 설명한 각각의 단일 측위 방식에는 측위 방식들이 가지는 문제점들이 있는데, 추측항법과 같은 경우 초기 위치를 알 수 없는 문제점과 측위를 진행할수록 오차가 누적되는 문제가 있다. 또한 무선 측위기법과 같은 경우에는 무선 자원의 수신 신호 특성이 환경적인 요인에 따라 일관성을 유지하지 못하므로 측위 정확도에 한계점을 지니고 있다.

표 1은 기존의 측위기법들이 지니는 장단점 및 특징들을 비교한 테이블이다.

이러한 한계점을 극복하기 위해 단일 측위 방식에서 복합 측위 방식(Fusion-Based Positioning Scheme)으로 연구 방향이 변화해 나가고 있다. 대표적으로는 추측항법과 무선 측위기법을 결합한 측위 방식인 랜드마크 기법이 있다[4-6]. 랜드마크 기법은 추측항법을 기반으로 하되 추측항법이 지니고 한계점을 무선 측위기법을 적용하여 해결하였다. 다만 랜드마크 기법도 추측항법을 기반으로 하고 있기 때문에 무선 신호 포인트를 만나기 전까지는 오차가 누적되는 문제가 있고, 이 기법 역시 높은 정확도를 유지하기 위해서는 무선 인프라를 구축해야한다는 요구조건이 존재하기 때문에 효율적인 측위 시스템이라고 보기는 어렵다.

본 논문에서는 기존의 무선 신호세기를 활용한 실내 측위기법에서 주로 사용되는 방식은 삼변측량법을 사용하지 않고, 파티클 필터(Particle Filter)라는 알고리즘을 활용하여 무선 신호세기가 가지고 있는 비선형성을 극복하고자 하였다.

3. 파티클 필터기반 측위

파티클 필터는 도출하고자 하는 결과 값이 닫힌 형식(Closed Formula)으로 표현되지 않거나 복잡한 경우에 임의의 분포로 예측 값을 찾아나가는 방식의 알고리즘이다[7-9]. 파티클 필터는 비선형 또는 비가우시안 시스템에 적합한 기법으로서 입력된 관측 상태들을 가지고 몬테카를로(Monte Carlo)라고 불리는 시뮬레이션 기법을 기반으로 예측 값을 추론해나간다. 몬테카를로 시뮬레이션은 일련의 난수를 반복적으로 발생해서 시뮬레이션을 하면서 답을 찾아나가는 시뮬레이션 방식을 말한다. 파티클 필터는 사전분포(Prior distribution)와 사후분포(Posterior distribution)와 같은 베이지안 조건 확률(Bayesian conditional probability)에 기반을 두고 있다. 여기서 사전분포는 추정 작업을 하기 전에 이미 알고 있던 모수의 분포를 뜻하고, 사후분포는 사전분포와 관측치를 통해 새롭게 추정된 분포를 말한다. 따라서 파티클 필터는 사후분포를 해석적으로 구하는 선형 시스템에 적합한 칼만 필터(Kalman filter)와는 달리 각 파티클들이 가지는 가중치를 계산하여 상태변수의 특성을 파악한다. 파티클 필터에서 확률분포는 시간 t에서 가중치를 가지는 n개의 파티클에 대한 집합(Z_t)은 다음과 같이 식 (1)로 표현될 수 있다.

표 1 측위기법에 따른 장단점 비교

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of positioning schemes

	Principle	Accuracy	Advantages	Disadvantages
Wi-Fi	Fingerprint	3m~5m	Reuse of existing APs as infrastructure	Continuous maintenance of a fingerprint map
IMU (Inertial Measurement Unit)	Dead Reckoning	0.1~10% of moving distance	Support through only smartphones without other infrastructure devices	Accumulation of localization error according to moving distance
Beacon	Trilateration	1m~2m	Relatively high accuracy	Small coverage with high capital expenditure
Magnetic Field	Flux density	1mm~1m	Strong for the interference from other obstacles	Much change of magnetic field according to environments
Video	Camera	0.01mm~30cm	High accuracy	Limitation of coverage due to line of sight along with privacy invasion

$$Z_t = \left\{(x_t^{(i)}, w_t^{(i)}) \mid i = 1, \cdots, n\right\} \quad (1)$$

위의 식에서 $x_t^{(i)}$는 파티클의 위치를 의미하는 것이고, $w_t^{(i)}$는 각 파티클이 가지는 가중치 혹은 확률(Probability)을 의미한다. 이에 따라 분석적인 방법이 아닌 임의의 형태를 갖는 확률 분포에 기초한 몬테카를로 시뮬레이션이 수행 가능하고, 파티클 필터의 추론 모델은 베이지안 추론 규칙을 기반으로 다음과 같이 식 (2)로 표현될 수 있다[8].

$$P(X_t \mid Z_t) = \frac{P(Z_t \mid X_t) P(X_t)}{P(Z_t)} \quad (2)$$

위 식에서 사후확률($P(X_t \mid Z_t)$)은 n개의 파티클에 대한 집합(Z_t)에 의해 재귀적으로 계산되며, 파티클 집합(Z_t)은 사전확률($P(Z_t \mid X_t)$)에 의해 가중치를 부여받게 된다[8,9]. 파티클 필터에서는 가중치를 가지는 파티클($\{x_{t-1}^{(i)}, w_{t-1}^{(i)}\}$)을 사용하여 시점 단계 $t-1$에서 사후확률($P(X_{t-1} \mid Z_{t-1})$)의 근사치를 구하고, 이 파티클들을 지속적으로 리샘플링(Resampling)하여 다음 시점 단계에서의 사후확률 $P(X_t \mid Z_t)$에 대한 근사치를 추정하게 된다[8]. 리샘플링은 확률이 작은 파티클은 제거하고, 확률이 큰 파티클을 여러 개로 쪼개어 파티클들을 재생성하는 과정을 말한다. 본 논문에서 사용한 리샘플링은 파티클의 가중치에 비례해서 파티클이 여러 번 재선정되게 하지만 가중치가 작은 파티클도 선정되게 하는 가중치 기반 비편향 샘플링(Weight-based Unbiased Sampling) 기법을 사용하였다[8]. 표 2는 리샘플링 알고리즘의 의사코드(Pseudocode)을 보여주고 있다.

표 2의 *line 1-4* 에서는 알고리즘에 필요한 초기변수를 선언한다. $\overline{X}_t$는 새롭게 선택된 파티클들의 집합, β는 현재 파티클의 가장 높은 가중치, U는 랜덤 변수로 파티클 선택을 위한 임계값, i는 랜덤 변수로 M개의 파티클에 대한 인덱스(index)를 나타낸다. 표 2의 *line 5-12*는 M의 크기를 가진 파티클들의 집합($\overline{X}_t$)에서 순차적으로 돌며 새로운 파티클들을 선택하는 과정을 나타낸다. *line 6*과 같은 방식으로 무작위로 생성된 랜덤 변수(U)에 대해 *line 7-10*과 같이 U의 값이 i번째 가중치($w_t^{(i)}$)보다 적거나 같을 때까지 계속해서 U의 값에서 i번째 가중치($w_t^{(i)}$)를 제한다. 그러다가 U의 값이 i번째 가중치($w_t^{(i)}$)보다 적거나 같게 되면 while루프를 빠져나오게 되고, i번째 가중치($w_t^{(i)}$)를 가지는 파티클($x_t^{(i)}$)이 새로운 파티클 집합($\overline{X}_t$)에 포함되게 된다. 표 2의 *line 13*은 리샘플링 알고리즘에 의해 선택된 새로운 파티클들의 집합($\overline{X}_t$)을 리턴하는 것을 나타낸다. 일반적으로 비편향적 리샘플링을 위해 확률론적 일반 샘플링(Stochastic Universal Sampling, SUS)[11]이 사용된다. 즉 SUS는 소규모의 집합에서 발생할 수 있는 편향적 선택의 문제점을 최소화하기 위해 사용된다. 본 논문에서 사용한 가중치 기반 비편향 샘플링 기법[10]은 기존의 룰렛 휠 선택(Roulette Wheel Selection)[12]보다 가중치가 낮은 파티클도 선택되게 하는 비편향성을 제공하므로 확률론적 일반 샘플링이 제공하는 비편향적인 샘플 선택을 지향한다. 앞서 설명한 파티클 필터의 동작 순서를 도식화하여 정리하면 그림 1과 같은 순서도로 표현될 수 있다.

초기에 위치추적의 대상공간과 대응되는 베이스맵(Base Map)에 균일한 분포로 파티클들을 분포시키고, 시뮬레이션을 통해 파티클의 재배치를 거쳐 관측데이터와의 비교를 통해 파티클 별 위치 가능성(Position Likelihood)

표 2 리샘플링 알고리즘 의사코드[10]
Table 2 Resampling algorithm pseudocode

```
1:  X̄_t = ∅
2:  β = max(w_t^(1), ..., w_t^(M))   ▷ get the highest weight β from all the particles
3:  U = 0
4:  i = rand(1, |M|)   ▷ start with a random integer index i from particles
5:  for m = 1 to M do
6:      U = U + rand(0,1) · β · 2   ▷ initialize a threshold U
7:      while U > w_t^(i)   ▷ repeat the while loop as long as U is greater than w_t^(i)
8:          i = i + 1   ▷ move i to the next particle index
9:          U = U − w_t^(i)   ▷ reduce U by the weight w_t^(i)
10:     end while
11:     add x_t^(i) to X̄_t   ▷ insert a particle point x_t^(i) to the set X̄_t
12: end for
13: return X̄_t
```

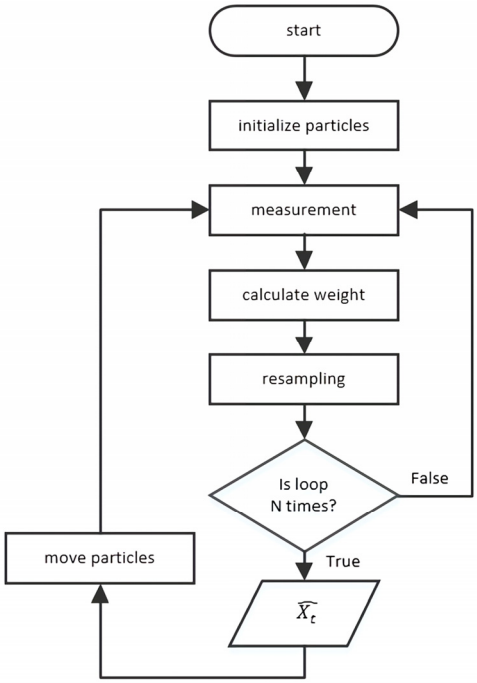

그림 1 파티클 필터 알고리즘의 순서도
Fig. 1 Flowchart of the particle filter algorithm

를 산정한다. 이후 산정된 가능성을 정규화하여 파티클별 가중치(Weight)를 산정하게 되며, 산정된 가중치에 의해 파티클들이 업데이트 된다. 파티클들을 업데이트하는 과정인 리샘플링이 일정 회수만큼 수행되고 나면 최종 위치 추정 좌표를 도출하고, 다시 파티클들을 이동시켜 관측 단계부터 다시 수행한다. 이와 같은 과정이 단계별로 지속적으로 반복되어 실시간으로 예측된 결과 값이 도출되게 된다.

3.1 무선 신호세기 기반의 파티클 가중치 산정

파티클 필터에서는 각 파티클이 가지는 가중치($w_t^{(i)}$)를 갱신(Update)하기 위해 관측(Measurement) 단계를 수행한다. 본 논문에서는 스마트폰에서 관측된 비콘의 무선 신호세기(RSSI) 측정값을 기준으로 파티클 별 가능성 혹은 유사도를 산정하도록 하였다. 그림 2는 각 파티클의 우도(Likelihood)를 산정하는 방식을 나타낸 것이다. 그림 2에서 실내에 j개의 비콘이 설치되어 있고, 현재 스마트폰 위치 추적을 위해 n개의 파티클이 생성되어 있다고 가정한다.

위 그림에서 볼 수 있듯이 각 파티클은 자신의 좌표($x_t^{(i)}$)와 각 비콘의 좌표($x_{node}^{(k)}$) 사이의 거리($d_t^{(i)(k)}$)를 계산하고, 스마트폰에서 신호세기 기반의 관측된 각 비콘과의 거리($\hat{d}_t^{(k)}$)를 계산하여 두 거리 사이의 유사도를

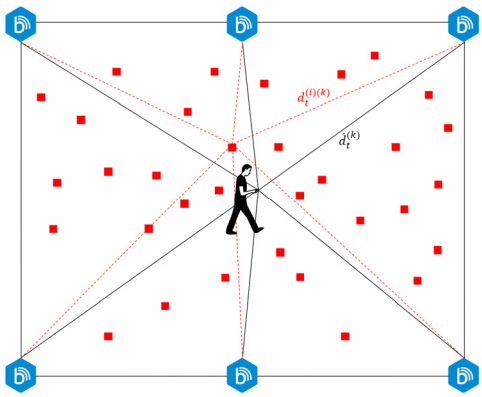

그림 2 파티클의 우도(Likelihood) 산정 방식
Fig. 2 Particle likelihood estimation method

통해 해당 파티클의 가중치를 도출한다. 각 파티클의 가중치 도출을 위해 필요한 거리 값과 거리 예측 값은 각각 식 (3)과 식 (4)로 계산될 수 있다[13].

$$z_t^{(i)(k)} = d(x_t^{(i)}, x_{node}^{(k)}) / d_{\max} \tag{3}$$

$$z_t^{rss(k)} = \hat{d}_t^{(k)} / \hat{d}_{\max} \tag{4}$$

$z_t^{(i)(k)}$은 (i)번째 파티클의 좌표($x_t^{(i)}$)와 (k)번째 비콘 노드 좌표($x_{node}^{(k)}$) 사이의 거리를 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 통해 도출한 값을 정규화한 값이고, $z_t^{rss(k)}$은 스마트폰에서 측정된 RSSI 측정값을 거리 값으로 환산하여 정규화한 값이다. 이때 (k)번째 비콘의 RSSI 측정값을 통해 도출된 거리($\hat{d}_t^{(k)}$) 계산을 위해 활용되는 RSSI 측정값은 칼만 필터 알고리즘을 통해 필터링된 RSSI를 활용하고, 이를 대략적인 거리로 환산한 값을 활용한다. 식 (3)의 $d_{\max}$는 실내 공간에서 현재 생성된 모든 파티클에 대해 임의의 파티클과 임의의 비콘 사이의 최대 거리를 나타내며, 식 (4)의 $\hat{d}_{\max}$는 스마트폰에서 임의의 비콘이 감지될 수 있는 최대 거리 환산값이다. $\hat{d}_{\max}$는 스마트폰이 실내 공간의 레이아웃 상에 어디에 든지 이동가능하면 실내 공간의 가장 긴 대각선 길이로 설정된다. 정규화된 두 거리 값($z_t^{(i)(k)}$, $z_t^{rss(k)}$)의 차이를 비교하여 각 파티클이 스마트폰에서 관측된 거리와 얼마나 유사한지를 판단하여 해당 파티클의 가중치를 구하게 된다. 식 (5)를 통해 j개의 비콘에 대해 각 파티클(i)의 가중치($w_t^{(i)}$)를 도출할 수 있다[13].

$$w_t^{(i)} = \frac{1}{j}\left(1 - \sum_{k=1}^{j} \left| z_t^{(i)(k)} - z_t^{rss(k)} \right| \right) \tag{5}$$

$w_t^{(i)}$는 (i)번째 파티클이 가지는 가중치로서 j개의 비콘을 통해 스마트폰에서 측정된 각각의 거리 추정 값

이 해당 파티클이 위치한 지점과의 거리와 얼마나 유사한지를 비교하여 도출된다. 이렇게 도출된 각 파티클들의 가중치를 통해 리샘플링 과정이 수행되고, 가중치가 높게 평가되는 파티클들은 다수의 파티클로 복제되어 재생성되게 된다. 최종적인 사용자의 위치추정 좌표($\hat{X}_t$)는 식 (6)을 통해 다음과 같이 도출될 수 있다.

$$\hat{X}_t = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_t^{(i)} \tag{6}$$

최종 위치 측위점($\hat{X}_t$)은 n개의 파티클들의 (x, y) 좌표의 평균을 구하여 도출된다.

3.2 거리 예측값에 따른 근접 가중치 부여

파티클 필터 알고리즘은 초기에 전역으로 분포된 파티클들이 리샘플링 과정을 여러 번 반복하여 수행될수록 빠르게 사용자의 위치점를 찾아가지만, 사용자가 지나치게 빠르게 이동하거나 사용자의 위치가 급격하게 변경되었을 경우에는 변경된 위치점을 매우 느리게 찾아나간다. 파티클 필터를 활용한 측위 알고리즘의 수행 과정은 파티클의 생성, 관측, 예측, 이동 단계로 진행되어지는데, 파티클의 이동 단계에서는 몬테카를로 방법이라고 불리는 난수를 이용하여 결과 값을 확률적으로 예측해 나가는 과정을 수행한다. 이때 난수를 생성하여 파티클들을 이동시키는 데에는 랜덤 워크(Random Walk) 기법을 활용하는데, 랜덤 워크는 정해진 범위 내에서 각 파티클들의 좌표를 무작위로 이동시키는 것을 말한다. 파티클의 분포가 지나치게 좁을 경우에는 국부 최소화에 수렴할 가능성이 높아지며, 반대로 파티클의 분포가 지나치게 넓으면 측위 오차가 증가하는 문제가 있다. 본 논문에서는 기존에 제안된 파티클 필터기반의 측위 알고리즘[14]에 이와 같은 문제점을 해결하고자 사용자의 위치와 가장 가깝게 관측되는 비콘의 위치와 가장 근접하다고 판단되는 파티클들에게 예측된 거리값에 지수함수(exponential function, exp)를 적용하여 근접 가중치를 부여하도록 하였다. 이렇게 함으로써 사용자의 위치와 가까운 파티클일수록 높은 근접 가중치를 부여받아 파티클들이 빠르게 사용자의 위치를 찾아나갈 수 있도록 하였다. 그림 3은 비콘의 거리 예측 값을 통해 도출될 수 있는 근접 가중치의 산정 모델을 나타낸 것이다.

식 (7)은 근접 가중치(α)를 구하는 식이고, 식 (8)은 파티클의 가중치를 산정할 때 근접 가중치(α)를 적용하는 식을 나타낸다.

$$\alpha = \exp(-\hat{d}_t^{(k)}/2) \tag{7}$$

$$w_t^{(i)} = \frac{1}{j}\left(1 - \sum_{k=1}^{j} \alpha \left| z_t^{(i)(k)} - z_t^{rss(k)} \right|\right) \tag{8}$$

식 (8)에서 j개의 비콘 각각에 대해 스마트폰과 (k)번째 비콘과의 거리 예측 정규화 값($z_t^{rss(k)}$)과 (i)번째 파티클과 (k)번째 비콘과의 거리 정규화 값($z_t^{(i)(k)}$)의 차이에 (k)번째 비콘에 대한 근접 가중치(α)를 적용하여 (i)번째 파티클의 가중치($w_t^{(i)}$)를 계산한다.

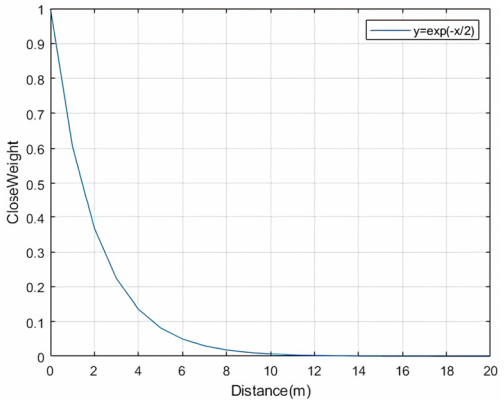

그림 3 비콘 거리 예측 값을 통한 근접 가중치 산정 모델
Fig. 3 Proximity weight using beacon distance prediction

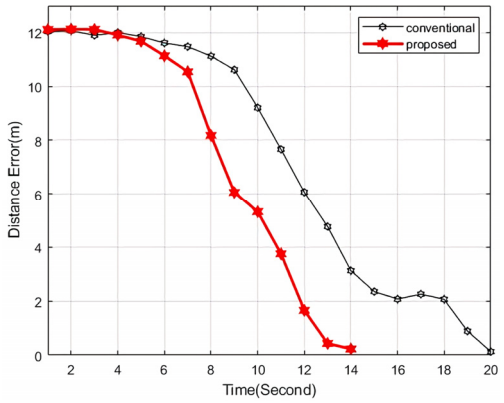

그림 4 근접가중치 적용 전후 측위 속도 비교
Fig. 4 Comparison of positioning speed before and after applying the proximity weight

가장 가깝게 관측되는 비콘일수록 도출된 가중치를 그대로 부여받을 수 있지만, 거리가 멀게 관측될수록 점점 더 낮은 근접 가중치(α) 부여받아 최종적으로는 원래 도출된 가중치보다 낮은 가중치를 기하급수적(Exponential)으로 낮게 부여받게 된다. 그림 4는 실험을 통해 근접 가중치를 부여하였을 경우와 그렇지 않은 경우의 측위 수행시간을 비교한 결과를 나타낸다.

파티클들에게 근접 가중치를 부여하지 않은 경우에는 목표지점에 도달하기 위해 필요한 시간은 약 20초였고, 파티클들에게 근접 가중치를 부여한 경우에는 목표지점에 도달하기 위해 필요한 시간은 약 14초였다. 위 실험을 통해 사용자의 위치 변화에 따라 가장 가깝게 관측

되는 비콘과 위치와 근접한 파티클들에게 근접 가중치를 부여하는 것이 사용자의 변화된 위치를 약 6초 정도 더 빠르게 찾아나간다는 것을 알 수 있다.

3.3 실내지도를 고려한 측위오차 보정

측위 취약구간의 측위 오차를 줄이기 위해 측위가 수행되는 실내 지도를 고려하여 측위를 중점적으로 수행해야하는 구간(보행구간)과 측위가 불필요한 구간(책상, 벽 등)을 구분하였다. 그림 5는 실내지도를 대상으로 측위 구간을 가중치 맵으로 구분한 히트 맵 그래프(Heat Map Graph)이다.

그림 5의 적색 부분은 측위를 중점적으로 수행해야 하는 구간을 나타내고, 파란 부분은 측위가 불필요한 구간을 나타낸 것이다. 위와 같이 각 측위 구간에 가중치를 부여하여 파티클 필터 알고리즘 수행 시 실내 지도

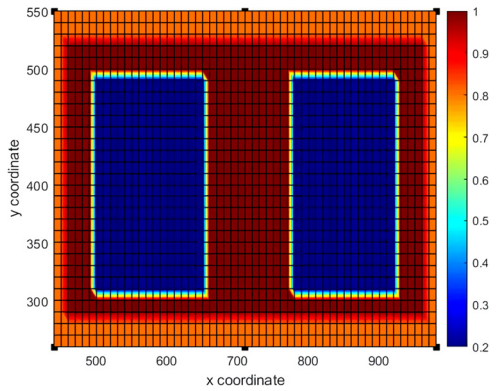

그림 5 실내지도 가중치 맵 히트 맵 그래프

Fig. 5 Indoor map weight map heat map graph

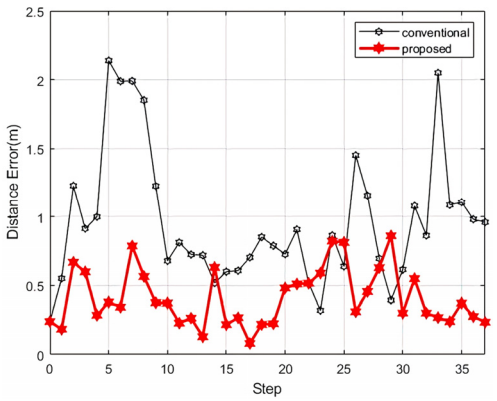

그림 6 실내지도를 고려한 측위오차 보정 기술 적용 전후 측위 오차 비교

Fig. 6 Comparison of positioning errors before and after applying positioning error correction technology considering the indoor map

상의 레이아웃을 반영하여 측위 오차를 보정하도록 하였다. 파티클 필터 단계 중 관측단계를 통해 도출된 각 파티클의 가중치에 실내 지도상의 가중치를 결합하여 측위를 수행하도록 하였다. 그렇게 되면 관측단계에 의해 가중치가 높게 평가가 된 파티클이라고 할지라도 이동경로가 아닌 곳에 놓이게 될 경우 가중치가 감쇄되어 측위 결과에 반영될 수 있도록 하였다. 그림 6은 실내지도를 고려한 측위오차 보정 기술을 적용하기 전과 적용하고 난 후의 측위 오차를 비교한 그래프이다.

실내지도를 고려하지 않았을 경우의 측위 오차는 1.0740m로 평가되었고, 실내지도를 고려하였을 경우의 측위 오차는 0.4582m로 평가되었다. 위 실험을 통해 실내지도상의 보행경로를 고려하지 않았을 경우보다 사용자의 보행 경로를 고려하여 측위 오차를 보정하였을 때 약 0.5m 이상의 측위 오차가 개선되었음을 확인하였다.

4. 측위 성능 분석

4.1 경로기반 측위 성능 분석

본 논문에서 개발된 실내 측위 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 실내에 여러 개의 비콘을 설치하고, 사용자의 이동 경로를 올바르게 추적(Tracking)하는지를 실험하였다. 측위 성능 평가를 위한 실내 공간은 높이 7m, 너비 14m의 건물 내 일반사무실로 지정하였고, 총 6개의 비콘을 7m 이격거리를 두고 설치하였다. 측위 성능 평가를 위해 본 논문에서 개발된 실내 측위 알고리즘을 스마트폰 애플리케이션으로 구현하였다. 애플리케이션은 Galaxy S7 Edge(SM-G935S)을 기준으로 개발하였다. 스마트폰 애플리케이션 상에 실내 측위 도면을 업로드하고, 비콘의 설치 좌표 정보를 입력하여 실내 측위 알고리즘을 통해 측위 된 결과를 실시간으로 화면상에 출력할 수 있도록 개발하였다. 아래의 그림 7은 구현된 스마트폰 애플리케이션의 화면을 나타낸다.

애플리케이션 화면의 빨간색 점은 비콘의 설치 위치를 나타내고, 검은색 점은 파티클들의 위치, 초록색 점은 추정된 사용자의 위치를 나타낸다. 각 빨간 점의 상단에는 스마트폰에서 관측된 해당 비콘의 RSSI 신호를 거리로 환산한 거리 추정 값이 표현된다. 그림 7의 각 화면은 파티클 필터 알고리즘의 생성, 관측, 예측, 이동 단계가 진행되는 과정이다. 그림 7(a)는 초기에 전역으로 분포된 파티클들을 나타낸 것이고, 그림 7(b)는 관측된 값에 따라 파티클들의 가중치를 계산되는 과정을 나타낸 것이고, 그림 7(c)는 상대적으로 가중치가 낮은 파티클들을 없애고 가중치가 높은 파티클들을 복제시킨 뒤에 파티클들을 랜덤하게 이동시키는 것을 나타낸 것이고, 그림 7(d)는 다시 리샘플링 과정을 수행한 뒤에 사용자의 위치를 추정한 것을 나타낸 것이다. 위와 같이

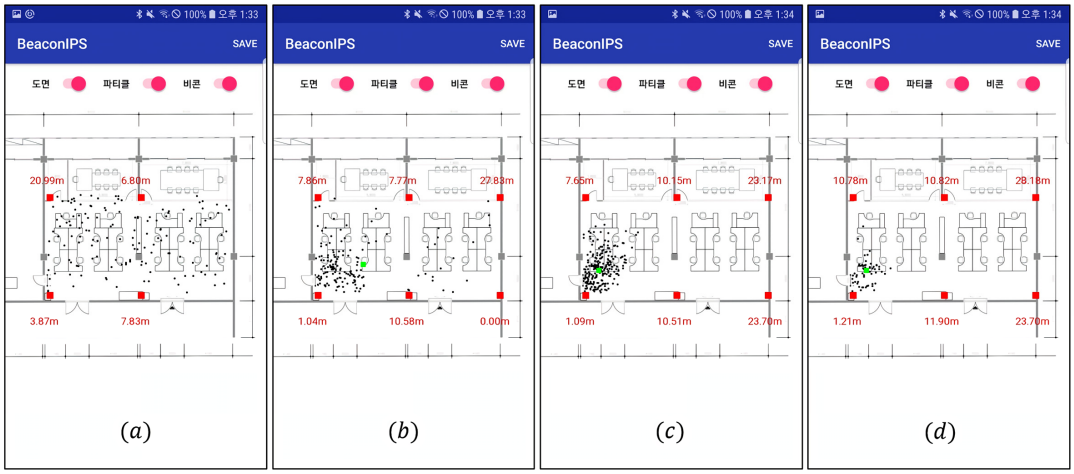

그림 7 스마트폰 애플리케이션으로 구현된 실내 위치추적 시스템
Fig. 7 Indoor Positioning System with smartphone application

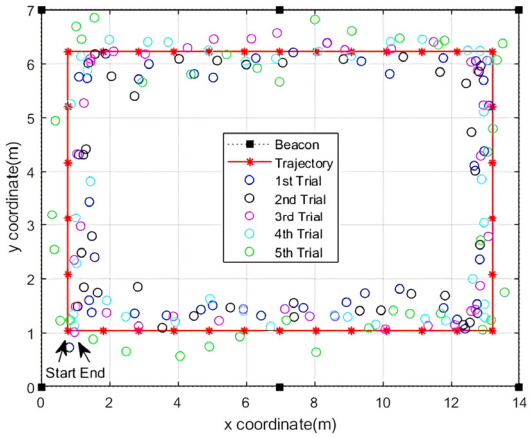

그림 8 1차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과
Fig. 8 Results of the first trajectory

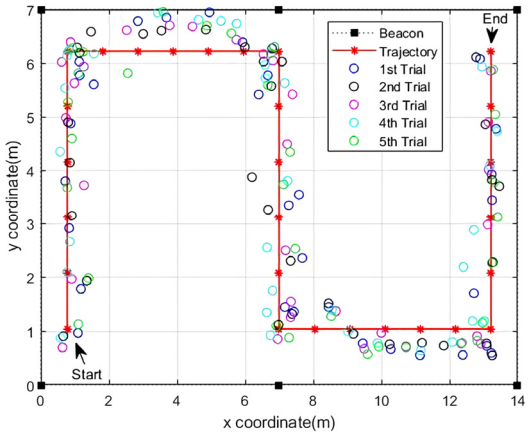

그림 9 2차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과
Fig. 9 Results of the second trajectory

개발된 스마트폰 애플리케이션을 활용하여 본 논문에서 제안된 측위 알고리즘의 측위 성능을 평가하였다.

측위 성능 평가는 목표로 하는 경로 좌표에서 측위 알고리즘을 통해 도출된 좌표가 얼마만큼의 오차를 가지는지를 RMSE(Root Mean Square Error)로 평가하였다. 실험은 총 6개의 비콘이 설치된 실내 환경에서 스마트폰을 정해진 목표 이동경로에 따라 움직이면서 위치추적 좌표를 수집하는 방식으로 진행하였다. 초기 상태를 나타내는 그림 7(a)에서는 총 6개의 비콘 중 최초로 감지된 4개의 비콘만이 표현되었다. 목표 이동경로는 두 가지 유형으로 구분되는데, 1차 이동경로는 그림 8에 표현된 Start(시작지점)에서 출발하여 직사각형 형태의 경로로 이동한 뒤에 다시 처음 시작하였던 위치인 End (종료지점)까지이다. 그리고 2차 이동경로는 그림 9에 표현된 Start(시작지점)에서 End(종료지점)까지 위아래를 이동하는 경로이다. 측위 성능평가 실험을 위한 파티클 수는 500개로 설정하였고, 리샘플링 주기는 모두 100ms 이며 한 번 예측을 위해 총 10회의 리샘플링을 반복적으로 수행하도록 하였다. 1차 이동경로와 2차 이동경로는 각각 5번씩 반복하여 실험을 수행하였다. 아래의 그림 8과 그림 9는 경로추적 성능평가 실험 결과를 나타낸다.

1차 경로추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 0.5441m로 평가되었고, 2차 경로추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 0.4661m로 평가되었다. 또한 각 이동경로의 세부 단계별로 측위오차를 평가하기 각 단계에서 측정된 측위 오차를 그림 10과

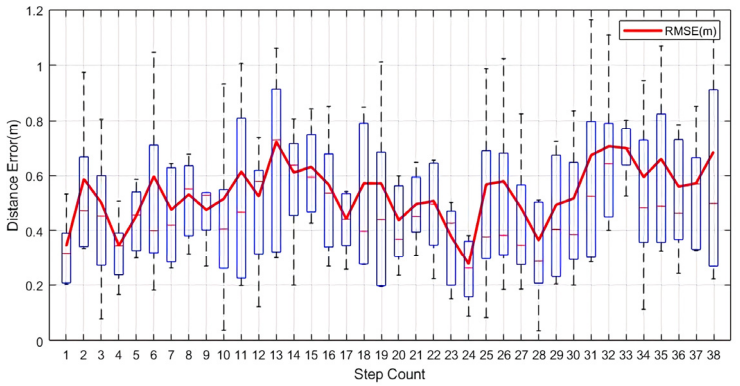

그림 10 1차 이동경로 세부 단계별 측위 오차
Fig. 10 Positioning error in each step of the first trajectory

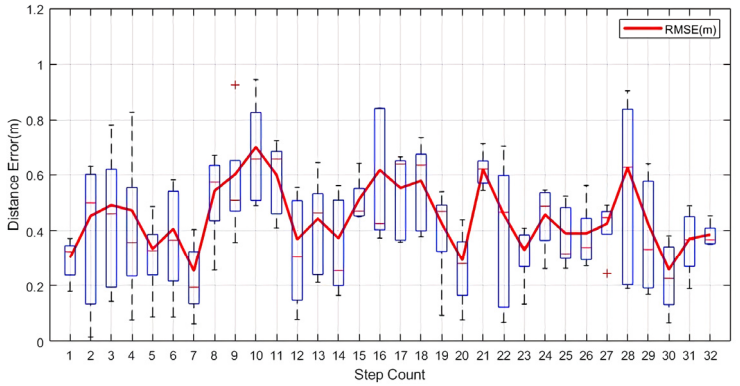

그림 11 2차 이동경로 세부 단계별 측위 오차
Fig. 11 Positioning error in each step of the second trajectory

그림 11의 그래프와 같이 상자수염 그래프(Box-Whisker's Plot)로 나타내었다. 그림 10은 1차 이동경로를 도식화한 그림 8의 빨간색 점에서의 측위 오차를 단계별로 나타낸 것이다. 또한 그림 11은 2차 이동경로를 도식화한 그림 9의 빨간색 점에서의 측위 오차를 단계별로 나타낸 것이다.

위 실험을 통해 본 논문에서 제안된 측위 알고리즘이 1차 이동경로와 2차 이동경로 실험에서 모두 측위 오차가 0.6m 이내로 평가되었음을 알 수 있다. 좀 더 세부적으로 설명하면, 1차 이동경로의 단계별 오차를 나타낸 그림 10의 경우, [1, 9, 17, 21, 24, 28] 단계가 오차의 평균과 분포가 상대적으로 적은 것으로 평가된다. 2차 이동경로의 단계별 오차를 나타낸 그림 11의 경우, [1, 7, 14, 20, 27, 32] 단계가 오차의 평균과 분포가 상대적으로 적은 것으로 평가되었다. 이 각 단계들은 비콘과 근접해 있는 지점을 지나는 시점을 나타낸다. 위의 실험 결과를 통해 비콘과 가까워질수록 낮은 오차를 보이고, 비콘과 멀어질수록 오차가 높아지는 것을 확인할 수 있다.

4.2 측위기법에 따른 성능 비교

해당 절에서는 기존에 잘 알려진 실내 측위기법들과 본 논문에서 제안된 측위기법을 경로기반 측위 성능 측정실험을 통해 각 측위 알고리즘의 측위 성능을 비교하였다. 실내 측위 방식은 크게 스마트폰의 관성센서를 활용한 추측항법 방식과 비콘과 같은 무선AP 장치를 활용한 무선측위 방식으로 나뉜다. 본 논문에서 제안된 측위기법은 후자인 무선신호 세기를 활용한 측위방식에 속하기 때문에 관성센서를 기반으로 하는 추측항법과의 성능비교는 수행하지 않았다. 무선측위 방식을 기반으로 하는 측위기법에서 대표적인 활용되는 측위 알고리즘인 삼변측량법과 무게중심(Centroid)기반 측위 두 가지를 선정하여 앞서 측위 성능평가실험에 사용되었던 경로기반 측위 실험을 동일하게 수행하였다. 그림 12와 그림 13의 그래프는 세 알고리즘의 1차 및 2차 이동 경로 추적 단계별 측위 오차를 나타낸 것이다.

표 3과 그림 14는 삼변측량법 측위(Trilateration), 무

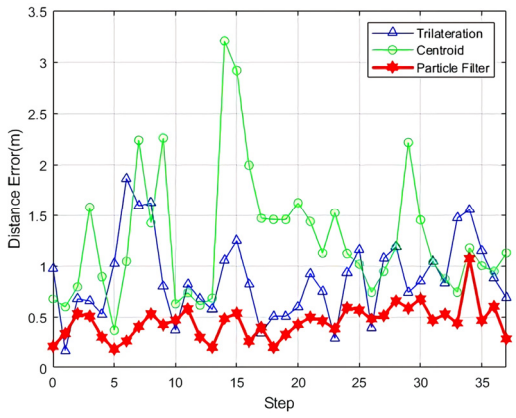

그림 12 1차 이동경로에 대한 측위 오차 비교
Fig. 12 Comparison of positioning errors for the first trajectory

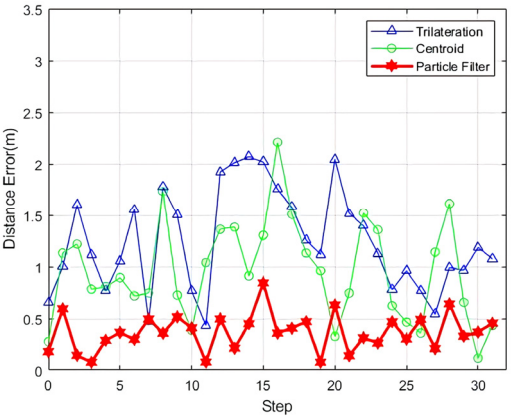

그림 13 2차 이동경로에 대한 측위 오차 비교
Fig. 13 Comparison of positioning errors for the second trajectory

표 3 측위기법의 측위 성능 실험 결과
Table 3 Results of the positioning performance of the positioning schemes

Positioning Scheme	The First Trajectory	The Second Trajectory
Trilateration	0.9581m	1.3324m
Centroid	1.4161m	1.0673m
Particle Filter	0.5441m	0.4661m

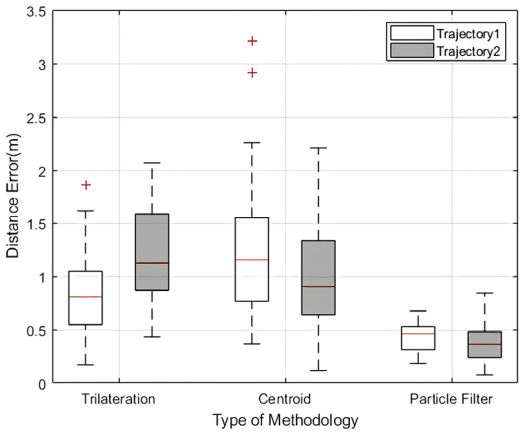

그림 14 측위기법에 따른 이동경로 측위 실험 결과
Fig. 14 Results of the positioning experiments according to the positioning schemes

계중심기반 측위(Centroid) 그리고 파티클 필터 측위(Particle Filter)의 1차 이동경로 및 2차 이동경로 추적 실험의 결과를 나타낸다. 삼변측량법 측위는 가장 가까운 세 비콘의 설치좌표로부터 비콘의 무선신호 세기를 통해 예측된 직선거리를 반지름으로 놓고, 각 비콘의 중심점을 기준으로 그린 세 개의 원이 서로 교차하는 지점에 사용자가 있을 것이라고 예측하는 기법이다. 그렇기 때문에 삼변측량법 측위는 가장 가까운 세 비콘으로부터의 직선거리가 모두 정확하게 측정되어야 측위 정확도가 높아질 수 있다. 하지만 앞서 살펴보았던 무선신호 세기의 특성상 무선신호 세기가 거리에 따라 일정치 않게 예측되기 때문에 결론적으로 삼변측량을 통해 도출되는 측위 점의 정확도가 높지 않다. 표 3은 측위기법의 측위 성능 실험 결과를 보여주고 있다. 삼변측량법 측위 1차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 0.9581m로 평가되었고, 2차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 1.3324m로 평가되었다.

무게중심기반 측위는 삼변측량법 측위와 유사한 기법으로서 가장 가까운 세 비콘 좌표의 중심점이 도출되고, 그 중심점으로부터 각 비콘까지의 직선거리 구간에 측위점이 도출될 수 있기 때문에 측위 결과가 상대적으로 정확하지 않은 것을 확인할 수 있다. 표 3에서와 같이 무게중심기반 측위 1차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 1.4161m로 평가되었고, 2차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 1.0673m로 평가되었다.

본 논문에서 제안된 파티클 필터 측위는 가장 좋은 성능을 보여주고 있다. 표 3에서와 같이 파티클 필터 측위 1차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 0.5441m로 평가되었고, 2차 이동경로 추적 성능평가 실험 결과로 위치 추정오차(RMSE)가 0.4661m

로 평가되었다.

표 3과 그림 14의 실험결과를 통해 본 논문에서 제안된 파티클 필터 측위가 기존의 무선신호 세기기반 측위에 주로 활용되는 실내 측위기법과 비교하여 약 0.6m정도 더 정확하게 사용자의 위치를 추적하는 것을 알 수 있다. 기존에 주로 사용되는 삼변측량법 측위 및 무게중심기반 측위의 경우 무선신호 세기의 비선형성이 측위 결과에 그대로 반영되기 때문에 무선신호 세기의 노이즈가 측위 성능에 직접적인 영향을 준다. 반면에 본 논문에서 제안된 파티클 필터 측위의 경우 무선신호 세기를 통해 예측된 거리 값을 무작위로 생성된 다양한 경우의 수의 유사도를 판별하여 무선신호 세기의 노이즈로부터 측위 정확도를 보장할 수 있도록 하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 기존의 실내 측위기법들 중 무선 신호세기 기반의 측위기법이 지니는 단점인 비선형성을 극복할 수 있는 파티클 필터 기반의 측위 알고리즘을 개발하고자 하였다. 무선 신호세기를 측위 알고리즘에 적용하기 전 칼만 필터를 통해 잡음을 제거하였고, 잡음이 제거된 무선 신호세기를 활용하여 비콘과 사용자의 스마트폰 사이의 거리를 추론할 수 있도록 거리 예측 모델을 도출하였다.

측위 알고리즘의 성능 평가 실험 단계에서는 두 가지 유형의 이동경로를 제시하여 본 논문에서 개발된 파티클 필터 측위가 제시된 경로를 얼마나 잘 추적하는지를 평가하였다. 최종적으로는 본 논문에서 제안된 파티클 필터 측위가 기존의 무선신호 세기를 활용한 실내 측위 분야에서 주로 활용되는 알고리즘인 삼변측량법 측위 및 무게중심기반 측위와 비교하여 얼마만큼의 측위 오차가 개선되는 지를 평가하기 위해 이동경로 추적 실험을 통해 측위 오차를 평가하였다. 평가 결과 약 0.6m만큼의 측위 오차가 개선되었음을 확인하였다.

향후 연구에서는 실시간으로 좀 더 빠르게 사용자의 이동 변화를 추적하기 위한 비콘의 브로드캐스팅 주기(즉 비콘의 Lifetime)를 고려한 최적의 리샘플링 주기를 도출하는 연구를 진행해야할 필요가 있고, 광범위한 실내 환경에 적용이 가능한 최적의 비콘의 설치 위치 도출 및 최적의 비콘 설치 이격 거리 도출에 관한 연구를 할 예정이다.

References

[1] Jian Kuang, Xiaoji Niu, Peng Zhang, and Xingeng Chen, "Indoor Positioning Based on Pedestrian Dead Reckoning and Magnetic Field Matching for Smartphones," *MDPI Sensors*, Vol. 18, No. 12, Nov. 2018.

[2] Mohd Ezanee Rusli, Mohammad Ali, Norziana Jamil, and Marina Md Din, "An Improved Indoor Positioning Algorithm Based on RSSI-Trilateration Technique for Internet of Things (IOT)," *2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)*, Kuala Lumpur, pp. 72-77, Jul. 2016.

[3] Shixiong Xia, Yi Liu, Guan Yuan, Mingjun Zhu, and Zhaohui Wang, "Indoor Fingerprint Positioning Based on Wi-Fi: An Overview," *MDPI International Journal of Geo-Information*, Vol. 6, No. 5, Apr. 2017.

[4] Allan Lobo, Ronit Kadam, Shebeeha Shajahan, Keshad Malegam, Kranti Wagle, and Sunil Surve, "Localization and Tracking of Indoor Mobile Robot with Beacons and Dead Reckoning Sensors," *2014 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science*, pp. 1-4, Mar. 2014.

[5] Guobin Shen, Zhuo Chen, Thomas Moscibroda, and Yongguang Zhang, "Walkie-Markie: Indoor Pathway Mapping Made Easy," *USENIX NSDI*, pp. 85-98, Apr. 2013.

[6] Daeyoung Kim, Chang Geun Song, Seon-Woo Lee, "Indoor Location Tracking Using Dead-Reckoning and WiFi Fingerprinting Techniques of Smartphones," *Journal of the KIISE, Computing Practices and Letters*, Vol. 20, No. 2, pp. 61-67, Feb. 2014. (in Korean)

[7] Ioannis M. Rekleitis, "A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization," McGill University, *Technical Paper(TR-CIM-04-02)*, Jan. 2004.

[8] Zhe Sage Chen, "Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond," *Statistics: A Journal of Theoretical and Applied Statistics*, Vol. 182, No. 1, Jan. 2003.

[9] Eun-Mi Choi, Hui-Kyung Oh, In-Cheol Kim, "Particle Filters for Positioning WiFi Device Users," *Journal of the KIISE, Software and Applications*, Vol. 39, No. 5, pp. 382-389, May 2012. (in Korean)

[10] Sebastian Thrun, "AI for Robotics - Lesson 3: Particle Filter(Resampling)," Udacity Online Course, [Online]. Available: https://www.udacity.com/course/artificial-intelligence-for-robotics--cs373

[11] James E. Baker, "Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm," *Proc. of the Second International Conference on Genetic Algorithms on Genetic Algorithms and their Application*, pp. 14-21, Oct. 1987.

[12] D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning," *Addison-Wesley*, 1989.

[13] Richard Teammco, "Particle Filter Code," MIT License, [Online]. Available: https://www.cs.utexas.edu/~teammco/misc/particle_filter/particleFilter.js

[14] Faheem Zafari and Ioannis Papapanagiotou, "Enhancing iBeacon based Micro-Location with Particle Filtering," *2015 IEEE Global Communications Conference*, pp. 1-7, Dec. 2015.

황 범

2014년 전북대학교 바이오메디컬공학부(학사). 2019년 성균관대학교 소프트웨어학과(석사). 관심분야는 사물인터넷, 실내위치인식, IoT플랫폼

정 재 훈

1999년 성균관대학교 정보공학(학사). 2001년 서울대학교 컴퓨터공학과(석사). 2009년 University of Minnesota 컴퓨터공학과(박사). 2001년~2004년 한국전자통신연구원 연구원. 2010년~2012년 Brocade Communications Systems 소프트웨어 엔지니어. 2012년~현재 성균관대학교 소프트웨어학과 부교수. 관심분야는 사물인터넷, 사이버물리시스템, 차량 네트워크, 클라우드 기반 보안 시스템