

# Analysis of Outdoor Positioning Results using Deep Learning Based LTE CSI-RS Data

Juil Jeon<sup>†</sup>, Myungin Ji, Youngsu Cho

Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon 34129, Korea

## ABSTRACT

Location-based services are used as core services in various fields. In particular, in the field of public services such as emergency rescue, accurate location estimation technology is very important. Recently, the technology of tracking the location of self-isolation subjects for COVID-19 has become a major issue. Therefore, location estimation technology using personal smart devices is being studied in various ways, and the most widely used method is to use GPS. Other representative methods are using Wi-Fi, Pedestrian Dead Reckoning (PDR), Bluetooth Low Energy (BLE) beacons, and LTE signals. In this paper, we introduced a positioning technology using deep learning based on LTE Channel State Information-Reference Signal (CSI-RS) data, and confirmed the possibility through an outdoor location estimation experiment using a commercial LTE signal.

**Keywords:** LBS, CSI-RS, deep learning

## 1. INTRODUCTION

위치를 기반으로 서비스는 현대 사회에서 가장 널리 활용되고 있는 서비스 중 하나이다. 특히 최근에는 정확한 위치 기반 서비스를 위해 수많은 장치들이 서로 유기적으로 연결되어 활용되고 있다. 차량의 자율 주행이나 큰 건물의 실내 내비게이션을 포함한 다양한 유형의 서비스는 실외 및 실내 환경에서 정확한 측위 정보를 필요로 하며 최근 몇 년간 지속적으로 연구되고 있다 (Ericsson White Paper 2011). Global Positioning System (GPS)와 같은 Global Navigation Satellite Systems (GNSS)는 비교적 정확한 위치 정보를 제공할 수 있지만, 일부 복잡한 도심이나 실내 환경에서는 GNSS 신호를 수신하기 어렵기 때문에 다른 인프라를 이용한 측위 기술이 필요하다.

사람을 대상으로 하는 위치 추정 기술은 사용자의 스마트 단말을 기반으로 무선 통신 인프라를 활용하는 방안 위주로 연구되어 왔다 (Gu et al. 2009). 주요 측위 기술 중 하나인 WiFi 기반 측

위를 수행하기 위해서 WiFi AP별 신호의 세기를 수집하여 신호 세기패턴 핑거프린트 데이터 베이스를 구축한다 (Vo & De 2016). 사용자는 자신의 단말을 이용하여 현재 위치의 WiFi 신호 세기 패턴을 수집한 후, 측위 데이터베이스와 비교하여 현재 위치를 추정할 수 있다. 또 다른 무선통신 인프라 중 하나인 셀룰러 신호 기반 위치추정 기술은 기지국이나 중계기 위치 또는 셀룰러 신호의 세기나 상태 등을 이용하여 사용자의 위치를 추정하는 기술이다 (del Peral-Rosado et al. 2018). 하지만 셀룰러 신호의 세기는 WiFi 신호 세기의 비해 변별력이 떨어져 주로 기지국이나 중계기의 위치를 기반으로 위치를 추정하기 때문에 셀룰러 서비스를 제공하는 통신사의 의존적이며, 측위 정확도 역시 높은 편은 아니다.

본 논문에서는 셀룰러 신호 데이터 중 하나인 LTE Channel State Information-Reference Signal (CSI-RS) 데이터를 이용하여, 위치를 추정하는 방법을 소개하고 실험을 통해 타당성을 검증한다 (Wu et al. 2013, Pecoraro et al. 2018). CSI-RS 데이터는 LTE 데이터를 송수신하는 무선 채널의 상태 정보를 확인하고, 왜곡을 보정하거나 복조에 활용하기 위한 일종의 참조신호이다. 이런 LTE CSI-RS 데이터는 수신하는 위치에 따라 채널 주파수 응답 크기의 변화를 보이는 특성을 가지고 있다. 그래서 이런 특성을 활용하여 채널 주파수 응답 크기 진폭맵을 그래프 이미지로 만들어, 딥러닝 기반의 이미지 분류 방법에 적용하여 측위를 수행하는 방법을 검증해 보고자 한다. 즉, 이미지화 한 수집데이터

Received Aug 13, 2020 Revised Aug 28, 2020 Accepted Aug 29, 2020

<sup>†</sup>Corresponding Author

E-mail: seventhday07@etri.re.kr

Tel: +82-42-860-3847 Fax: +82-42-860-6796

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

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

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

를 수집 위치 값으로 레이블링 한 후, 이미지 분류를 위한 딥러닝 학습모델을 이용하여 측위 DB 모델을 생성한다. 이렇게 생성된 측위 DB 모델에 사용자가 수집한 측위용 데이터의 그래프 이미지를 입력하면 딥러닝 기반 분류 알고리즘을 통해 보다 정확한 위치를 추정할 수 있다 (Wang et al. 2016, 2017).

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 LTE CSI-RS 데이터에 대하여 알아보고 어떻게 전처리 하여 딥러닝에 적용하는지 설명한다. 3장에서는 실험을 수행하는 환경과 실험 장비 그리고 실험 결과를 정리하고, 마지막으로 4장에서 결론을 내린다.

## 2. CSI-RS 데이터를 이용한 측위

### 2.1 CSI-RS

무선통신시스템에서 주고받는 데이터는 무선채널을 이용하기 때문에 무선 신호는 잡음 등의 영향으로 왜곡될 수 있다. 수신하는 쪽에서 왜곡된 신호를 보정하여 정확한 데이터를 받기 위해서는 채널 상태 정보를 이용한다. 채널 상태 정보를 검출하기 위하여 사용하는 신호를 참조신호(RS: reference signal) 라고 하는데, 송수신 측에서 함께 알고 있는 참조신호를 전송하고, 무선 채널을 통해 수신했을 때 왜곡된 정도를 계산하여 채널 상태 정보를 추정한다.

LTE 통신 시스템의 기지국에서는 CSI-RS라는 참조 신호를 전송하고, 수신 받은 단말기는 상기 CSI-RS를 이용하여 상기 기지국에게 보고할 CSI를 계산할 수 있다. LTE 통신 기지국은 CSI-RS 재사용 패턴을 Radio resource control (RRC) 메시지를 통해 긴 주기마다 단말에 전송한다. CSI-RS를 이용하여 단말은 Rank Indicator (RI), Channel Quality Indicator (CQI) 및 Precoding Matrix Indicator (PMI)를 추정하여 기지국에게 피드백(feedback)할 수 있다. 이러한 참조 신호를 이용하면 채널 상태 측정할 수 있을 뿐만 아니라, 변조 기법을 파악하여 복조 과정에 활용될 수 있다.

본 논문에서는 상용 LTE 신호를 수신한 후, 참조 신호를 이용하여 20 MHz 주파수 대역 내의 100개의 Resource Block (RB) 안에 1200개의 모든 서브캐리어(Subcarrier)에 대한 주파수 응답을 계산하였다. Fig. 1은 이런 모든 RB의 서브캐리어별 OFDM 심볼에 따른 주파수 응답의 진폭을 추정하여 그래프로 그린 것이다.

### 2.2 CSI-RS 데이터를 이용한 딥러닝 기반 측위 기술

수집 시간에 따라 OFDM 심볼마다 진폭 크기의 격차가 크게 변화하는 경우가 발생한다. 본 논문에서는 딥러닝 학습에 적합하도록 일정한 특성 패턴을 갖는 주파수 응답 진폭 그래프 이미지를 얻기 위해서 앞에서 추정된 주파수 응답의 진폭 그래프를 다음과 같이 전처리하였다. 총 144개의 OFDM 심볼들의 주파수 응답의 크기 값을 기준으로 중간 값을 갖는 OFDM 심볼만 선택하여 주파수 응답 진폭 그래프를 이용하였다. Fig. 2a는 1개의 안테나에서만 수신된 CSI-RS 진폭을 이미지화 한 것이고, Fig. 2b는 2개의 안테나를 이용하여 2X2 MIMO CSI-RS 진폭맵 이미지를 이

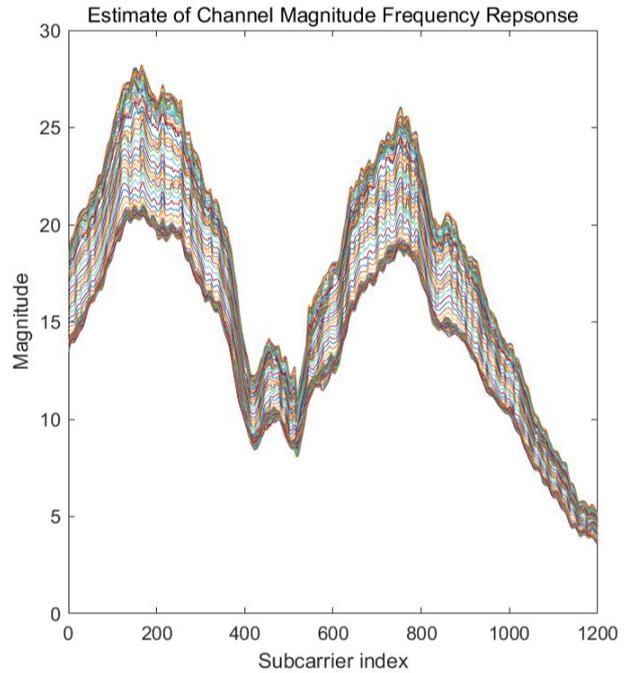


Fig. 1. Estimate of LTE CSI-RS channel magnitude frequency response.

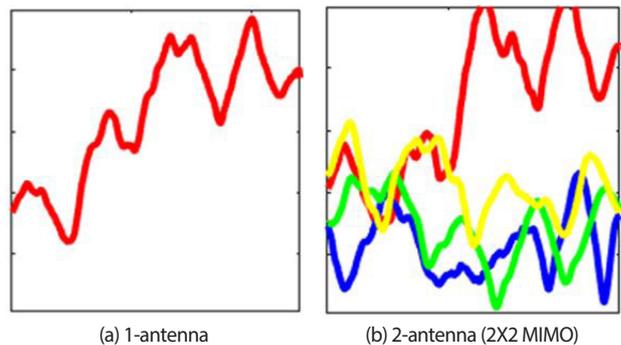


Fig. 2. Preprocessing image of LTE CSI-RS channel magnitude frequency response.

미지화 한 것이다.

단일 기지국의 다중안테나 무선신호 데이터를 이미지화 하여 다양한 특성을 이미지에 반영하여 딥러닝 학습 데이터로 활용한다면 단일 기지국 만으로도 위치를 식별하는데 있어 높은 측위 정확도를 가질 수 있다. 이렇게 생성된 이미지는 위치정보를 이용하여 레이블링 한 후에, 이미지 특성에 적합한 딥러닝 모델을 이용하여 측위 DB 모델을 생성한다.

무선신호 데이터는 주변 환경에따라 잡음이 섞여 있다. 그래서 기존 SIFT는 HOG와 같은 특징점(Feature) 기반의 이미지 매칭 기술로는 정밀한 측위를 수행하는데 한계가 있다. 하지만 딥러닝 알고리즘을 이용한다면 무선신호 데이터로 생성된 이미지의 일차원적 선의 형상, 색깔, 시간 누적된 패턴, 잡음 등의 요소들을 잘 구분하여 위치별로 그룹핑이 가능해서 추후 이미지 분류를 통한 정확한 측위가 가능하다.

본 논문에서는 대표적인 이미지 분류 딥러닝 기술중의 하나인 구글넷(Googlenet)을 이용하여 딥러닝 기반 측위 DB 모델을 생

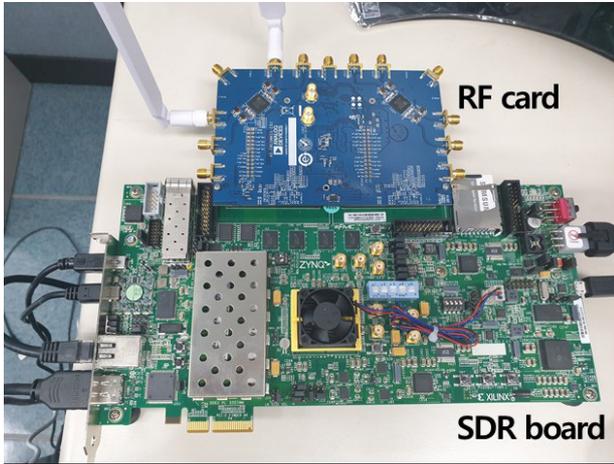


Fig. 3. Configuration of LTE CSI data collection device.



Fig. 4. Experimental data collection points.

성한 후 측위 실험을 수행하였다 (Szegedy et al. 2014).

### 3. 실험결과

현재 수행중인 긴급구조용 정밀측위 기술개발 사업에서 실증 사이트 내 LTE 기반 측위 정확도의 최종목표는 50 m이다. 이번 실험을 통해 LTE CSI-RS 데이터가 측위에 사용하기 적합한 데이터인지 특성을 파악하고, LTE CSI-RS 데이터 기반 딥러닝 측위 기술이 실외에서 어느 정도의 측위 성능을 보여주며, 추후 연구를 진행하여 수행하고 있는 과제의 목표에 부합하는 결과를 낼 수 있는지 가능성을 분석하였다.

#### 3.1 LTE CSI-RS 데이터 수집장치 구성 및 실험 방법

실험을 수행하기 위해 상용 LTE CSI-RS 데이터 수신 장치는 Fig. 3과 같이 구성하였다.

Xilinx Zynq 7000 임베디드 보드에 Analog Devices 사의 RF 카드를 부착하고 수신용 LTE 안테나 2개를 연결한 후, 노트북의 MATLAB 과 연동하여 LTE CSI-RS 데이터를 수집하였다.

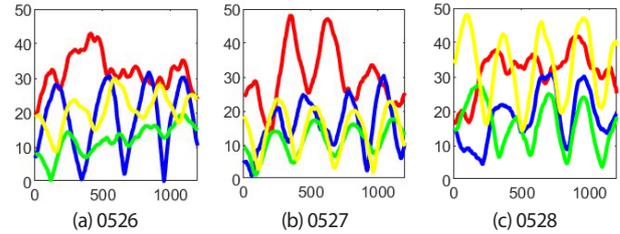


Fig. 5. Data difference at the same point at different times.

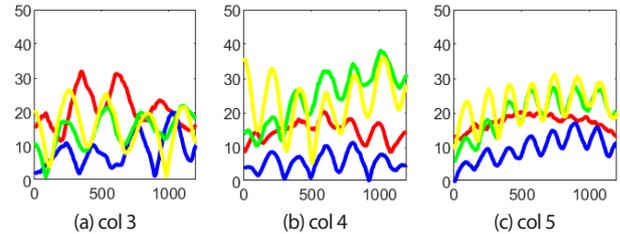


Fig. 6. Data difference at different points in the same time period.

실험은 한국전자통신연구원 주차장내 약 50 m x 30 m 반경의 공간에 약 6 m 간격으로 10개의 지점에서 학습용 데이터를 수집하였으며, 실험 반경 내 6개의 지점에서 측위 테스트용 데이터를 수집하였다. 학습용 수집데이터는 날짜와 시간을 달리하여 각 지점당 1회에 100개의 데이터를 5회 수집하여 지점별로 총 500개의 학습 데이터를 수집하였으며, 측위 테스트용 데이터는 각 지점에서 10개의 데이터를 수집하여 측위 실험을 수행하였다.

Fig. 4는 실험을 위한 학습용 데이터와 측위 테스트용 데이터를 수집한 위치를 나타낸 그림이다.

#### 3.2 LTE CSI-RS 데이터 특성 파악 실험 결과

우선 LTE CSI-RS 데이터가 측위에 적합한지 확인하기 위해 각 지점별 시간별 특성을 확인해 보았다. Fig. 5는 수집지점 3에서 시간을 달리하여 수집한 데이터를 이미지 변환한 것이다.

Figs. 5a-c는 각각 5월 26일, 27일, 28일에 수집한 데이터를 전처리 후 그래프 이미지로 변환한 것이다. 약 24시간의 시차가 있는 각각의 데이터는 그래프 이미지로 보았을 때, 같은 색의 선 형태가 다른 것도 있지만 대체적으로 비슷한 패턴의 그래프를 확인할 수 있다.

이와 다르게 지점에 차이에 따른 그래프 이미지의 컬러별 패턴 변화를 보면 확실한 차이를 볼 수 있다. Fig. 6은 동일한 시간대(30분 이내)에 다른 지점에서 수집한 데이터이다.

Fig. 6에서 볼 수 있듯이 수집지점 3, 4, 5에서 동일한 시간대에 수집한 데이터는 그래프 이미지상으로 패턴 차이를 보이고 있다. 각 지점은 약 6 m 간격으로 실외 환경임을 고려했을 때 그 간격이 크지는 않다.

#### 3.3 측위 실험 결과

Tables 1과 2는 Fig. 4의 10개 지점에서 수집한 데이터를 구글 넷을 이용하여 학습한 측위 DB 모델을 생성하고, 6개의 테스트

**Table 1.** Classification results of test points.

No.	Classification result					
	Test1	Test2	Test3	Test4	Test5	Test6
1	col 3	col 4	col 5	col 7	col 8	col 9
2	col 3	col 4	col 5	col 6	col 8	col 9
3	col 3	col 4	col 5	col 7	col 8	col 9
4	col 3	col 4	col 5	col 7	col 8	col 10
5	col 3	col 4	col 5	col 7	col 8	col 10
6	col 3	col 4	col 5	col 7	col 8	col 9
7	col 3	col 3	col 5	col 7	col 8	col 10
8	col 3	col 3	col 6	col 7	col 8	col 10
9	col 3	col 4	col 5	col 7	col 3	col 10
10	col 3	col 4	col 6	col 4	col 8	col 9

**Table 2.** Dist error of test point.

No.	dist error (m)						AVG
	Test1	Test2	Test3	Test4	Test5	Test6	
1	4	6	9	2	4	4	
2	4	6	9	10	4	4	
3	4	6	9	2	4	4	
4	4	6	9	2	4	4	
5	4	6	9	2	4	4	
6	4	6	9	2	4	4	
7	4	4	9	2	4	4	
8	4	4	9	2	4	4	
9	4	6	9	2	15	4	
10	4	6	9	16	4	4	
AVG	4.00	5.60	9.00	4.20	5.10	4.00	5.32
STDEV	0.00	0.84	0.00	4.85	3.48	0.00	1.53

지점에서 각각 10개씩 수집한 측위용 테스트 데이터로 측위 실험을 수행한 결과이다.

Table 1은 각 테스트 데이터가 앞에서 딥러닝으로 학습된 측위 DB 모델을 이용하여 분류를 했을 때의 결과를 나타낸다. 대체적으로 측위 테스트 데이터를 수집한 위치와 가까운 지점으로 분류되는 것을 확인할 수 있다.

Table 2는 위 분류 결과를 바탕으로 측위 테스트 지점과 분류된 수집 지점간의 거리를 측정해서 계산한 측위 오차를 정리한 것이다. 학습용 데이터 수집 지점 및 측위 테스트 데이터 수집 지점은 고정된 위치에서 실험을 수행하여 측위 오차는 m 단위로 표시되었다. 적게는 약 2 m, 크게는 10 m 정도의 측위 오차를 보이며, 평균 약 5.58 m의 측위 오차를 보였다. 추후 실험에서는 GPS를 연동하여 실 좌표를 통한 실험을 통해 좀 더 넓은 지역에서 세밀한 수치를 이용하여 실험을 수행할 예정이다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 LTE CSI-RS 데이터를 이용한 딥러닝 기반 실외 측위 기술을 소개하고, 실증 사이트에서의 정밀 측위 가능성을 검토하기 위해 상용 LTE 신호를 수집하여 측위 결과를 분석하였다.

본 논문에서 소개한 LTE CSI-RS 데이터를 이용한 딥러닝 기반 정밀측위 방법은 통신사의 기지국이나 중계기의 위치정보가 필요 없어 통신사에 종속되지 않고, 단일 지국에서 수신되는 다중채널 또는 다중안테나 무선신호 데이터만을 이용해서 측위를

수행할 수 있었다. 그리고 기존 기지국이나 중계기 위치 중심의 측위 방법 보다 정밀한 약 5 m의 측위 정확도를 보여주었다. 이를 통해 알고리즘 개선을 통해 실증 사이트에서의 정밀 측위 가능성을 확인할 수 있었다.

이후에 실제 도심에서 GPS를 연동 데이터를 수집한 후, 실제 생활환경에서의 측위 정확도를 검증하고, 보다 정확한 측위 정확도를 위해 LTE Resource Block (RB) 내에 보다 정확한 채널 상태를 반영할 수 있는 Resource element (RE)를 추출하여 데이터를 처리하고, 이런 특징을 정확하게 반영할 수 있는 학습 모델을 비교 분석하여 측위 정확도를 개선 방법을 연구할 예정이다.

#### 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 다중 신호패턴의 학습 기반 3차원 정밀측위 기술 개발)

#### AUTHOR CONTRIBUTIONS

Juil Jeon contributed to the conceptualization of the idea, implemented the software and wrote the original draft of the manuscript. Myungin Ji 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

del Peral-Rosado, J. A., Raulefs, R., Lopez-Salcedo, J. A., & Seco-Granados, G. 2018, Survey of cellular mobile radio localization methods: from 1G to 5G, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20, 1124-1148. <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2785181>

Ericsson White Paper, Positioning with LTE, 284 23-3155 Uen [Internet], cited September 2011, available from: <https://www.sharetechnote.com/Docs/WP-LTE-positioning.pdf>

Gu, Y., Lo, A., & Niemegeers, L. 2009, A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks, *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, 11, 13-32. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2009.5066222>

org/10.1109/SURV.2009.090103

- Pecoraro, G., Di Domenico, S., Cianca, E., & De Sanctis, M. 2018, CSI-based fingerprinting for indoor localization using LTE Signals, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 49. <https://doi.org/10.1186/s13634-018-0563-7>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., et al. 2014, Going Deeper with Convolutions, arXiv:1409.4842v1 [cs.CV] 17 Sep 2014
- Vo, Q. S. & De, P. 2016, A survey of fingerprint based outdoor localization, IEEE Communications Surveys & Tutorials, 18, 491-506. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2448632>
- Wang, X., Gao, L., & Mao, S. 2016, CSI phase fingerprinting for indoor localization with a deep learning approach, IEEE Internet Things J., 3, 1113-1123. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2558659>
- Wang, X., Gao, L., Mao, S., & Pandey, S. 2017, CSI-Based Fingerprinting for Indoor Localization: A Deep Learning Approach, IEEE Trans. Veh. Technol., 66, 763-776. <https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2545523>
- Wu, K., Xiao, J., Yi, Y., Chen, D., Luo, X., et al. 2013, CSI-Based Indoor Localization, IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 24, 1300-1309. <https://doi.org/10.1109/TPDS.2012.214>



**Juil Jeon** received the B.S and M.S. degree in information and communication engineering in 2009 from Chungbuk National University. 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 2012. His research interests include video coding, image recognition and positioning technology.



**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.



**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.

