

적은 수의 RSSI 표본을 활용하는 RSSI 핑거프린팅 기반 실내 위치인식 알고리즘의 성능 평가

배종현, 권진솔, 백호기*

경북대학교

bae.jh.dan@gmail.com, wlsthf1219@knu.ac.kr, *neloyou@knu.ac.kr

Performance Evaluation of RSSI Fingerprinting-based Indoor Localization Algorithm using Few RSSI Samples

Jonghyeon Bae, Jinsol Kwon, Hoki Baek*

Kyungpook National Univ.

요약

무선 네트워크를 활용한 실내 위치인식 문제에 접근하는 다양한 기술들 중 received signal strength indicator(RSSI) 핑거프린팅은 꾸준히 연구되어 온 기술이다. RSSI 측정치와 데이터베이스에 사전 저장된 데이터의 분포만을 활용하는 valid area maximum likelihood(VAML) 알고리즘이 제안되었으나, 센서노드의 높은 이동성 등으로 충분히 큰 RSSI 측정 횟수를 보장할 수 없는 환경을 고려하여 특정 측정치를 배제하는 방식의 selective VAML(S-VAML) 알고리즘을 제안하였다. 기존 VAML 알고리즘과 S-VAML 알고리즘의 위치인식 성능을 평가한 결과, VAML 알고리즘이 더욱 우수한 성능을 보였다. 이러한 연구결과는 센서노드에 이동성이 있는 환경에 대한 실내 위치인식 및 트래킹 연구에 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

I. 서론

삼변측량, 삼각측량, 패턴 매칭 등의 다양한 실내 위치인식 방식들 중 무선 네트워크를 활용한 RSSI 핑거프린팅은 별도의 측정장치가 필요없고 측정원리가 단순하다는 장점에 힘입어 꾸준히 연구되어 온 기술이다[1,2]. IMU, Vision 등 별도의 센서 정보나 인공지능 기술을 활용하지 않고 RSSI 측정치와 사전 저장된 데이터의 분포만을 활용하여 최대우도법을 적용하는 RSSI 핑거프린팅 방식의 VAML 알고리즘이 제안되었으나, 해당 알고리즘은 측정치의 표본평균을 활용하므로, 위치추정 성능이 RSSI 측정 횟수(표본의 수)에 의존적이다[3].

본 논문에서는 센서노드의 높은 이동성 등으로 인해 동일한 위치에서 충분한 수의 RSSI의 표본을 수집할 수 없는 운용 환경을 고려하여, 가장 큰 오차가 포함될 것으로 예상되는 측정치를 배제하는 selective VAML(S-VAML) 알고리즘을 제안하고, VAML 알고리즘과 성능을 비교한다.

II. 본론

본 장에서는 위치인식 시스템의 구성과 WiFi 경로손실 모델을 설명한 후에, VAML 알고리즘을 소개한다. 마지막으로, 가장 작은 RSSI 측정치에 대한 우도를 배제하는 S-VAML 알고리즘을 제안하고 기존의 VAML 알고리즘과 위치인식 성능을 비교하여 평가한다.

고려하는 시스템은 실내 공간을 2차원 평면에서 상하, 좌우로 1m의 간격을 갖는 격자점(i 행 j 열의 격자점= (i, j))들로 정의하며, 참조노드는 WiFi AP로, 참조노드 4개(R_1, R_2, R_3, R_4)를 활용하는 시나리오를 가정하였다. 참조노드의 배치는 그림 1과 같으며, 센서노드는 임의의 격자점에 위치하여 각각의 참조노드로부터 m 개의 RSSI 표본을 수집하고 표본평균을 계산하여 위치인식에 활용한다. 즉, 센서노드가 획득하는 측정값

을 $p = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [p_{1,t=i}, p_{2,t=i}, p_{3,t=i}, p_{4,t=i}] = [p_1, p_2, p_3, p_4]$ 로 나타내며, p_k 는 k 번째 참조노드 R_k 의 신호에 대한 RSSI의 표본평균이다.

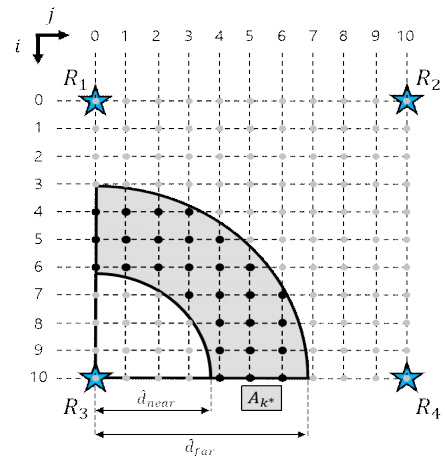


그림 1. 2차원 실내 공간(10m×10m)에서 위치를 정의하는 격자점들과 참조노드 배치, $\max\{p_k\}$ 로부터 계산한 추정 거리의 구간 $[d_{near}, d_{far}]$ 과 유효영역 A_{k^*} 의 예시 ($k^* = \arg\max\{p_k\} = 3$ 인 경우)

WiFi AP로부터 수신한 신호의 경로손실 모델은 실내 환경에서 실증적 방법으로 파라미터값을 튜닝한 Hata-Okumura 모델[4]을 활용한다. 신호의 전파거리 d , 장애물에 의한 영향을 나타내는 척도 n , 송신전력 P_{TX} , 수신전력 P_{RX} , 송신 안테나 이득 G_{TX} , 수신 안테나 이득 G_{RX} , 표준편차 α 를 갖는 Gaussian noise X_n , 신호의 파장 길이 λ (802.11b 채널의 중심 주파수 2442 MHz로부터 계산)의 관계를 설명하는 수식은 다음과 같다.

$$\log d = \frac{1}{10n} (P_{TX} - P_{RX} + G_{TX} + G_{RX} - X_n + 20 \log \lambda - 20 \log(4\pi)). \quad (1)$$

식 (1)에서 $n=3.5$, $G_{TX} = G_{RX} = 2.5$ dB, $\lambda = 0.12$ m 로 설정하였다[4]. 이를 정리하면 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$d = 10^{\frac{1}{35} (P_{TX} - P_{RX} - X_n - 35.4)}. \quad (2)$$

VAML 알고리즘의 위치추정 원리는 다음과 같다. 데이터베이스에는

각각의 격자점에서 사전 측정된 100개의 RSSI 값의 평균 $\bar{p}_k(i,j)$ 와 표준편차 $s_k(i,j)$ 가 저장되어 있음을 가정하며, (i,j) 에 대해 저장된 RSSI 값의 분포가 $N(\bar{p}_k(i,j), s_k^2(i,j))$ 의 정규분포를 따른다고 가정하므로, 센서노드가 R_k 로부터 측정된 RSSI값의 표본평균인 p_k 가 (i,j) 에서 측정되었을 우도 $f(p_k|i,j)$ 는 $N(\bar{p}_k(i,j), \frac{s_k^2(i,j)}{m})$ 의 확률밀도함수의 값이다. $p = [p_1, p_2, p_3, p_4]$ 를 구성하는 모든 확률변수 p_1, p_2, p_3, p_4 가 서로 독립이므로, p 가 (i,j) 에서 측정되었을 우도는 모든 $k(1 \leq k \leq 4)$ 에 대한 확률밀도함수의 값들을 곱하여 로그를 취한 log likelihood로 나타낼 수 있다. 이를 $L(p,i,j)$ 로 정의하면 다음과 같다.

$$L(p,i,j) = \log(f(p_1, p_2, p_3, p_4|i,j)) = \sum_{k=1}^4 \log(f(p_k|i,j)). \quad (3)$$

센서노드의 측정값 $p = [p_1, p_2, p_3, p_4]$ 가 주어지면, VAML 알고리즘은 $\arg \max_{(i,j)} \{L(p,i,j)\}$ 를 센서노드의 추정위치로 결정하되, 전체 격자점들 중 유효영역 A_{k^*} 에 속하는 격자점들끼리만 $L(p,i,j)$ 를 비교한다. 즉, VAML 알고리즘의 추정위치는 $\arg \max_{(i,j) \in A_{k^*}} \{L(p,i,j)\}$ 이다. 여기서 $k^* = \arg \max_k \{p_k\}$ 이고, 유효영역 A_{k^*} 의 정의는, 그림 1과 같이, 실내 공간에서 R_{k^*} 로부터의 거리가 실수 구간 $[\hat{d}_{near}, \hat{d}_{far}]$ 에 속하는 영역이며, 구간의 양 끝값 \hat{d}_{near} 와 \hat{d}_{far} 는 p_{k^*} 와 식 (2)를 통해 계산할 수 있다.

$$\hat{d}_{near} = 10^{\frac{1}{35}(P_{TX} - p_{k^*} - 35.4 - c s_{k(i,j)})}, \quad \hat{d}_{far} = 10^{\frac{1}{35}(P_{TX} - p_{k^*} - 35.4 + c s_{k(i,j)})}.$$

본 논문에서 고려하는, 센서노드가 동일한 위치에서 충분한 수의 RSSI 표본을 수집할 수 없는 환경에서는 센서노드가 측정된 p 에 존재하는 오차가 상대적으로 크다. 이러한 환경에서 가장 작은 RSSI 값이 측정된 참조노드로부터의 측정값에 존재하는 오차가 VAML 알고리즘의 추정위치 정확도 저하의 주된 요인이라는 가설을 세워, $\arg \min_k \{p_k\}$ 에 해당하는 참조노드로부터의 측정치를 식 (3)의 우도 계산과정에서 배제하는 방식의 S-VAML 알고리즘을 제안한다. S-VAML 알고리즘은 A_{k^*} 에 속하는 격자점들에 대한 우도 $L_{selective}(p,i,j)$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$L_{selective}(p,i,j) = \sum_{k \neq \arg \min_k \{p_k\}} \log(f(p_k|i,j)). \quad (4)$$

그림 2(a)와 그림 2(b)는 p_k 를 구성하는 표본의 수 m 이 작은 환경에 대한 VAML 알고리즘과 S-VAML 알고리즘의 시뮬레이션 결과를 나타낸 그래프들이다. 시뮬레이션은 30m×30m의 공간에 31행×31열로 정의되는 961개의 격자점에서 한 번씩 추정위치의 오차를 집계하도록 설계하였으며, VAML 알고리즘과 S-VAML 알고리즘 모두 m 의 값을 1, 2, 3으로 설정한 수행 결과가 구분되도록 나타내었다. 그림 2(a)는 S-VAML 알고리즘의 root mean square error(RMSE)가 더 크게 나타났음을 보인다.

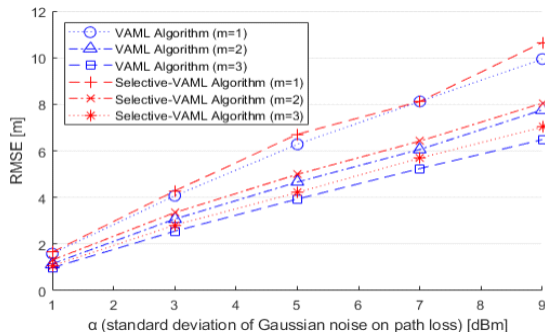


그림 2(a) VAML 알고리즘과 S-VAML 알고리즘의 RMSE 비교

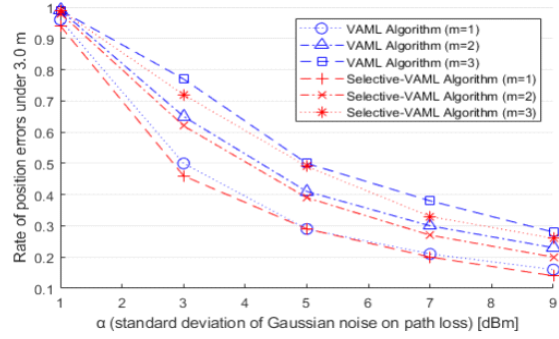


그림 2(b) VAML 알고리즘과 S-VAML 알고리즘의 추정위치 오차가 3.0m 이하인 격자점 비율 비교

그림 2(b)는 3.0m 이하의 오차가 발생한 격자점(테스트 케이스)의 비율에서 VAML 알고리즘의 성능이 더욱 우수함을 보인다. 이러한 일관적인 성능 차이로부터, 가장 작은 RSSI 측정치에 존재하는 오차가 VAML 알고리즘의 성능저하에 대한 주된 요인이라는 가설이 틀렸음을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 RSSI 핑거프린팅 기반의 위치인식 시스템이 운용되는 다양한 환경 중, 센서노드가 동일한 위치에서 충분히 많은 수의 RSSI 표본을 측정할 수 없는 환경에서 가장 작은 RSSI 측정치를 우도 계산 시 배제하는 S-VAML 알고리즘과 기존 VAML 알고리즘의 시뮬레이션 결과를 비교 및 평가하여, VAML 알고리즘이 S-VAML 알고리즘에 비해 우수한 위치인식 성능을 보인 원인은 가장 작은 RSSI 측정치에 존재하는 오차가 VAML 알고리즘의 추정위치 정확도 저하의 주된 요인이 아니기 때문임을 제시하였다. 이러한 연구결과는 이동성이 있는 센서노드의 실내 위치인식 및 트래킹 문제를 연구하는 데 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문(저서)은 교육부 및 한국연구재단의 4단계 BK21 사업(경북대학교 컴퓨터학부 지능융합 소프트웨어 교육연구단)으로 지원된 연구임(4120240214871). 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성사업의 연구결과로 수행되었음. (IITP-2024-RS-2022-00156389)

참고 문헌

- [1] P. S. Farahsari, A. Farahzadi, J. Rezazadeh and A. Bagheri, "A Survey on Indoor Positioning Systems for IoT-Based Applications," IEEE Internet of Things Journal, vol. 9, no. 10, pp. 7680-7699, May 2022.
- [2] C. Zhou, J. Liu, M. Sheng, Y. Zheng and J. Li, "Exploiting Fingerprint Correlation for Fingerprint-Based Indoor Localization: A Deep Learning Based Approach," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 70, no. 6, pp. 5762-5774, Jun. 2021.
- [3] J. Bae and H. Baek, "RSSI Fingerprinting-Based Indoor Localization Algorithm Using an Interval of Estimated Distance," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 49, no. 4, pp. 590-600, Apr. 2024.
- [4] A. Bose and C. H. Foh, "A practical path loss model for indoor WiFi positioning enhancement," 2007 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing, pp. 1-5, Singapore, Dec. 2007.