

3GPP 실내환경에서 AI 기반 위치 추적 성능 개선 방안

오성현, 김정곤*

한국산업기술대학교 전자공학부

osh119@kpu.ac.kr, jgkim@kpu.ac.kr*

AI based Location Tracking in 3GPP Indoor Environment

Sung Hyun Oh, Jeong Gon Kim*

Dept. of Electronic Engineering, Korea Polytechnic University

요약

이동통신 기술의 급속한 발달과 함께 GPS(Global Positioning System) 기술도 성장하고 있다. GPS 기술이 발달함에 따라 야외 환경에서 위치 측위 기술은 매우 높은 정확도를 갖게 되었다. 최근 실내 환경에서도 위치 측위 기술의 적용이 주목받고 있다. 하지만 GPS 기술은 복잡한 실내 환경에 존재하는 전파 손실 문제로 적용에 많은 한계가 존재한다. 따라서 본 논문에서는 WiFi(Wireless Fidelity) 통신을 사용하는 복잡한 실내 환경에서 사용자 위치 측위 기술에 대해 연구한다. 먼저 사용자 위치 측위를 위해 오프라인 단계에서 각 샘플 포인트를 배치하고 각 샘플 포인트에 대한 RSSI(Received Signal Strength Indicator) 값을 측정하여 핑거프린팅 데이터베이스를 구축한다. 그 후 실제 온라인 단계에서는 실제 사용자의 위치에 대한 RSSI 값을 측정하여 해당 값과 사전에 구축한 데이터베이스의 값으로 퍼지 매칭을 수행한다. 다음으로 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘 적용하여 실내 환경에서 위치 측위 정확도 향상 되었다. 시뮬레이션 통해 AI 기반 PSO 알고리즘 적용할 경우 예전대비 평균위치오차가 많이 감소해서 개선된 위치 측위 정확도를 얻게됨을 최종 확인하였다.

I. 서론

오늘날 네트워크, 통신, GPS(Global Positioning System) 및 무선 센터 네트워크 등의 기술이 발달할수록 위치 기반 서비스의 중요성이 더욱 커진다. 이에 따라 위치 측위 기술이 출현하게 되고 실외 환경에서는 GPS를 기반으로 하여 높은 정확도의 위치 측위를 얻을 수 있게 되었다. 하지만 실내에서는 신호 손실로 인해 GPS를 적용하기에 한계가 존재한다. 이로 인해 실내 환경에서의 위치 측위 기술은 현재 중요한 연구 대상이 되었다.

위치 측위 기술의 적용 예로는 크고 복잡한 쇼핑몰에서 개인이 원하는 특정한 상점을 찾거나, 이러한 건물에서 화재가 발생하는 경우 소방관을 지원하는 것, 그리고 개인적인 목적이나 공공의 목적에 따라 다양한 실내 위치 측위 기술들이 연구되고 있다.[1] 현재 보편적으로 사용되어지는 실내 위치측위 기술로는 Bluetooth, UWB(Ultra Wide Band) 그리고 Wi-Fi(Wireless-Fidelity) 등이 있다. 그리고 기존의 센서 측위 기술에는 범위를 기반으로 하는 것과 범위를 사용하지 않는 방법이 사용되는데, 보편적으로는 범위를 기반으로 하는 기술을 사용한다. 그 중에서도 RSSI(Received Signal Strength Indicator)를 기반으로 하는 기술은 측위 정밀도가 가장 높으면서 비용도 저렴하기 때문에 범위 기술 중에서 가장 많이 사용된다.[2]

따라서 본 논문에서는 위치 측위 기술로는 Wi-Fi를 사용하고, 신호 세기 측정은 RSSI를 기반으로 한다. 또한 측위에 사용되는 기법은 핑거프린팅, 퍼지매칭, PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 사용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 사용자 위치 측위를 위한 구체적인 방법을 제시하고 시뮬레이션을 수행한다. 3절에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 본론

본 논문에서는 위치 측위를 위해 오프라인 단계에서 핑거프린팅 기법을 사용하여 데이터베이스를 구축하고, 퍼지매칭을 수행하여 얻은 추정된 사용자 위치와 가장 근접한 4개의 샘플 포인트를 선택한다. 그 후 선택된 4개의 샘플 포인트를 선으로 이어 제한된 영역을 설정하고, 제한된 영역 내에서 PSO 알고리즘을 사용하여 사용자 위치 측위를 완료한다.

먼저 핑거프린팅 기법은 총 B개의 Wi-Fi AP(Access Point)와 S개의 샘플 포인트를 사용한다고 가정한다. 모든 샘플 포인트는 각 AP에 대한 RSSI 값을 측정한다. 그 후 측정된 RSSI 값을 기반으로 핑거프린팅 데이터베이스를 구축한다. 구축이 완료된 핑거프린팅 데이터베이스 F_{DB} 는 아래 식과 같이 RSSI 행렬로 표현할 수 있다.[3]

$$F_{DB} = \begin{Bmatrix} RSSI_1^1 & \dots & RSSI_s^1 & \dots & RSSI_S^1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ RSSI_1^b & \dots & RSSI_s^b & \dots & RSSI_S^b \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ RSSI_1^B & \dots & RSSI_s^B & \dots & RSSI_S^B \end{Bmatrix}_{B \times S} \quad (1)$$

여기서, $RSSI_s^b$ 는 b번째 AP와 s번째 샘플 포인트 사이의 RSSI 값을 나타낸다.

퍼지 매칭을 수행하기 위해 각 AP와 각 샘플 포인트 사이의 벡터 값을 계산한다. 계산된 벡터 값은 핑거프린팅 데이터베이스와 동일하게 행렬 형태로 나타낼 수 있으며, V라고 정의한다.

$$V = \begin{Bmatrix} d_1^1 & \dots & d_s^1 & \dots & d_S^1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_1^b & \dots & d_s^b & \dots & d_S^b \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_1^B & \dots & d_s^B & \dots & d_S^B \end{Bmatrix}_{B \times S} \quad (2)$$

여기서, d_s^b 는 b번째 AP와 s번째 샘플 포인트 사이의 벡터 값을 의미한다. 그 후 온라인 단계에서는 실제 사용자 UE(User Equipment) u의 위치

* : 교신저자

에서 RSSI를 측정하며, 측정된 값은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$H_{RSSI}^b = [RSSI_u^1, RSSI_u^2, \dots, RSSI_u^B] \quad (3)$$

여기서, $RSSI_u^b$ 는 b번째 AP와 사용자 UE u 사이의 RSSI 값이다.

위에서 측정된 사용자 위치의 RSSI 값은 오프라인 단계에서 구축된 핑거프린팅 데이터베이스의 값과 퍼지 매칭을 수행한다. 이때 F_{DB} 와 H_{RSSI}^b 의 상관관계를 평가하면 유클리드 거리를 얻을 수 있다. b번째 AP에 대해 오프라인 단계에서 s번째 샘플 포인트의 핑거프린팅 데이터와 온라인 단계에서 UE u의 RSSI 값의 상관관계는 $\alpha_{u,s}^b$ 로 주어지며, 여기서 $0 \leq \alpha_{u,s}^b \leq 1$ 이다. 따라서 최소 거리는 아래와 같이 정의된다.

$$d_{u,s} = \|p_{u,b} - s\| = \sqrt{\sum_{b=1}^B (\alpha_{u,s}^b - 1)^2} \quad (4)$$

위 식의 결과 $d_u = [d_{u,1}, d_{u,2}, \dots, d_{u,s}]$ 이며, 이는 유클리드 거리 벡터를 나타낸다. 유클리드 거리 벡터를 기반으로 UE u와 가장 인접한 샘플 포인트를 선택할 수 있다. 선택된 샘플 포인트를 연결하여 초기 PSO 알고리즘의 제한된 영역을 얻을 수 있다.

PSO는 지능형 진화 계산 알고리즘 중 하나이며, 다음과 같은 순서로 진행된다. 초기에 모든 입자의 초기화가 진행된다. 초기화된 입자는 탐색 공간 내에 랜덤하게 배치되며, 배치된 입자들은 최적의 해를 찾기 위해 탐색을 시작한다. 탐색을 진행하면서 각 입자들은 자신의 최적 위치인 $pbest$ 와 군집의 최적 위치인 $gbest$ 를 서로 공유할 수 있다. 입자들은 앞서 언급한 두 가지의 값을 기반으로 탐색을 진행한다. 알고리즘은 여러 번의 반복 중 최대 반복횟수를 달성한 경우와 목표 정확도를 달성한 경우에 종료된다. 아래는 입자의 다음 속도, 다음 위치 및 관성계수에 관한 수식이다.

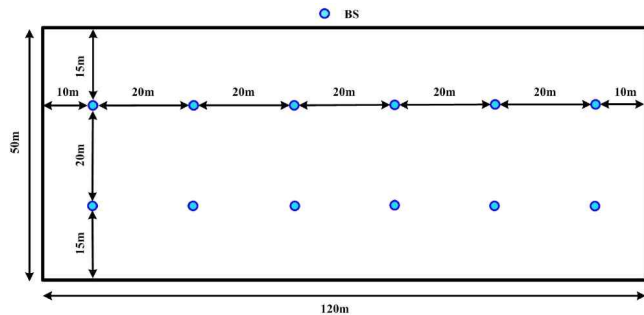
$$V_i(t+1) = w V_i(t) + \alpha \gamma [pbest_i(t) - X_i(t)] + \alpha \gamma [gbest(t) - X_i(t)] \quad (5)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (6)$$

$$w = w_{\max} - \frac{t(w_{\max} - w_{\min})}{T} \quad (7)$$

여기서, α 는 가속계수, γ 는 수축계수, w 는 관성계수, t 는 현재 반복횟수, T 는 최대 반복 횟수를 나타낸다.

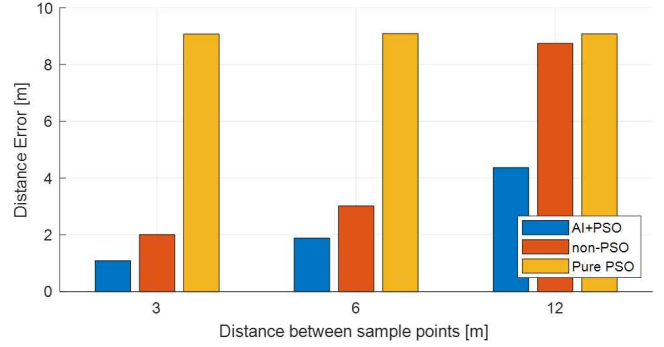
본 논문에서 시뮬레이션을 진행한 시스템 모델은 [그림 1]과 같다. 이는 3GPP에서 제안한 실내 오피스 환경이다.[4] 해당 그림에서 볼 수 있듯이 $120m \times 50m$ 의 비어있는 공간을 가정하였고, BS는 총 12개를 배치하였다. 시뮬레이션에 사용된 중요한 변수는 [표 1]에 정리하였다.



[그림 1] 3GPP 실내오피스 환경 정의

[표 1] 실험 파라미터

파라미터	값
방 크기	120mX50m
AP의 개수	12
샘플 포인트 간 거리	3,6,12[m]
입자의 개수	10
AP의 전력	20W
$\alpha, \gamma, w_{\max}, w_{\min}, T$	2, 0.3, 1, 0.4, 10



[그림 2] 샘플간격 따른 측위오차 실험결과

시뮬레이션 결과는 [그림 2]에 나타내었으며, 여기서 샘플 포인트 간 거리가 변화할 때에 따른 위치 정확도를 비교하였다. 결과 그래프에서 볼 수 있듯이 샘플 포인트 간 거리가 멀어질수록 위치 측위 오차는 더욱 커지는 것을 볼 수 있다. 하지만 제안하는 PSO 기반의 위치 추정 방식을 사용할 경우 기존의 방식보다 더 높은 측위 정확도를 달성할 수 있음을 최종적으로 확인할 수 있었다.

III. 결론

본 논문에서는 3GPP에서 제안한 실내 오피스 환경에서 Wi-Fi를 기반으로 핑거프린팅, 퍼지매칭, PSO 알고리즘을 사용하여 사용자의 위치를 추적하는 방법을 제안하였다. 이는 오프라인 단계에서 구축하는 데이터베이스의 크기에 따라 정확도가 달라지며, 온라인 단계에서는 PSO 알고리즘에서 입자의 개수를 몇 개로 설정하느냐에 따라 정확도가 상이하게 된다. 추후 위와 같은 변수를 다르게 설정하여 최적의 샘플 포인트 개수 및 입자의 개수를 설정하는 연구를 계획하고 있다.

참 고 문 헌

- [1] Zhang, Y., Wang, H., and Wang, H. "Indoor Navigation System Design based on Particle Filter," Proceedings of the 2016 International Conference on Intelligence Transportation, Big Data & Smart City(ICITBS), pp.105-108, December 2016.
- [2] Zhao, C., and Wang, B. "A MLE-PSO Indoor Localization Algorithm Based On RSSI," Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC), pp.6011-6015, July. 2017.
- [3] Hu, J., and Wang, H. "WIFI indoor positioning algorithm based on improved Kalman filtering," Proceedings of the 2016 International Conference on Intelligence Transportation, Big Data & Smart City(ICITBS), pp.349-352, December 2016.
- [4] "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz (Release14)," 3GPP TR 38.901