

A Positioning DB Generation Algorithm Applying Generative Adversarial Learning Method of Wireless Communication Signals

Myungin Ji[†], Juil Jeon, Youngsu Cho

Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon 34129, Korea

ABSTRACT

A technology for calculating the position of a device is very important for users who receive positioning services, regardless of various indoor/outdoor or with/without any positioning infrastructure existence environments. One of the positioning resources widely used at present, LTE, is a typical infrastructure that can overcome the space limitation, however its positioning method based on the position of the LTE base station has low accuracy. A method of constructing a radio wave map of an LTE signal has been proposed as a method for overcoming the accuracy, but it takes a lot of time and cost to perform high-density collection in a wide area. In this paper, we describe a method of creating a high-density DB for the entire region by using vehicle-based partial collection data. To create a positioning database, we applied the idea of Generative Adversarial Network (GAN), which has recently been in the spotlight in the field of deep learning, and learned the collected data. Then, a virtually generated map which having the smallest error from the actual data is selected as the optimum DB. We verified the effectiveness of the positioning DB generation algorithm using the positioning data obtained from un-collected area.

Keywords: LTE-based localization, positioning DB generation, generative adversarial network

1. INTRODUCTION

스마트폰에 내장된 GPS/Wi-Fi를 이용하여 위치기반 서비스를 제공하는 것은 이제 우리 생활에 보편적인 일이 되었다. GPS와 이동통신망을 이용하여 교통량이 적은 경로로 길안내를 받는 것은 물론, Wi-Fi 측위DB와 연계하여 실내에서 촬영한 사진에도 위경도 좌표를 부여할 수 있게 되었다. 이와 같이, GPS 신호 수신 이 원활한 곳에서는 GPS를, 신호 수신 이 원활하지 않은 곳에서는 Wi-Fi를 이용한 측위 기술이 더 나은 결과를 일반적으로 도출하는데, GPS/Wi-Fi 음영지역에서는 위치결정(Position Fix)이 어려운 문제가 발생한다.

이에 비해, LTE 등의 이동통신망을 이용한 측위 기술은 음영 지역이 거의 존재하지 않는 장점이 있으나, 이를 이용한 대표적

인 방법인 기지국 기반 측위 방법으로는 달성할 수 있는 측위 정확도가 비교적 낮고 대중적으로 사용할 수 있는 기지국 위치정보가 적어 이를 개선하기 위한 연구가 이루어지고 있다 (Cho & Kang 2019). 고정밀 Wi-Fi 기반 측위 방법과 같이 기지국 신호의 전파지도를 구축한 후 패턴의 유사도를 측위에 활용하는 방법도 제안되었으나 광역에 대해 고정밀 전파지도를 구축하는 것은 시간과 비용이 매우 크다.

본 논문에서는 이러한 기술적/현실적 한계를 극복하기 위해 최근 각광받고 있는 심층학습 기반 알고리즘을 활용하여 일부 지역에서 수집한 데이터를 학습하고 미 수집지역의 전파지도를 예측한 후 최적의 전파지도를 측위DB로 생성하는 방법에 관해 기술한다. 이를 위해, 생성적 적대 신경망의 기본 아이디어를 접목하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)에 대해 간략히 살펴보고, 3장에서는 이를 측위DB 생성에 활용하는 방법을 기술한다. 4장에서는 생성된 측위DB를 이용한 성능 검증 결과를 살펴보고, 5장에서는 결론을 맺는다.

Received Aug 11, 2020 Revised Aug 31, 2020 Accepted Sep 01, 2020

[†]Corresponding Author

E-mail: myungin@etri.re.kr

Tel: +82-42-860-1354 Fax: +82-42-860-6796

Myungin Ji <https://orcid.org/0000-0003-3868-7197>

Juil Jeon <https://orcid.org/0000-0002-2749-3226>

Youngsu Cho <https://orcid.org/0000-0002-6950-3971>

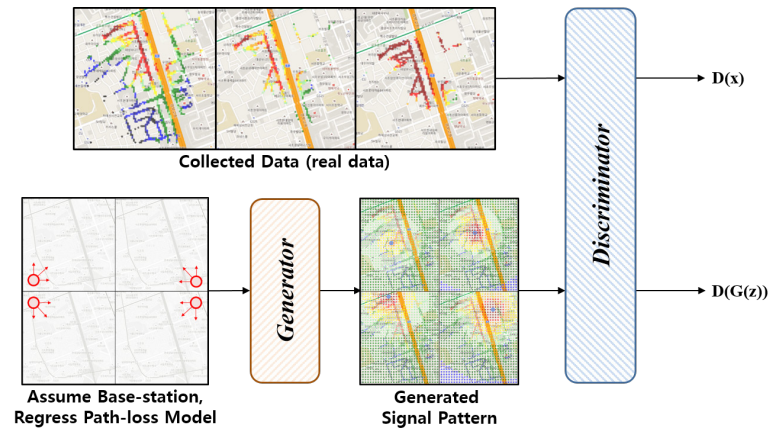


Fig. 1. Positioning DB generation model applying generative adversarial network.

2. BACKGROUND: GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK

최근 심층신경망(Deep Neural Network)에 기반한 다양한 딥러닝 알고리즘(Convolutional Neural Network, Recurrent Neural Network)으로 하여금 기존의 데이터 분류, 예측, 인식 성능의 한계를 극복하는 연구가 활발하다. 이에 더불어 Goodfellow et al. (2014)은 기존 데이터를 학습하여 이와 유사한 새로운 데이터를 생성 또는 기존 데이터를 변환할 수 있는 생성적 적대 신경망을 제안하였다.

생성적 적대 신경망은 가상 데이터를 생성하는 G 신경망(Generator)과 가상 데이터가 실제 데이터인지 생성된 데이터인지를 판단하는 D 신경망(Discriminator)으로 구성된다. D 신경망은 G 신경망에서 생성한 데이터를 판단하기 위해 실제 데이터를 학습하고, G 신경망에서는 특정 분포를 갖는 임의의 값을 이용하여 가상의 데이터를 생성한다. 두 신경망은 loss function의 오차를 최소화하는 과정에서 D 신경망의 결과를 최대화하고 G 신경망의 결과를 최소화하도록 서로 경쟁하며 발전한다. 다음 수식은 G, D 신경망의 결과가 각각 최소화/최대화되는 최적 지점을 찾아가도록 한다 (Jin 2018).

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))]$$

즉, D 신경망의 경우 실제 데이터 x 가 입력된 경우 $D(x)$ 에서 1을, 가상 데이터 x 에 대해서는 0을 출력하도록 구성되고, G 신경망에서 생성한 데이터를 D 신경망에 입력했을 때 $D(G(z))$ 의 결과가 1에 가깝도록 구성한다.

Fig. 1은 생성적 적대 신경망을 활용하여 측위DB를 생성하기 위한 개략적인 모델을 나타낸 것이다. 수집데이터는 참값을 갖는 데이터이므로 D 신경망에서 학습하고, G 신경망에서는 임의의 기지국 위치를 가정(z) 한 후 해당 위치와 수집데이터를 이용하여 산출한 전파감쇠모델을 전 지역에 적용했을 때 획득가능한 수신신호세기 지도($G(z)$)를 생성한다. 이 가상 데이터를 D 신경망에 입력했을 때 최대 $D(x)$ 값을 갖는 $G(z)$ 가 생성될 때까지 기지국 위치 가정 및 가상 데이터 생성 과정을 반복한다.

3. POSITIONING DB GENERATION ALGORITHM

일부지역을 수집한 데이터를 이용하여 전 지역 측위DB를 생성하기 위해 본 논문에서는 다음의 순서에 따라 처리하였다.

- ① 차량을 이용한 LTE 정보 수집
- ② 수집지점 격자화 및 LTE 기지국 별 수집데이터 통계처리
- ③ 기지국 별 전역 수신신호세기 예측
 - A. 임의지점에 기지국 위치 가정 및 수집데이터 기반 경로 손실 모델 추정
 - B. 추정된 경로손실 모델을 적용한 전역 수신신호세기 예측
 - C. 수집데이터와 예측 데이터 간 오차 분석
 - D. A~C 과정을 반복하여 최소 오차를 갖는 예측 데이터 저장
- ④ 기지국 별 측위DB 생성

본 장에서는 위 처리 과정 중 ①~③ 항목에 대해 3.1~3.3절에서 자세히 기술한다.

3.1 LTE Signal Collection by War-driving

LTE 네트워크에서 수신신호세기(Reference Signal Received Power, RSRP) 정보를 활용한 측위방법은 고정밀/광역 DB가 구축되어 있는 경우 이동통신망 기반 측위방법 중 비교적 높은 정밀도 기대할 수 있는 방법이다. DB에는 위경도 좌표로 구성된 참조위치 별 기지국 정보(Physical Cell Identity, PCI)와 해당 기지국에서 수신가능한 신호의 세기가 기록된다. 특정 지역에 대한 고정밀 측위DB를 구축하기 위해 먼저 일부 지역에 대한 수집을 선행한다. 이 때, 차량에 GPS와 LTE 관련 모듈을 설치하여 일반적인 차량수집(War-driving)을 진행하며 수집하는 정보는 다음과 같다 (Wardriving 2020).

- ① 수집지점의 위경도 좌표
- ② 수집지점에서 획득한 무선통신 신호 정보 (기지국 고유 식별자, 채널 정보, 수신 신호세기 정보 등)

Fig. 2는 서울시 서초구 도심지역에서 차량기반 LTE 신호수집 후 저장된 수집지점의 일부를 지도에 나타낸 것이다.

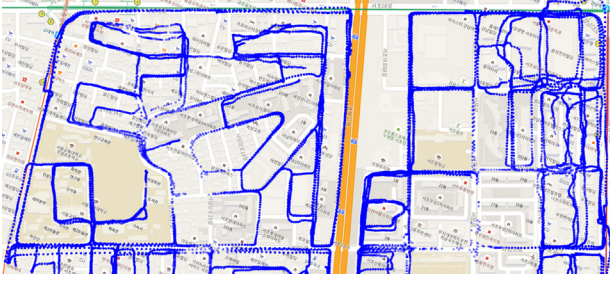


Fig. 2. Vehicle-based collection points in urban area.

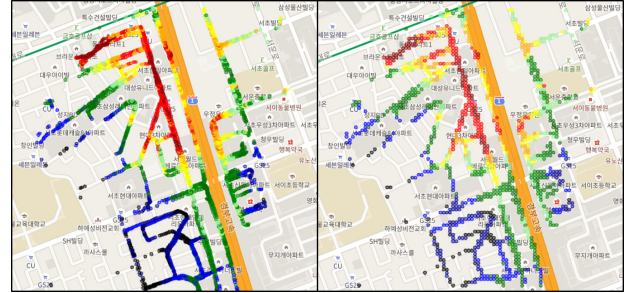


Fig. 3. Statistical processing comparison of collected data (before (left) / after (right)).

3.2 Collected Data Refinement

수집데이터는 기지국/채널별로 분류하여 로딩하고, 일정 격자 간격으로 대표 수집지점을 생성하여 통계처리를 진행한다. 동일 격자 내 수집데이터에 대해 수신신호 세기의 평균, 분산 등을 계산하여 해당 격자를 대표할 수 있는 값을 산출하고, 충분한 수집을 거쳐 산출한 값은 정규분포를 따르게 되어 DB구축 및 측위 시 일반적으로 사용한다 (Margolies et al. 2017). 이렇게 정제된 수집데이터는 해당 지점에 대해 재 추정된 신호세기 값의 정확도를 판단할 때 단순비교(차이의 절대값) 또는 확률비교(평균, 분산으로 계산한 값을 이용한 확률분포 값)에 사용된다.

Fig. 3은 특정 기지국/채널의 수집데이터에 대해 통계처리 전과 후를 비교한 것이다. 왼쪽 그림은 차량을 이용하여 특정 기지국에서 수신하는 신호의 세기를 수신한 결과이며, 오른쪽은 이의 통계처리 결과이다. Fig. 3에서 볼 수 있듯이, 전체적인 신호감쇠의 경향을 유지하면서도 일부지점에서 발생하는 RSRP 변동성을 완화하여 대표값을 산출하는 것을 볼 수 있다. 또한, 다음 절에서 소개할 최적 측위DB 선정을 위한 오차 계산 시 일정한 기준으로 판단하는 데에 유리하다.

3.3 Pseudo Reference Signal Generation and Optimal DB Selection

수집데이터 가공이 완료되면 해당 지역에 대한 측위DB를 구축한다. 측위DB를 구축한다는 것은 해당 지역에서 단말이 수신할 신호세기를 일정간격으로 예측하여 저장하는 것을 의미한다. 이를 위해 먼저 기지국의 위치를 임의로 설정하는데, 이 범위는 수집지점을 포함하여 기지국이 위치할 가능성이 있는 곳을 모두 포함한다.

가정한 기지국 위치를 기준으로 각 수집지점과의 거리($\tilde{d}$)를 계산하고, 통계 처리된 신호세기 정보를 조합하여 식 (1)과 같이 변환한다.

$$(\tilde{d}, \overline{RSRP}) \quad (1)$$

식 (1)의 정보를 이용하여 N차원 다항 회귀분석(Multinomial Regression)을 수행하면 가정한 기지국 위치에 대한 신호의 경로손실 모델(Pathloss Model)을 구할 수 있고, 이는 식 (2)로 나타낼 수 있다(Linear regression 2020).

$$\widehat{RSRP} = ad^n + bd^{n-1} + \dots + c \quad (2)$$

식 (2)을 활용하여 가정한 기지국 위치에서 전파가 도달할 수 있는 모든 곳에 대해 일정 격자간격으로 수신 신호세기를 추정한다. 추정하는 위치는 수집위치와 미수집위치를 모두 포함하며, 추정결과의 정확도를 판단할 때에는 실제 데이터와 가장 유사하도록 통계 처리된 수집데이터의 수집위치와 수신 신호세기만을 이용한다. 추정결과의 정확도는 식 (3)으로 산출한다.

$$EstimationError = \sum_1^N |\overline{RSRP} - \widehat{RSRP}| \quad (3)$$

위 과정을 기지국의 위치를 가정할 수 있는 모든 지점에 대해 수행하되, 추정오차(EstimationError)가 가장 작은 전파지도를 측위DB로 선택한다.

GAN에서 가상 데이터를 생성하는 G 신경망은 기지국의 위치를 가정하고 전파지도를 생성하는 과정에서, 생성한 데이터의 실제 데이터와의 유사도를 평가하는 것은 D신경망에 해당한다. 몬테카를로 알고리즘으로 기지국의 위치를 가정하는 방법 외에도 D신경망에서 출력하는 결과를 G신경망에 피드백하여 오차를 빠르게 줄일 수 있는 loss function 적용 및 기지국 위치 선정 알고리즘을 적용할 수 있다.

Fig. 4는 수집데이터 주변에 기지국의 위치를 가정하고 경로손실 모델을 구한 후, 일정 격자간격으로 RSRP 값을 추정한 것을 나타낸다. 가정한 기지국의 위치가 실제 위치와 차이가 클수록 계산한 경로손실 모델의 정확도가 낮아지고, 이에 따라 추정한 RSRP와 수집데이터의 RSRP 차이가 큰 것을 그림에서 볼 수 있다. 반면, 가정한 기지국의 위치가 실제 위치와 차이가 작을수록 계산한 경로손실 모델의 정확도가 높아지고, 추정한 RSRP가 수집데이터의 RSRP와 유사함을 볼 수 있다.

Fig. 5는 추정한 수신 신호세기 예측지도 중 수집데이터와 가장 오차가 적은 지도를 나타낸 것이다. 수집데이터와 유사도가 가장 높으므로 이를 최적 수신 신호세기 예측지도로 간주하고 측위DB로 사용한다.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

수신 신호세기가 실제 환경에 가깝게 추정되었는지를 검증하

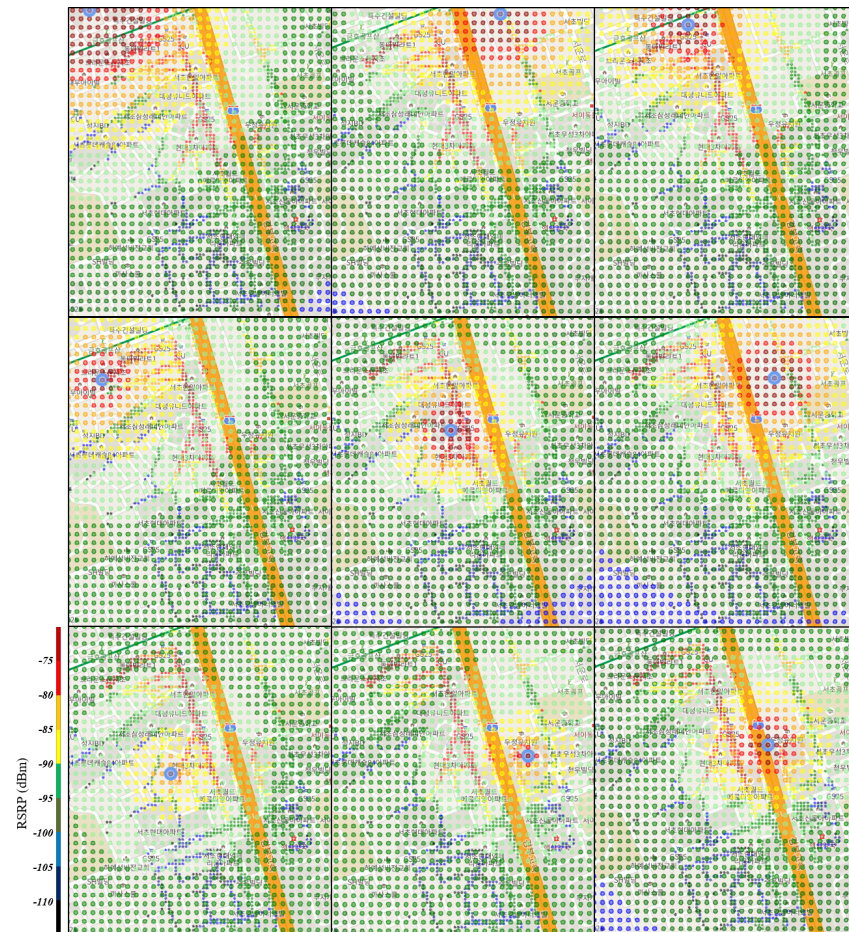


Fig. 4. Location of base station assumption (blue doughnut circle) and accompanying RSRP estimation map.

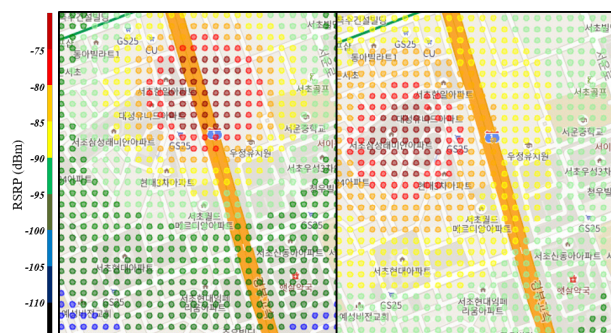


Fig. 5. Selected optimal RSRP map for base station (left: PCI #448, eARFCN #475 / right: PCI #448, eARFCN #1550).

기 위해 서비스 지역 내 특정지점에서 측위용 데이터를 수집하여 그 차이를 비교해보았다. 먼저, 이동통신사 LTE 신호를 수집하기 위해 Keysight사의 Nemo Outdoor 장비를 이용하여 차량수집을 실시하였고, 서울시 서초구 도심일부지역을 Fig. 2와 같이 수집하여 Fig. 5와 같이 DB를 생성하였다. 일반적으로 사용자가 위치인식을 요청하는 환경을 모사할 수 있도록 검증용 데이터는 DB 구축영역 내 특정지점에서 LG G7 단말을 이용하여 정적수집을 진행하였다.

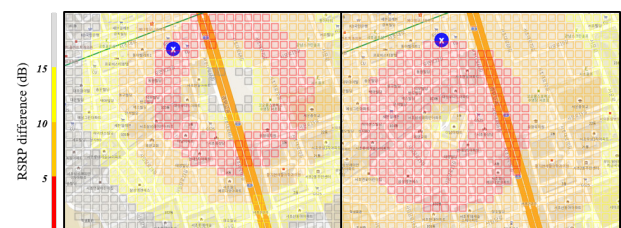


Fig. 6. RSRP comparison results at specific points within the service area (true position: blue circle with 'X' marker / left: PCI #448, eARFCN #475 / right: PCI #448, eARFCN #3743).

스마트폰 제조사와 모델에 따라 동시에 수집되는 기지국의 수에 다소 차이가 있으나 측위에 활용가능한 기지국 정보는 1개 이상 수신된다. 본 실험에서는 수집된 기지국 정보 중 PCI 448, eARFCN 475/1550에 한정하여 비교하였다.

Fig. 6은 동일지점(참 위치: 파란색 원)에서 동일한 스마트폰을 이용하여 동시에 수집된 2개의 기지국 정보에 대해 수신된 신호세기와 측위DB에 추정하여 기록된 신호세기와와의 차이를 그림으로 나타낸 것이다. 차이가 5 dB 이하인 경우 적색으로, 10 dB 이하인 경우 주황색으로, 15 dB 이하인 경우 노란색으로, 15 dB 이상인 경우 회색으로 표시하였고, 수신된 신호세기와 추정 신호세기의

차이가 작을수록 생성한 측위DB의 성능이 좋다.

RSRP 차이의 분석결과 두 기지국 정보 모두 추정 RSRP와 검증용 RSRP의 차이가 5 dB 이하인 것으로 나타나 추정 값이 실제 환경을 잘 반영함을 알 수 있다.

5. CONCLUSIONS

본 논문에서는 LTE 수신신호세기 정보를 이용하여 단말의 위치를 계산하기 위해, 차량을 이용한 일부 지역의 수신신호세기 정보 수집만으로 전역에 대한 측위DB를 추정하는 방법에 대해 살펴보았다. 측위DB 구축을 위해 최근 심층학습 분야에서 각광받고 있는 생성적 적대 신경망의 아이디어를 활용하였으며, 기지국 위치를 가정하고 전파모델 생성하여 해당 지역의 수신 신호세기 지도를 추정하는 과정을 통해 얻은 최적 측위DB를 도출하였다. 서비스 지역 내 특정 지점에서 얻은 데이터로 검증한 결과, 측위DB가 실제 환경과 유사하게 모사함을 확인하였다.

6. FUTURE WORKS

Fig. 3에서 볼 수 있듯이 실 환경에서의 수신 신호세기는 동심원이 아닌 지형지물, 기지국 안테나 방향 등 다양한 영향을 받게 된다. 따라서 추정 시에도 이러한 환경을 반영할 수 있도록 더욱 복잡한 모델을 사용할 필요성이 있다. 이에 향후에는 국지적인 학습을 통해서 수집데이터에 보다 과적합 할 수 있도록 알고리즘을 개선할 계획이다. 또한, 시험지점의 다양화를 통해 성능을 일반화하고, 나아가 측위시험 결과를 도출할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENTS

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (2019-0-01401, 긴급구조용 측위 품질 제고를 위한 GPS 음영 지역 내 다중신호패턴의 학습 기반 3차원 정밀측위 기술 개발).

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Myungin Ji contributed to the conceptualization of the idea, implemented the software and wrote the original draft of the manuscript. Juil Jeon assisted collecting data and verifying the algorithm. Youngsu Cho supervised the research and reviewed the manuscript as a project administrator. All authors discussed the proposed approach and results.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest

REFERENCES

- Cho, S. Y. & Kang, C. H. 2019, Positioning of Wireless Base Station using Location-Based RSRP Measurement, JPNT, 8, 183-192. <https://doi.org/10.11003/JPNT.2019.8.4.183>
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., et al. 2014, Generative Adversarial Nets, in Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems, Montreal, Canada, 8-13 Dec 2014.
- Jin, D. 2018, Overview of Generative Model, Generative Adversarial Networks, Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, 36, 18-24. <https://www.koreascience.or.kr/article/JAKO201811553400407.mp;sp=3291>
- Linear regression [Internet], cited 2020 Jul 29, available from: https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_regression
- Margolies, R., Becker, R., Byers, S., Deb, S., Jana, R., et al. 2017, Can You Find Me Now? Evaluation of Network-based Localization in a 4G LTE Network, in Proc. of IEEE International Conference on Computer Communications (InfoCom), Atlanta, GA, 1-4 May 2017. <https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2017.8057097>
- Wardriving [Internet], cited 2020 Jul 24, available from: <https://en.wikipedia.org/wiki/Wardriving>



Myungin Ji received his B.S. in Information and Computer Engineering from Ajou University in 2006. He received his M.S. in Electrical and Electronic Engineering from Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST) in 2009. He has been a member of senior researcher at intelligent positioning and navigation research section in Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI), Daejeon, South Korea, since 2009. His current research interests include indoor positioning technology and mobile programming.



Ju-il Jeon received the B.S and M.S. degree in information and communication engineering in 2009 from Chungbuk National University. He is currently researching at intelligent positioning and navigation research section in Korea Electronics and Telecommunications Research Institute. His research interests include video coding, image recognition, localization and Deep learning



Youngsu Cho received his B.S., M.S. degrees in department of Mechanical and Aerospace Engineering from Seoul National University, Republic of Korea in 2000, 2002, respectively. He is currently a Ph.D. candidate in Graduate School of Convergence Science and Technology (GSCST) at Seoul National University. He had worked as a full-time instructor in the department of Aerospace Engineering from Korea Air force Academy from 2002 to 2005 and has been a member of principal researcher at intelligent positioning and navigation research section in Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI), Republic of Korea, since 2005. Also he has been a member of Open Mobile Alliance (OMA) Location WG for positioning and its service protocol standardization since 2007. His current research interests include Wi-Fi and Sensor based hybrid positioning algorithm, filtering and the commercial-level Location Based Service platform development for providing high accuracy indoor positioning and emergency localization.