

3GPP 실내 환경에서 PSO 활용 WiFi 위치 측위 개선 방안

오성현*, 김정곤^o

WiFi Positioning Based on PSO in 3GPP Indoor Environments

Sung Hyun Oh*, Jeong Gon Kim^o

요약

전 세계적으로 4차 산업혁명이 진행되고 있으며, 핵심 기술로는 인공지능, 사물인터넷 및 빅데이터 등이 있다. 이러한 기술들을 융합하여 내비게이션 분야에 효율적으로 적용할 수 있다. 실외 환경의 경우 GPS (Global Positioning System) 기술의 발달로 비교적 정확한 위치 측위가 가능하다. 하지만, 수많은 벽과 장애물이 존재하는 실내 환경에서는 전파 손실 때문에 GPS 기술을 적용하기에 한계점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 지능형 입자 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Optimization)를 사용한 실내 위치 측위 기법을 제안한다. 제안하는 기법의 핵심 기술은 기존 PSO 알고리즘의 초기 탐색 영역을 제한하여, 높은 측위 정확도 및 빠른 수렴 속도를 달성할 수 있다. 본 논문에서 사용된 기법은 다음과 같다. 먼저, 오프라인 단계에서는 핑거프린팅 기법을 사용하여 샘플포인트에 대한 RSSI(Received Signal Strength Indicator) 값을 측정하고, 핑거프린팅 데이터베이스를 구축한다. 이후 온라인 단계에서는 실제 사용자의 위치에서 측정되는 RSSI 값과 핑거프린팅 데이터베이스 값 사이에 가중 퍼지매칭 알고리즘을 수행하여, 사용자의 위치와 가장 인접한 4개의 샘플포인트를 선택한다. 선택된 4개의 샘플포인트를 선으로 연결하여 PSO 알고리즘의 초기 탐색 영역을 제한한다. 시뮬레이션을 통해 제안된 기법이 기존에 사용된 기법과 비교하여 가장 높은 측위 정확도 성능을 달성하였음을 확인하였다.

Key Words : Wireless Fidelity, Indoor Positioning, PSO(Particle Swarm Optimization, Fuzzy Matching, Fingerprinting)

ABSTRACT

The 4th Industrial Revolution is progressing around the world, and core technologies include AI (Artificial Intelligence), IoT (Internet of Things), and big data. Convergence of these technologies can be efficiently applied to the navigation field. For outdoor environments, relatively accurate positioning is possible with the development of GPS (Global Positioning System) technology. However, in an indoor environment where numerous walls and obstacles exist, there is a limitation in applying GPS technology due to radio wave loss. Therefore, in this paper, we propose an indoor positioning scheme using PSO (Particle Swarm Optimization), an intelligent particle algorithm. The core technology of the proposed scheme can achieve high positioning accuracy and fast convergence speed by limiting the initial search area of the existing PSO algorithm. The scheme used in this paper are as follows. First, in the offline step, a fingerprinting scheme is used to measure a RSSI (Received Signal Strength Indicator) value for a sample point, and a fingerprinting database is

* 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2021R1F1A1063845)

^o 이 논문은 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술평화원의 지원을 받아 수행된 연구임 (N0002429, 산업혁신인재성장지원사업)

• First Author : Korea Polytechnic University Department of Electronic Engineering, osh119@kpu.ac.kr, 학생회원

^o Corresponding Author : Korea Polytechnic University Department of Electronic Engineering, jgkim@kpu.ac.kr, 중신회원

논문번호 : 202103-053-B-RE, Received March 1, 2021; Revised June 15, 2021; Accepted June 24, 2021

constructed. In the online step, a weighted fuzzy matching algorithm is performed between the RSSI value measured at the actual user's location and the fingerprinting database value, and the four sample points closest to the user's location are selected. The selected four sample points are connected with a line to limit the initial search area of the PSO algorithm. Through simulation, it was confirmed that the proposed scheme achieved the highest positioning accuracy performance compared to the previously used technique.

I. 서론

최근 가파르게 4차산업 혁명이 진행되고 있다. 4차 산업혁명에서 가장 중요한 기술로는 인공지능, 사물인터넷 및 빅 데이터 등이 있다. 이러한 핵심 기술들을 융합하여 내비게이션 분야에 효율적으로 적용할 수 있다. 내비게이션 분야에서 인공지능 기술은 빠른 계산 속도를 기반으로 실시간 위치 측위가 가능하도록 한다. 또한, 많은 사람은 대표적인 사물인터넷 기기인 스마트폰을 보유하고 있으며, 서버를 통해 수많은 데이터가 저장되고 사용될 수 있다.

현재 실외 환경의 경우, GPS(Global Positioning System) 기술이 발달하여 비교적 정확한 위치 측위가 가능하다. 하지만, 실내 환경에는 수많은 벽과 장애물이 존재한다. 이러한 장애물들은 실내 환경의 전파 손실 문제를 발생시킨다. 그래서 GPS 기술을 실내에 적용하면 정확한 위치 측위가 불가능하게 된다^{1,2}. 이러한 문제로 실내 환경에서의 위치 측위 기술은 중요한 연구 대상이 되었다. 위치 측위 기술이 적용되는 몇 가지 예는 다음과 같다. 크고 복잡한 건물에서 화재가 발생하는 경우 소방관을 지원하거나, 여러 상점이 밀집해 있는 쇼핑몰에서 개인이 원하는 특정한 상점을 찾는 것과 같이 개인적인 목적이나 공공의 목적에 따라 다양한 실내 위치 측위 기술들이 연구되고 있다^{3,4}. 특히, 실내 환경에서 위치 측위를 수행하기 위해서는 통신 기술과 위치 측위 기술을 함께 사용해야 한다.

실내 환경에 일반적으로 적용 가능한 통신 기술은 WiFi(Wireless Fidelity), UWB(Ultra-Wide Band), Bluetooth 등이 있다. 또한, 이러한 통신 기술을 기반으로 사용자의 위치를 측위하기 위한 기술은 핑거프린팅, 삼각측량, PSO(Particle Swarm Optimization) 등이 있다. 이러한 사용자 위치 측위 기술은 범위를 기반으로 하는 방법과 범위를 기반으로 하지 않는 방법의 두 가지 범주로 분류할 수 있게 된다. 이때, 범위를 기반으로 하는 방법이 편의를 위해 보편적으로 사용된다. 일반적인 범위 기반 기술에는 RSSI(Received Signal Strength Indicator), TOA(Time of Arrival), TDOA (Time Difference of Arrival), AOA(Angle of

Arrival) 등이 포함된다. 그러나 실내 환경에서는 전파 경로가 짧고, 복잡한 환경으로 인해 TOA, TDOA, AOA를 기반으로 정확한 거리를 측정할 수 없고, 이로 인해 사용자의 정확한 위치를 측위할 수 없게 된다. 이와는 다르게 RSSI는 저렴한 비용과 높은 정밀도를 기반으로 실내 환경에서 위치 측위를 위해 일반적으로 사용된다. 최근 핑거프린팅 기술과 RSSI 기술을 융합하여 사용하는 경우 실내환경에서 기존 측위 방식보다 더 정밀한 측위가 가능하기 때문에 RSSI 기술이 보편적으로 고려되고 있다.

II. 기존 연구동향

실내위치 측위와 관련하여 기존에는 다음과 같은 연구들을 진행하였으며, 크게 핑거프린팅 적용, 입자 필터 적용, 인공지능 기법 적용 기반의 측위 연구들이 있다. 먼저, 실내측위를 위해 사전에 핑거프린팅 기법을 적용한 문헌은 다음과 같다. [6]에서는 WiFi 통신 환경에서 RSSI와 MF(Magnetic Field) 지문을 결합한 F-score-weighted 실내 측위 알고리즘을 제안했다. 저자들이 제안하는 방법은 다음과 같다. 오프라인 단계에서는 샘플 포인트의 위치에서 각 AP(Access Point)로부터의 RSSI 값과 MF Fingerprinting 값을 기반으로 실내 측위를 위한 학습 데이터베이스를 생성한다. 이후 온라인 단계에서는 F-score-weighted 알고리즘을 사용하여 실제 사용자의 위치를 추정했다. 제안된 방법의 위치 정확도 성능은 3m 이내에서 평균 위치 오차의 91%를 달성했다. 해당 방법은 상대적으로 높은 위치 정확도 성능을 달성했지만, 온라인 단계에서 사용자의 위치를 계산하는데 많은 시간이 소요되는 문제가 발생한다.

두 번째로는 실내 측위를 위해 입자 필터를 적용한 문헌들이 있다. [7]에서는 입자 필터를 사용한 위치 측위 방법을 제안했다. 제안된 방법의 핵심 기술은 모든 입자를 사용자 단말이 움직이는 방향 및 속도와 똑 같이 이동시키는 것이다. 이때, 각 입자가 벽 혹은 장애물의 위치와 같이 유효한 위치에 있지 않은 경우는 해당 입자를 제거한다. 제거된 입자는 사용자가 존재

할 확률이 높은 위치에 재생성된다. 이러한 알고리즘을 반복하면 최종적으로 모든 입자는 사용자의 위치에 수렴하게 된다. 하지만 이러한 입자 필터를 적용하기 위해서는 실내 환경에 벽 및 장애물과 같은 요소가 필수적으로 존재해야 한다. 만약 해당 공간에 장애물이 없는 경우, 알고리즘이 수렴하기 위해 많은 시간이 필요한 단점이 있다.

세 번째로는 위치추위를 위해 인공지능 기법을 적용한 문헌들이 있으며, ANN과 PSO를 이용한다. [8]에서는 실내 위치 추위를 위해 hybrid PSO-ANN (Artificial Intelligence)를 제안했다. 해당 방법에서 ANN은 피드 포워드 신경망을 사용하였다. 학습 알고리즘은 Levenberg-Marquardt를 사용하여 AP와 사용자 위치 사이의 거리를 추정했다. 제안된 방법을 통해 위치 추위 정확도는 향상되었지만, 신경망을 훈련하려면 많은 데이터셋이 필요한 단점이 있다. 만약 충분한 데이터셋이 확보되지 않으면, 최상의 로컬 최솟값 혹은 전역 최솟값으로 수렴할 수 없다.

[9]에서는 Maximum Likelihood Estimation 기법과 PSO 알고리즘을 사용하여 사용자의 위치를 추위하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 초기에 Maximum Likelihood Estimation 기법을 사용하여 사용자의 위치를 추정한다. 이후 추정된 위치를 중심으로 일정 반경을 설정하여 PSO 알고리즘의 초기 영역을 제한한다. 제한된 영역이 설정되면, 해당 영역에 입자를 배포하고 PSO 알고리즘을 수행한다. 그러나 이 방법은 실내 환경에 존재하는 전파 손실로 인해 Maximum Likelihood Estimation 기법을 기반으로 추정된 위치에 이미 오차가 존재하는 문제가 발생한다. 따라서 추정된 지점을 중심으로 하는 반경을 설정하는 경우 실제 사용자가 제한된 영역에 존재하지 않는 문제점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 3GPP(The 3rd Generation Partnership Project)에서 제안한 실내 오피스 환경^[10]에서 WiFi 통신을 기반으로 사용자의 위치를 추위하는 기법을 제안한다. WiFi는 RF(Radio Frequency) 대역을 사용하여 사용자에게 서비스를 제공하고, WiFi AP는 실내 환경에 배치된다. 이때, 실내 환경에 존재하는 벽과 장애물들로 인해 전파 손실이 발생한다. 이러한 문제 때문에 단일 알고리즘을 사용하여 사용자의 위치를 추위하는 경우 높은 정확도를 달성할 수 없게 된다. 이는 실내 환경에서 사용자의 위치 추위를 위해 여러 개의 단일 알고리즘을 결합하여 사용하는 동기가 된다. 그래서 본 논문에서는 핑거프린팅 기법, 가중 퍼지매칭 알고리즘 및 PSO 알고리즘 등의

단일 알고리즘을 결합하여 사용자의 위치 측위 정확도를 향상시키기 위한 연구를 진행했다.

위치 추위를 위해 사용된 핑거프린팅 기법은 다음과 같다^[11]. 핑거프린팅 기법은 오프라인 단계에서 진행되며, 각 샘플 포인트에서는 각 AP로부터의 RSSI 값을 측정한다. 측정된 RSSI 값은 데이터베이스로 저장되며, 저장된 RSSI 데이터베이스는 온라인 단계에서 실제 사용자의 RSSI 값과 가중퍼지매칭 알고리즘을 수행한다. 가중퍼지매칭을 수행하면 유클리드 거리를 기반으로 실제 사용자의 위치와 가장 인접한 4개의 샘플 포인트를 도출할 수 있다. 이후 도출된 샘플 포인트를 기반으로 사용자의 위치를 추정할 수 있다^[12,13]. 그러나 본 논문에서는 사용자 측위 정확도를 높이기 위해 PSO 알고리즘을 추가 적용한다.

PSO 알고리즘은 지능형 진화 계산 알고리즘으로 지능형 입자를 사용하여 사용자의 최적 위치를 찾는 방법이다. PSO의 가장 큰 특징은 높은 위치 정확도, 간단한 구현 및 적은 매개변수 등이 있다. PSO 과정을 수행하는 동안 군집 내의 모든 입자는 각 입자의 최적 위치 및 전체 입자 중 최적 위치를 공유한다. 각 입자는 공유된 정보를 기반으로 다음으로 이동할 위치를 결정한다.

따라서, 모든 입자는 개인의 최적 위치뿐만 아니라 군집 내의 최적 위치를 주기적으로 업데이트해야 한다. 만약 각 입자의 정보가 공유되지 않거나 업데이트되지 않으면 모든 입자가 잘못된 위치로 수렴되어 심각한 측위 오차가 발생하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 PSO 알고리즘의 초기 탐색 영역을 제한하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 3장에서는 시스템 모델에 대해 설명하고, 4장에서는 제안된 기법을 구체적으로 설명한다. 이후 5장에서는 시뮬레이션 결과에 대해 기술한다. 끝으로 6장에서는 결론을 맺는다.

III. 시스템 모델

본 논문은 3GPP에서 제안한 실내 오피스 환경에서 시뮬레이션을 수행했다^[10]. 제안된 실내 오피스 환경은 그림 1과 같으며, 제안된 실내 오피스 환경은 의미어있는 공간으로 구성되어 있다. 또한 총 12개의 AP가 특정한 위치에 배치되어 있다.

AP와 사용자의 통신 방식은 WiFi이며 사용자의 위치는 RSSI 값을 기반으로 추위한다. RSSI를 기반으로 하는 실내 측위 알고리즘에서 가장 일반적으로 사용되는 무선신호 전파모델은 LNSM (Log-Normal

Shadowing Model)이다. 본 논문에서도 해당 모델을 사용하였으며, 위 모델을 기반으로 AP와 사용자 사이의 RSSI는 아래의 식 (1)로 구할 수 있다.

$$RSSI_d = 10\log(P_0) - 10u\log\left(\frac{d}{d_0}\right) + N \quad (1)$$

여기서, $RSSI_d$ 및 P_0 는 각 거리 d 및 d_0 에 대해 AP와 사용자 사이에 수신된 전력을 나타낸다. u 는 노드 사이의 경로 손실지수이며, N 은 잡음을 나타낸다.

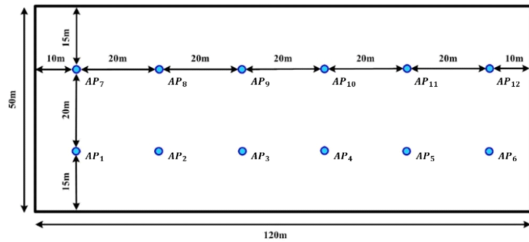


그림 1. 3GPP에서 제안한 실내 오피스 환경
Fig. 1. Indoor office environment proposed by 3GPP

IV. 제안하는 실내 측위 기법

제안하는 실내 측위 기법은 그림 2와 같은 순서로 진행된다. 제안 기법은 가장 먼저 핑거프린팅 기법을 사용하여 오프라인 단계에서 각 샘플포인트에 대한 RSSI 값을 측정한다. 측정된 값은 데이터베이스로 저장되어, 온라인 단계에서 실제 사용자의 RSSI 값과 가중퍼지매칭 알고리즘을 수행한다. 가중퍼지매칭 알고리즘을 통해 사용자와 가장 인접한 4개의 샘플포인트를 획득하고, 획득된 4개의 샘플포인트를 선으로 연결하여 제한된 영역을 구축한다. 이는 PSO 알고리즘의 초기 탐색 영역을 제한하여 수렴속도와 측위 정확도를 향상시킬 수 있다. 이후 제한된 영역 내에 입자들을 무작위로 분포시키며, 분포된 입자들은 사용자의 실제 위치를 탐색한다. 다음 하위 절들을 통해 제안 기법에 사용된 기법들에 대하여 구체적으로 설명한다.

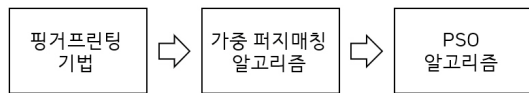


그림 2. 제안기법 순서 블록다이어그램
Fig. 2. Proposed Scheme Sequence Block Diagram

4.1 핑거프린팅 기법

핑거프린팅 기법은 오프라인 단계에서 수행되며, 각 샘플포인트에 대한 RSSI 데이터베이스를 구축하는 방법이다. 실제 환경에서는 특정 위치에서 각 AP로부터의 RSSI 값을 측정하여 데이터베이스를 구축해야 한다. 하지만 본 논문에서는 시뮬레이션을 기반으로 핑거프린팅 기법을 수행했다. 이를 위해 가장 먼저 특정 위치에 샘플포인트를 배치한다. 이후 각 AP는 식 1을 기반으로 각 샘플포인트에 대한 RSSI 값을 계산하고 핑거프린팅 데이터베이스 F_{DB} 를 구축한다. 구축된 핑거프린팅 데이터베이스 F_{DB} 는 아래 식 2와 같이 표현할 수 있습니다.

$$F_{DB} = \begin{bmatrix} h_1^1 & \dots & h_1^m & \dots & h_1^M \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ h_n^1 & \dots & h_n^m & \dots & h_n^M \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ h_N^1 & \dots & h_N^m & \dots & h_N^M \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, h_n^m 은 m 번째 AP와 n 번째 샘플포인트 사이의 RSSI 값을 나타낸다. F_{DB} 는 이후 가중퍼지매칭 알고리즘을 통하여 실제 사용자의 위치를 추정하기 위해 사용된다.

4.2 가중 퍼지매칭 알고리즘

가중퍼지매칭 알고리즘은 실제 사용자가 존재하는 온라인 단계에서 수행된다. 각 AP는 UE(User Equipment) k 로부터의 RSSI 값을 계산한다. 해당 RSSI 값은 식 3과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_k^{RSSI} = [h_k^1, h_k^2, \dots, h_k^M] \quad (3)$$

여기서, h_k^m 은 m 번째 AP와 UE k 사이의 RSSI 값을 나타낸다. 이후, S_k^{RSSI} 값은 오프라인 단계에서 구축된 핑거프린팅 데이터베이스 F_{DB} 와의 상관관계를 평가하여 유클리드 거리 벡터를 얻을 수 있다. m 번째 AP의 경우, 온라인 단계에서 UE k 위치의 RSSI 값과 오프라인 단계에서 n 번째 샘플포인트 위치의 RSSI 값 사이의 상관관계는 $r_{k,n}$ 으로 나타내며, 식 4와 같이 구할 수 있다.

$$r_{k,n} = \| S_k^{RSSI} - F_{DB,n} \| = \sqrt{\sum_{m=1}^M (h_k^m - h_n^m)^2} \quad (4)$$

여기서, 상관관계 $r_{k,n}$ 값은 크기가 작을수록 UE k 와 n 번째 샘플포인트 사이의 거리가 인접하다는 것을 나타낸다. 이후, $r_{k,n}$ 값을 정규화하고, 정규화된 값을 $\rho_{k,n}$ 으로 정의할 수 있다. 여기서, $0 \leq \rho_{k,n} \leq 1$ 이다. 유클리드 거리 벡터는 위의 식에서 얻은 결과를 기반으로 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$d_k = (1 - \rho_{k,n}) = [d_{k,1}, d_{k,2}, \dots, d_{k,N}] \quad (5)$$

여기서, $d_{k,n}$ 은 UE k 와 n 번째 샘플포인트 사이의 유클리드 거리 벡터를 나타낸다. 여기서, 유클리드 거리 벡터 $d_{k,n}$ 값이 클 경우 UE k 와 n 번째 샘플포인트 사이의 거리가 가장 인접함을 나타낸다. 따라서, 식 5의 값을 정렬하여 유클리드 거리벡터가 큰 값을 갖는 4개의 샘플포인트를 선택하면, UE k 와 가장 인접한 4개의 샘플포인트를 도출할 수 있다. 선택된 샘플포인트는 가장 가까운 순서대로 정의할 수 있다. 이후 UE의 좌표는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$X_0 = \sum_{n=1}^4 \beta_n X_n \quad (6)$$

$$Y_0 = \sum_{n=1}^4 \beta_n Y_n \quad (7)$$

$$Z_0 = \sum_{n=1}^4 \beta_n Z_n \quad (8)$$

여기서, β_n 은 n 번째 샘플포인트의 인접도 가중치를 나타내며, 식 9로 구할 수 있다.

$$\beta_n = \frac{\alpha_n}{\alpha_{sum}}, \alpha_{sum} = \sum_{n=1}^4 \alpha_n \quad (9)$$

여기서, α_n 은 식 5를 통해 도출된 사용자 위치에서 가장 인접한 4개의 샘플포인트에 대한 유클리드 거리벡터를 나타낸다.

위와 같이 가중퍼지매칭 알고리즘을 통해 사용자의 위치를 추위할 수 있다. 하지만 본 논문에서는 퍼지매칭을 통해 도출된 4개의 샘플포인트를 사용하여 PSO의 초기 탐색영역을 제한하는 방법을 제안한다.

4.3 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘

PSO는 James Kennedy와 Russell Eberhart가 1995

년에 제안한 지능형 진화 계산 알고리즘이다. PSO는 비선형 문제를 최적화하는데 사용되는 인구 기반 확률론적 접근 방식이다. PSO 알고리즘의 세부 과정은 다음과 같다.

가장 먼저, 모든 입자에 대한 초기화가 진행된다. 이후 초기화된 입자들은 UE의 위치를 추정하기 위해 탐색영역 내에 랜덤하게 분포된다. 분포된 입자들은 UE의 실제 위치를 추정하기 위해 반복 과정을 수행하게 된다. 반복 과정에서 각 입자는 개별 입자의 최적 위치인 $pbest$ 와 군집 내 모든 입자 중 최적 위치인 $gbest$ 을 추종한다. 각 입자는 반복 과정마다 업데이트되는 $pbest$ 및 $gbest$ 값을 기반으로 실제 사용자의 최적 위치를 도출한다. 반복 과정은 다음의 식을 사용하여 수행된다.

$$V_i(t+1) = w V_i(t) + cr [pbest_i(t) - x_i(t)] + cr [gbest(t) - x_i(t)] \quad (10)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (11)$$

$$w = w_{max} - \frac{t}{T}(w_{max} - w_{min}) \quad (12)$$

여기서, $V_i(t)$ 는 t 번째 반복에서 i 번째 입자의 속도를 나타내며, $X_i(t)$ 는 t 번째 반복에서 i 번째 입자의 위치를 나타낸다. c 는 가속 계수, w 는 관성 계수, r 은 임의의 수축 계수를 의미한다. t 는 현재 반복 횟수를 나타내고, T 는 PSO 알고리즘의 총 반복 횟수를 나타낸다.

본 논문에서는 PSO 알고리즘을 적용하기 위해, 앞에서 퍼지매칭을 통해 제한된 초기탐색영역을 구축했다. 제한된 초기영역은 UE와 가장 인접한 4개의 샘플포인트로 결정된다. 이후 제한된 영역내에 입자들을 랜덤하게 분포시킨다. 제한된 초기 탐색영역에 분포된 입자들은 위에서 정의된 식 10-12를 기반으로 UE의 위치를 추위한다. PSO 알고리즘은 최대 반복횟수를 달성하거나, 목표 정확도를 달성할 경우 종료된다.

본 논문에서 제안한 기법을 정리하면 다음과 같다.

1. 오프라인 단계에서 각 AP와 각 샘플포인트 사이의 RSSI 값을 측정하여 핑거프린팅 데이터베이스 F_{DB} 를 구축
2. 온라인 단계에서 각 AP와 UE k 사이의 RSSI 값 S_k^{RSSI} 측정
3. F_{DB} 와 S_k^{RSSI} 값으로 가중퍼지매칭 알고리즘을 수

행하여 사용자와 가장 인접한 4개의 샘플 포인트 도출

4. 도출된 4개의 샘플포인트를 선으로 연결하여 제한된 영역 구축
5. 제한된 영역 내에서 사용자 위치 추위를 위해 PSO 알고리즘 수행
6. PSO 알고리즘의 최대 반복 횟수 달성 또는 목표 정확도 달성 시 알고리즘 종료

V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 사용된 시뮬레이션 매개변수는 표 1에 정리되어 있다.

시뮬레이션에는 3GPP에서 제안한 실내 오피스 환경을 사용했다. 환경의 크기는 120m×50m의 비어있는 공간으로 가정했다. 실내 환경에 배치된 AP의 개수는 3GPP에서 제안한 환경과 동일하게 총 12개로 구성되었다. 각 AP의 전력은 20dBm으로 설정했다. 시뮬레이션의 총 반복 횟수는 10,000으로 설정했다. 시뮬레이션은 MATLAB 2017b를 사용하여 수행되었으며, 구현된 실내 환경은 그림 3과 같다.

그림 3에서 볼 수 있듯이, 총 12개의 AP가 배치된다. 위와 같은 환경에 샘플포인트의 간격을 각각 3m, 6m, 12m 로 변경하여 배치하여 시뮬레이션을 진행한다. 이때 샘플포인트의 간격은 L 로 정의한다.

먼저, 오프라인 단계에서 각 AP는 모든 샘플포인트에 대한 RSSI 값을 측정하여 핑거프린팅 데이터베이스를 구축한다. 이후 온라인 단계에서 각 AP는 실제 사용자 위치에 대한 RSSI 값을 측정한다. 이후 오프라인 단계에서 구축된 핑거프린팅 데이터베이스의 RSSI 값과 실제 사용자 위치의 RSSI 값을 기반으로 가중퍼지매칭 알고리즘을 수행한다. 가중퍼지매칭 알고리즘을 통해 실제 사용자 위치와 가장 인접한 4개

의 샘플 포인트를 도출할 수 있다. 그러나, 실제 환경에서는 핑거프린팅 알고리즘 적용시 유사 RSSI 구역이 존재하는 문제점이 발생하게 된다. 유사 RSSI 구역이 발생하면 온라인 단계에서 가중퍼지매칭 알고리즘을 수행할 때, UE와 가장 인접한 샘플포인트가 선택되지 않는 문제가 발생한다. 이러한 문제는 PSO의 초기영역의 범위가 변화하게 되고, 알고리즘의 수렴속도가 증가하는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이상적인 무선환경을 가정했으며, 시뮬레이션을 통해 도출된 인접한 샘플포인트는 그림 3에서 확인 가능하다.

그림 4에서 파란색 세모는 AP를 나타내고, 빨간색 점은 UE를 나타내고, 초록색 원은 샘플포인트를 나타낸다. 노란색 점은 선택된 4개의 샘플포인트를 나타낸다. 그림 3에서 샘플포인트 사이의 거리는 3m이고, 샘플포인트의 총 개수는 697개이다.

본 논문에서는 샘플포인트의 간격에 따른 추위 정확도를 측정하기 위해 PSO 알고리즘의 반복 횟수 및 입자의 개수를 변화시키면서 시뮬레이션을 수행하였다.

샘플포인트 간격에 따라 PSO 알고리즘의 제한된 초기 탐색 영역은 그림 5에 나타났다. 그림 5-a,b,c는 각각 샘플포인트 간격 L 이 3m, 6m, 12m이며, 그에 따라 분포된 PSO 입자의 초기 상태를 보여준다.

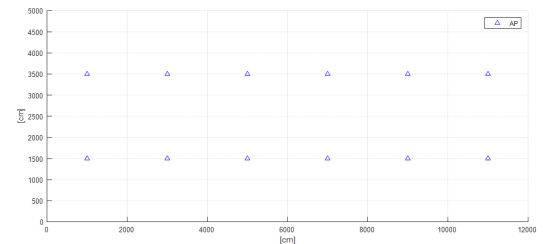


그림 3. 시뮬레이션을 통해 구현된 실내 오피스 환경
Fig. 3. Indoor office environment realized through simulation

표 1. 시뮬레이션 매개변수
Table 1. Simulation Parameter.

Parameter	Value
Room size	120m×50m
Number of Iteration	10,000
Number of AP	12
Transmit power of AP	20 dBm
Number of Particle	5, 10, 15, 20
Distance between sample point	3, 6, 12 m
$c, r, w_{min}, w_{max}, T$	2, 0.3, 1, 0.4, 10

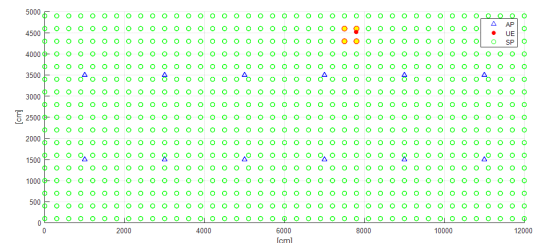


그림 4. 가중퍼지매칭 수행 후 도출된 4개의 샘플포인트
Fig. 4. Four sample points obtained after performing weighted fuzzy matching

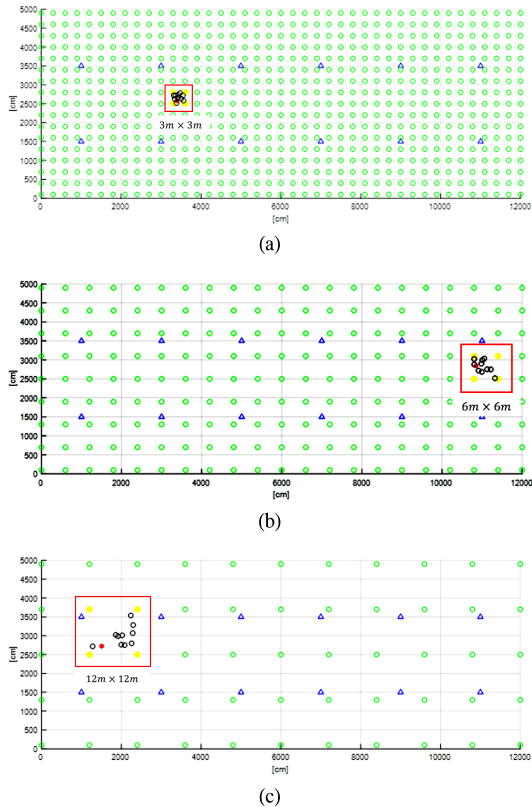


그림 5. 샘플포인트간 간격에 따라 제한된 PSO 알고리즘의 초기영역 (a) L=3m, (b) L=6m, (c) L = 12m
 Fig. 5. Initial area of PSO algorithm limited by the distance between sample points (a) L=3m, (b) L=6m, (c) L = 12m

그림 6은 각 샘플포인트간 간격에 대해서 입자 개수가 변화함에 따른 측위 정확도를 비교한 결과를 보여준다. 결과에는 초기 영역을 제한하지 않은 PSO-Only를 추가하여 함께 비교하였다. 이때, PSO 알고리즘의 최대 반복 횟수는 10회로 제한하였다. 그림에서 볼 수 있듯이 샘플포인트간 간격이 가장 작을 때 가장 높은 측위 정확도 성능을 달성함을 확인할 수 있다. 이는 PSO 알고리즘의 초기 탐색영역이 작을수록 높은 측위 정확도 성능을 달성함을 보여준다. 또한, 입자의 개수가 증가할수록 더 높은 정확도를 달성함을 확인할 수 있다. 이는 입자의 개수가 많을수록 전역 최적값에 수렴할 가능성이 높기 때문이다.

그림 7은 각 샘플포인트간 간격에 대해서 반복횟수에 따른 측위 정확도를 비교한 결과를 보여준다. 이때, 입자의 개수는 10개로 고정하였다. 그림에서 볼 수 있듯이 반복 횟수가 늘어날수록 알고리즘의 정확도는 높아지는 것을 확인할 수 있다. 또한, 샘플포인트간 간격이 작을수록 더욱 빠른 수렴 속도를 달성함을 확

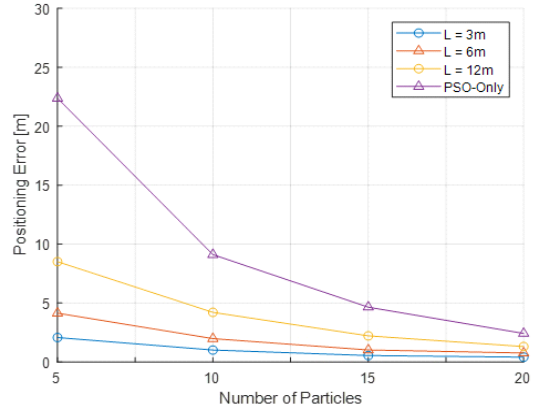


그림 6. 입자 개수에 따른 측위 정확도 비교
 Fig. 6. Positioning accuracy vs. number of particles

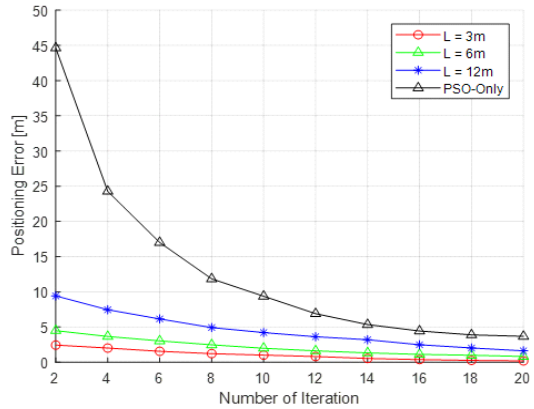


그림 7. PSO 알고리즘의 반복 횟수에 따른 측위 정확도 비교
 Fig. 7. Positioning accuracy vs. number of iterations of the PSO

인할 수 있다. 위의 결과들은 제안 알고리즘의 성능 분석을 위해 LOS(Line of Sight)환경을 가정하고 시뮬레이션을 수행한 결과이다. 본 논문에서 제안하는 기법의 경우 RSSI 값을 이용하여 PSO 알고리즘의 초기 탐색영역을 제한하는 방법이며, 만약 LOS 환경이 아닌 NLOS (non-Line of Sight) 환경에서 제안기법을 적용하면 여러 RSSI 측정 오차로 PSO 알고리즘의 수렴속도 및 정확도가 열화되는 문제가 발생한다. 이는 LOS 환경과 비교할 때 어느 정도 성능감소 예상된다. 그러나 RSSI 기반의 기존 측위알고리즘 대비 제안 알고리즘은 PSO 알고리즘의 초기 탐색영역을 제한하는 방법을 NLOS 환경에 최적인 방식으로 적용한다면 동일한 원리로 기존 기법과 비교할 때 비교적 높은 성능향상이 이뤄질 확률이 높다 할 수 있다. 이에 대해서는 추후 NLOS 환경에 대한 실험환경 구축하여 실

표 2. 각 기법의 처리시간 비교
Table 2. Compare Processing Times for Each Scheme.

Scheme	Processing Time [s]
PSO-Only	0.09523
MLE-PSO [9]	0.13323
RL-PSO [Proposed]	0.15314

제 적용 및 성능평가 등이 추가로 수행 예정하고 있다. 표 2는 각 기법의 복잡도를 분석하기 위해 기존 기법들과 본 논문에서 제안한 기법의 사용자 측위 처리 시간을 비교한 표이다. PSO-Only는 PSO의 초기영역을 제한하지 않고, 전체영역에 입자를 배포하여 위치 측위를 수행한 결과이다. MLE-PSO방식은 [9]에서 제안한 방식이며, MLE(Maximum Likelihood Estimation)를 통해 사용자의 초기 위치를 추정하며, 이를 기반으로 반경을 설정하여 PSO의 초기 탐색영역을 제한하는 기법이다. RL(Range Limit)-PSO는 본 논문에서 제안한 방식이며 표 2에서 볼 수 있듯이, 3가지 기법 중 PSO-Only 가 제일 빠른 처리속도이며, 이는 초기영역 제한과정 없어 복잡도가 높지 않음에 기인한다. 본 논문에서 제안한 RL-PSO 기법은 MLE-PSO 기법보다 약간 높은 처리시간 갖는 것을 확인할 수 있다. 이는 여러 개의 단일 알고리즘 결합을 통해 높은 정확도를 도출할 수 있지만, 측위를 위한 복잡도가 증가하는 문제가 발생하지만 처리시간의 차이는 비교적 크지 않아 실제 적용시에 문제가 발생할 확률은 없는 것으로 판단되어 지고 있다.

VI. 결 론

본 논문은 실내 환경에서 사용자 위치 측위의 정확도를 개선하기 위한 연구를 진행하였다. 이를 위해 핑거프린팅 기법, 가중퍼지매칭 알고리즘 및 PSO 알고리즘을 융합하여 적용하였다. 핑거프린팅 알고리즘을 통해 오프라인 데이터베이스를 구축하고, 퍼지매칭을 통해 오프라인 데이터베이스와 온라인 데이터 값의 상관관계를 분석하여 PSO 알고리즘의 초기 탐색영역을 제한했다. 제한된 영역 내에 입자들을 랜덤하게 분포시킨 후, 실제 사용자의 위치를 측위하는 PSO 알고리즘을 수행하였다. 시뮬레이션을 통해 제안된 초기영역 제한 기반의 PSO 알고리즘이 PSO 알고리즘을 단일로 사용한 결과보다 더 높은 측위 정확도 성능을 달성함을 확인할 수 있었다. 또한, 샘플포인트의 간격이 작아질수록 더욱 높은 측위 정확도를 달성할 수 있음을 확인하였다. 본 논문은 LOS 환경을 가정하여 제

안기법의 측위 성능을 확인하였다. 추후 NLOS 환경에서 시뮬레이션을 진행하고, 결과를 기반으로 LOS 환경의 결과와 성능차이를 비교 분석할 계획이다.

References

- [1] S. Sadowski and P. Spachos, "RSSI-based indoor localization with the Internet of Things," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 30149-30161, Jun. 2018.
- [2] Y. Zhuang, L. Hua, L. Qi, J. Yang, P. Cao, Y. Cao, Y. Wu, J. Thompson, and H. Haas, "A survey of positioning systems using visible LED lights," *IEEE Commun. Surv. & Tuts.*, vol. 20, no. 3, pp. 1963-1988, Feb. 2018.
- [3] B. Molina, E. Olivares, C. E. Palau, and M. Esteve, "A multimodal fingerprint-based indoor positioning system for airports," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 10092-10106, Jan. 2018.
- [4] N. Li, J. Chen, and Y. Yuan, "A wifi indoor localization strategy using particle swarm optimization based artificial neural networks," *Int. J. Distrib. Sensor Netw.*, vol. 2016, pp. 1-9, Mar. 2016.
- [5] S. H. Lee, D. C. Han, H. J. Shin, B. S. Bong, Y. A. Jung, S. H. Cho, J. I. Kim, B. S. Han, T. H. Kim, and S. H. Choi, "Design and implementation of UWB-based industrial safety positioning system," in *Proc. Symp. KICS*, pp. 943-944, YongPyong, Korea, Aug. 2020.
- [6] D. B. Ninh J. He, V. T. Trung, and D. P. Huy, "An effective random statistical method for indoor positioning system using wifi fingerprinting," *Future Generation Comput. Syst.*, vol. 109, pp. 238-248, Aug. 2020.
- [7] Y. Zhang, H. Wang, and H. Wang, "Indoor navigation system design based on particle filter," in *Proc. ICITBS*, pp. 105-108, Changsha, China, Dec. 2016.
- [8] S. K. Gharghan, R. Nordin, M. Ismail, and J. A. Ali, "Accurate wireless sensor localization technique based on hybrid PSO-ANN algorithm for indoor and outdoor track cycling," *IEEE Sensors J.*, vol. 16, no. 2, pp.

529-541, Sep. 2015.

- [9] C. Zhao and B. Wang, "A MLE-PSO indoor localization algorithm based on RSSI," in *Proc. CCC*, pp. 6011-6015, Dalian, China, Jul. 2017.
- [10] "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz (Release 14)," 3GPP TR 38.901.
- [11] N. A. Khanbashi, N. Alsindi, S. A. Araji, N. Ali, and J. Aweya, "Performance evaluation of CIR based location fingerprinting," in *Proc. Int. Symp. PIMRC*, pp. 2466-2471, Sydney, Australia, Sep. 2012.
- [12] H. Xujian and W. Hao, "WIFI indoor positioning algorithm based on improved kalman filtering," in *Proc. ICITBS*, pp. 349-352, Changsha, China, Dec. 2016.
- [13] B. Altintas and T. Serif, "Improving RSS-Based indoor positioning algorithm via K-Means clustering," in *Proc. 17th Eur. Wirel. 2011 - Sustainable Wirel. Technol.*, pp. 1-5, Vienna, Austria, Apr. 2011.

김 정 곤 (Jeong Gon Kim)



1991년 2월: KAIST 전기 및 전자공학과 졸업 (학사)
 1993년 2월: KAIST 전기 및 전자공학과 졸업 (석사)
 1998년 2월: KAIST 전기 및 전자공학과 졸업 (박사)
 1998년 6월~1999년 5월: 하와

이주립대학교 전자공학과 Post Doc.
 1999년 7월~2001년 3월: LG텔레콤 선임연구원
 2001년 4월~2003년 2월: 삼성전자 통신연구소 표준연구팀 책임 연구원
 2010년 3월~2011년 2월: 미국 USC 전기공학과 Visiting Scholar
 2018년 3월~2019년 2월: 미국 산호세 주립대학교 글로벌 책임교수
 2003년 3월~현재: 한국산업기술대학교 전자공학부 교수
 <관심분야> 5G 이동통신, 간섭제거, 무선자원할당 VLC, 위치추위, 기지국 협력통신, UDN, 인공지능, 협업로봇, WPAN, WBAN 설계 및 응용분야
 [ORCID:0000-0002-9349-2846]

오 성 현 (Sung Hyun Oh)



2019년 2월: 남서울대학교 전자공학과 졸업 (학사)
 2021년 2월: 한국산업기술대학교 전자공학과 졸업 (석사)
 2021년 3월~현재: 한국산업기술대학교 정보통신학과 박사과정

<관심분야> 실내 위치추위, 인공지능, 5G 이동통신
 [ORCID:0000-0002-1974-8612]