

크래머-라오 하한을 이용한 Differential Fingerprint 실내 측위 성능 분석

문지선, 김선우

한양대학교 융합전자공학과

{jiseonmoon, remero}@hanyang.ac.kr

Analysis on Differential Fingerprint Indoor Localization Performance through Cramér-Rao Lower Bound

Jiseon Moon and Sunwoo Kim

Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 MDF(mean differential fingerprint)의 측위 성능 분석을 위해 사용자 추정 위치의 크래머-라오 하한(Cramér-Rao lower bound, CRLB)을 유도한다. 크래머-라오 하한 유도를 위한 피셔 정보 행렬(Fisher information matrix, FIM)을 통해 측위 성능에 영향을 주는 요소를 확인한다. 실내 측위 환경을 모사한 시뮬레이션을 통해 실내 측위 환경 및 구성에 따른 크래머-라오 하한을 SSD(signal strength difference)와 RSS(received signal strength) 핑거프린트 기법과 비교하여 제시한다.

I. 서론

최근 위치 기반 서비스 시장이 확대 되면서 실내외 측위 기법 연구가 진행되고 있다. 실외에서는 GPS(global positioning system)를 활용한 측위 기술을 보편적으로 이용하지만, 실내에서는 GPS 신호를 수신할 수 없기 때문에, Wi-Fi 또는 블루투스나 같은 무선 신호를 활용한 측위 기법이 제안되어 왔다[1]. 본 논문은 MDF(mean differential fingerprint) 기법의 크래머-라오 하한(Cramér-Rao lower bound, CRLB)을 통해 측위 성능을 분석한다. 또한, 실내 측위 환경을 모사한 시뮬레이션을 통해 실내 측위 환경에 따른 측위 성능을 differential fingerprint 기법의 일종인 SSD(signal strength difference)[2]와 RSS(received signal strength) 핑거프린트[3] 기법과 비교하여 제시한다.

II. Mean differential fingerprint의 크래머-라오 하한

사용자의 단말은 실내 측위 공간에 존재하는 n 개의 Wi-Fi AP(access point)로부터 Wi-Fi 신호를 수신하며, 기준점(reference point) $\mathbf{l}_i = [x_i, y_i]$ 에서 $[\alpha_j, \beta_j]$ 에 위치한 j 번째 AP로부터 수신한 신호 세기(RSS)는 다음과 같다.

$$r_{i,j} = A - 10\beta \log(d_{i,j}) + X_j, \quad (1)$$

A 는 단말 특성을 나타내는 상수, $d_{i,j}$ 는 사용자와 AP 사이의 거리, β 는 경로 손실 지수, $X_j \sim (0, \sigma_j^2)$ 는 RSS 측정치의 잡음이다.

단말이 \mathbf{l}_i 에서 수집한 RSS 핑거프린트 $\mathbf{r}_i = [r_{i,1}, r_{i,2}, \dots, r_{i,n}]^T$ 로부터 MDF 핑거프린트는 모든 AP로부터 수신한 RSS의 평균을 각 RSS로부터 제하여 생성하며, 기준점 \mathbf{l}_i 로부터 수집한 MDF 핑거프린트 $\bar{\mathbf{r}}_i$ 는 다음과 같다[4].

$$\bar{\mathbf{r}}_i = [\bar{r}_{i,1}, \bar{r}_{i,2}, \dots, \bar{r}_{i,n}]^T, \quad \bar{r}_{i,j} = r_{i,j} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_{i,k}, \quad (2)$$

사용자의 단말이 기준점 \mathbf{l}_i 에서 j 번째 AP로부터 수신하는 RSS는 $Z_{r_{i,j}} \sim N(\mu_{i,j}, \sigma_{i,j}^2)$ 의 정규 분포로 나타내며, MDF는 다음과 같은 분포를 따른다.

$$Z_{\bar{\mathbf{r}}_i | \mathbf{l}_i} \sim N(\mu_{i,j} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mu_{i,k}, \sigma_{i,j}^2 + \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sigma_{i,k}^2), \quad (3)$$

크래머-라오 하한은 추정치 공분산의 이론적 하한으로서, 추정치의 성능을 나타내는 지표이다[5].

$$\text{var}(\hat{\mathbf{l}}) \geq \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{l}), \quad (4)$$

$\hat{\mathbf{l}} = [\hat{x}, \hat{y}]^T$ 는 사용자 추정 위치이며, $\mathbf{J}(\mathbf{l})$ 는 피셔 정보 행렬(Fisher information matrix, FIM)로 다음과 같다.

$$\mathbf{J}(\mathbf{l}) = -E \left\{ \frac{\partial^2 \ln f(\bar{\mathbf{r}} | \mathbf{l})}{\partial \mathbf{l}^2} \right\}, \quad (5)$$

$$f(\bar{\mathbf{r}} | \mathbf{l}_i) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} \tilde{\sigma}_{i,j}} \frac{10}{\ln 10} \frac{\tilde{r}_i}{r_{i,j}} \times \exp \left\{ -\frac{\left(10 \log \frac{r_{i,j}}{\tilde{r}_i} + 10 \beta \log \frac{d_{i,j}}{\tilde{d}_i} \right)^2}{2 \tilde{\sigma}_{i,j}^2} \right\}, \quad (6)$$

$\tilde{\sigma}_{i,j}^2 = \sigma_{i,j}^2 + (1/n^2) \sum_{k=1}^n \sigma_{i,k}^2$ 는 MDF 측정치의 분산, $\tilde{r}_i = \sum_{k=1}^n r_{i,k}$ 는 모든

AP로부터 수신한 RSS의 평균, $\tilde{d}_i = \prod_{k=1}^n d_{i,k}^{(1/n)}$ 이다. 피셔 정보 행렬과 해당 행렬의 원소는 다음과 같다.

$$\mathbf{J}(\mathbf{l}) = \begin{bmatrix} J_{xx}(\mathbf{l}) & J_{xy}(\mathbf{l}) \\ J_{yx}(\mathbf{l}) & J_{yy}(\mathbf{l}) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$J_{xx}(\mathbf{l}) = \rho \sum_{j=1}^n \left[\Phi_j - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Phi_k \right]^2, \quad (8)$$

$$J_{xy}(\mathbf{l}) = J_{yx}(\mathbf{l}) = \rho \sum_{j=1}^n \left[\Phi_j - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Phi_k \right] \left[\Psi_j - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Psi_k \right], \quad (9)$$

$$J_{yy}(\mathbf{l}) = \rho \sum_{j=1}^n \left[\Psi_j - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Psi_k \right]^2, \quad (10)$$

$\rho = (10\beta/\tilde{\sigma} \ln 10)^2$, $\Phi_j = (x - \alpha_j)/d_j^2$, $\Psi_j = (y - \beta_j)/d_j^2$ 이다. 피셔 정보 행렬을 구성하는 원소를 통해 핑거프린트 실내 측위 성능은 AP의 개수, 전파 환경과 관련된 파라미터 σ , β 에 의해 결정됨을 알 수 있다.

III. 시뮬레이션 환경 및 결과

크래머-라오 하한을 통해 MDF 핑거프린트 기법의 성능을 검증하기 위해 그림 1과 같이 16개의 AP와 9개의 기준점이 존재하는 실내 측위

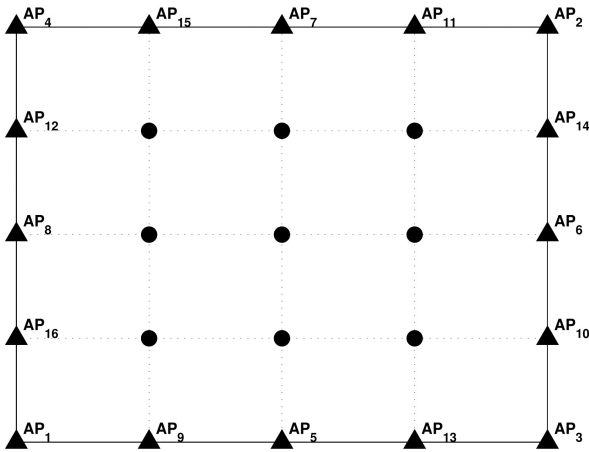


그림 1. Access points 및 reference points 배치

환경을 가정하며, MDF 핑거프린트의 크래머-라오 하한을 SSD, RSS 핑거프린트와 비교하여 제시한다. 크래머-라오 하한은 사용자가 각 기준점에 위치하였을 때의 크래머-라오 하한의 평균으로 나타낸다. 실내 측위 환경을 구성하는 AP의 개수, 전파 환경과 관련된 파라미터 σ , β 에 따른 성능 변화를 확인하기 위한 시뮬레이션 파라미터는 표 1과 같다. 실험 1은 AP의 개수를 그림 1에 표시된 AP 인덱스 순으로 3개부터 16개까지 순차적으로 증가시키는 상황을 가정하여, AP 개수에 따른 측위 성능을 확인한다. 실험 2는 AP로부터 수신한 RSS의 분산을 0.1부터 1까지 0.1의 간격으로 변화시키므로써 RSS의 분산에 따른 성능을 확인한다. 이 때, 각 AP로부터 수신한 RSS 측정치의 분산은 동일하다고 가정한다. 실험 3은 경로 손실 지수를 3부터 16까지 1의 간격으로 변화시키며, 전파 환경에 따른 측위 성능을 확인한다. 동일한 환경에서의 시뮬레이션을 위해 AP 간의 간격은 5m로 고정한다.

그림 2는 실내 측위 환경을 구성하는 요소에 따른 크래머-라오 하한을 나타낸다. 실내 측위 환경에 존재하는 AP의 개수가 많아질수록 사용자의 단말이 AP로부터 수집하는 RSS 측정치의 개수가 많아지므로 크래머-라오 하한은 감소한다. 각 AP로부터 수신한 RSS의 분산이 감소할수록, 크래머-라오 하한은 감소하며 측위 성능이 향상된다. 또한, 경로 손실 지수가 커질수록 크래머-라오 하한은 감소하며, 이는 경로 손실 지수가 작은 실외 환경보다 비교적 큰 경로 손실 지수를 가지는 실내 환경에서 핑거프린팅 기법의 성능이 정확함을 의미한다.

세 실험 결과에서 MDF 핑거프린트가 SSD 핑거프린트보다 성능이 우수한 성능을 보인다. 이는 SSD 핑거프린트 기법은 reference AP을 선정함으로써 RSS 측정치의 차원이 줄어들기 때문이다. 또한, RSS 핑거프린트는 두 differential fingerprint 기법보다 좋은 성능을 보인다. 이는 두 differential fingerprint 기법이 수집한 RSS 핑거프린트를 가공함으로써 분산이 증가하여 크래머-라오 하한이 증가하기 때문이다.

표 1. 시뮬레이션 파라미터

매개변수	값		
	실험 1	실험 2	실험 3
AP 개수	varying	16	16
σ [dBm]	3	varying	3
β	3.3	3.3	varying

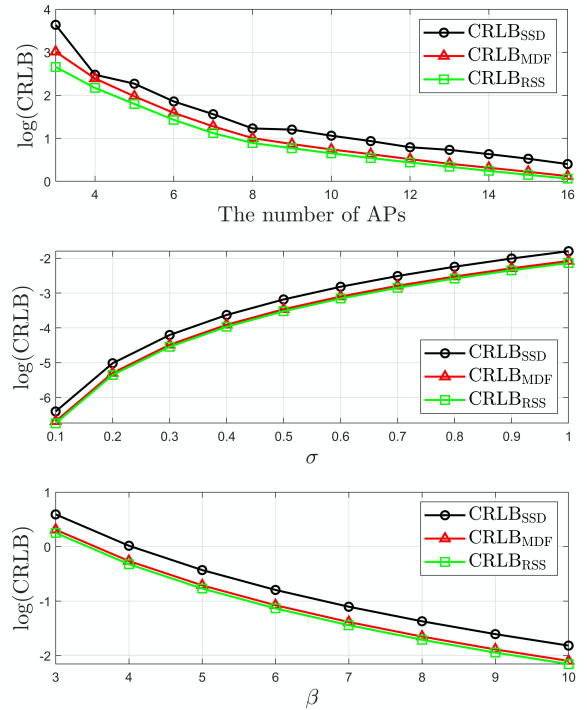


그림 2. 실내 측위 환경 구성 요소에 따른 크래머-라오 하한

IV. 결론

본 논문에서는 크래머-라오 하한을 통해 핑거프린트 기반 실내 측위 기법의 성능을 분석하였다. MDF 핑거프린트의 결합확률분포로부터 크래머-라오 하한을 유도하고, 피쳐 정보 행렬로부터 실내 측위 성능에 영향을 미치는 요소를 확인하였다. 또한, 실내 측위 시뮬레이션을 통해 실내 측위 환경 구성 요소와 측위 성능과의 관계를 SSD, RSS 핑거프린트와 비교하여 제시하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(소방청)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2019-0-01325, 재난현장 무선통신 추적기반 요구조사 및 소방관 위치정보시스템 개발).

참고 문헌

- [1] C. Laoudias *et al.*, "A Survey of Enabling Technologies for Network Localization, Tracking, and Navigation," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 20, no. 4, pp. 3607-3644, Jul. 2018.
- [2] A. K. M. Mahtab Hossain *et al.*, "SSD: A Robust RF Location Fingerprint Addressing Mobile Devices Heterogeneity," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 12, no. 1, pp. 65-77, Jan. 2013.
- [3] N. Patwari *et al.*, "Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, no. 4, pp. 54-69, Jul. 2005.
- [4] C. Laoudias *et al.*, "Differential signal strength fingerprinting revisited," in *Proc. Int. Conf. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Busan, Korea, pp. 30-37, Oct. 2014.
- [5] Y. Bar-Shalom *et al.*, *Estimation with applications to tracking and navigation: theory algorithms and software*. John Wiley & Sons, 2004.