The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication (IIBC)
Vol. 18, No. 5, pp.147-153, Oct. 31, 2018. pISSN 2289-0238, eISSN 2289-0246

https://doi.org/10.7236/JIIBC.2018.18.5.147
JIIBC 2018-5-19

비콘을 사용한 ANN기반 적응형 거리 측정

ANN-based Adaptive Distance Measurement Using Beacon

노지우[1], 김태영[1], 김순태[1*], 이정휴[1], 유희경[2], 강윤구[3]

Jiwoo Noh[1], Taeyeong Kim[1], Suntae Kim[1*], Jeong-Hyu Lee[1], Hee-Kyung Yoo[2], Yungu Kang[3]

요 약 저전력 블루투스(BLE; Bluetooth Low Energy) 기술을 사용한 비콘은 실외에서만 위치 측위가 가능한 GPS(Global Positioning System)와 달리 실내에서도 위치 파악이 가능하다. 비콘을 사용한 실내 거리 측정에는 RSSI(Received Signal Strength Indication)값이 핵심 요소인데 그에 반해 RSSI값은 여러 환경요소로부터 영향을 받기 때문에 예측된 거리와 실제 거리의 오차가 크게 나타난다. 이러한 이슈를 다루기 위해 비콘을 사용한 ANN(Artificial Neural Network)기반 적응형 거리 측정을 제안한다. 먼저 RSSI의 잡음을 줄이기 위해 확장 칼만 필터와 신호 안정화 필터를 사용한 전처리 과정을 거친다. 그리고 각각 특정 학습 데이터 셋을 가진 다층 ANN들은 학습을 거치게 된다. 결과에서는 평균오차 0.67m를 보여주고, 0.78의 precision을 보여준다.

Abstract Beacon enables one to measure distance indoors based on low-power Bluetooth low energy (BLE) technology, while GPS (Global Positioning System) only can be used outdoors. In measuring indoor distance using Beacon, RSSI (Received Signal Strength Indication) is considered as the one of the key factors, however, it is influenced by various environmental factors so that it causes the huge gap between the estimated distance and the real. In order to handle this issue, we propose the adaptive ANN (Artificial Neural Network) based approach to measuring the exact distance using Beacon. First, we has carried out the preprocessing of the RSSI signals by applying the extended Kalman filter and the signal stabilization filter into decreasing the noise. Then, we suggest the multi-layered ANNs, each of which layer is learned by specific training data sets. The results showed an average error of 0.67m, a precision of 0.78.

Key Words : Artificial Neural Networks, Adaptive Distance Measurement, Beacons, Extended Kalman Filter

Ⅰ. 서 론

무선 통신기술의 발전과 함께 위치기반 서비스에 대한 관심이 높아지고 있으며 이로 인해, 정밀한 위치 인식의 중요성도 증가하고 있다. 위치 인식을 위한 다양한 거리 측정 기법은 다음과 같다. Wifi를 이용하여 신호의 발신시간과 수신시간의 간격을 계산하여 Wifi모듈과 스마트 폰 사이의 거리측정을 하고 Wifi Access Point를 가지고 둘 간의 각도를 측정한 뒤 사용자의 위치를 알아낸다[1]. 또한 여러 개의 레이저 센서를 이용해 실시간으로 물체를 추적하는 방법도 존재한다[2]. 그 중에서도 저전력 블루투스(BLE; Bluetooth Low Energy)기술을 사용한 비콘(Beacon)은 사용자 위치 기반 마케팅이나 메시지 타겟팅에 적합해 관심이 높아지고 있다[8]. 그러나

[1]정회원, 전북대학교 소프트웨어공학과
[2]정회원, 강원대학교 컴퓨터공학과
[3]정회원, 유저인사이트
접수일자 : 2018년 8월 2일, 수정완료 : 2018년 9월 2일
게재확정일자 : 2018년 10월 5일

Received: 2 August, 2018 / Revised: 2 September, 2018 / Accepted: 5 October, 2018
*Corresponding Author: stkim@jbnu.ac.kr
Dept. of Software Engineering, CAIIT, Chonbuk National University, Korea

2.4GHz를 사용하는 비콘의 RSSI(Received Signal Strength Indication)값은 여러 환경요소로부터 영향을 받기 때문에 RSSI값을 기반으로 한 거리 측정값이 정확하지 않다[3].

비콘 기반 거리 측정의 오차율을 줄이기 위해 다양한 기법들이 제안되었다. RMSE(Root Mean Square Error)를 줄이면서 실제거리와 모델이 예측한 거리의 차이를 줄이거나 불안정한 비콘의 RSSI 필터링으로 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter:EKF)를 적용하거나 fingerprint기법 등의 연구들이 존재한다. 그 중 인공신경망을 기반으로 거리를 학습시켜 실제거리와의 오차율을 줄이는 기존의 연구도 존재한다.

본 연구에서는 일정한 거리 단위별로 나누어 비콘의 RSSI를 수집하며 수집된 RSSI의 잡음을 줄이기 위해 확장 칼만 필터와 신호 안정화 필터를 통해 Preprocessing 과정을 거친다. 그리고 산출된 RSSI를 기반으로 거리단위별 ANN(Artificial Neural Network) 학습을 수행하게 된다. 이 과정을 통해 거리 단위별 ANN 모델이 생성되고 이들은 각각 거리별로 특화된 모델이 된다. 제안하는 ANN기반 적응형 거리측정을 수행하고 검증하는 과정을 수행한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 비콘에 대한 배경지식과 기존의 비콘을 이용한 인공신경망 거리측정 기법의 접근법과 우리의 접근과의 비교에 대하여 다룬다. 3장에서는 적응형 ANN 거리측정 기법을 제안한다. 4장에서는 이에 대한 검증 과정을 논의하며 5장에는 본 논문을 마무리한다.

II. 배경지식 및 관련연구

1. 배경지식

저전력 블루투스(BLE; Bluetooth Low Energy)기술을 사용한 비콘(Beacon)은 실내 위치 파악이 불가능한 GPS와 달리 실내에서도 측위가 가능하여 그 사용성이 높이 평가되고 있다. 비콘은 약 50~70m 정도의 넓은 범위에 신호를 보낼 수 있으며 범위내의 주변 기기로 주기적인 정보를 전송한다. 주로 위치 기반 서비스(LBS; Location Based Service)에 이용되며 마케팅이나 메시징 등에 활용된다.

2. 관련연구

Uzair Ahmad[5]은 MMLP(Modular Multi-Layer Perceptron)라는 아키텍처를 제안하여 실내 위치 추정시스템의 불확실성을 줄인다. 무선 LAN의 다중경로 전파효과가 RSS를 예측할 수 없는 방식으로 변동시켜 위치 추정을 신뢰할 수 없게 만드는데 실생활에서는 RSS를 사용할 수 없는 지역도 존재하여 더욱 문제가 된다. 실험데이터는 세 지점의 Access Points(AP)에서 수집되는데 이 중 신호의 가시성을 보고 희박한 위치의 데이터는 제거하게 된다. 세 개의 AP 중 어느 AP의 데이터가 제거되느냐에 따라 적용되는 MLP가 다르게 된다. 실험에는 WiFi 신호를 사용하였고, 가장 좋은 결과를 나타낸 인공신경망 구조는 3-8-8-1, Hidden Layer의 Transfer function은 Logsig이다. 평균오차는 0.1258m, 최대오차는 2.1667m를 기록하였다. 이는 WiFi환경에서 이루어진 실험으로 BLE 비콘 환경에서도 동일하게 적용될지 알 수 없다.

Awad[9]은 무선센서 네트워크에서 위치 추정문제를 해결하고자 통계적 방법을 기반으로 접근하고 인공신경망을 사용하여 거리를 추정하였다. 실험에서는 BTnode sensor[10]를 사용하는 로봇을 제작하여 진행하였다. 먼저 블루투스의 RSSI(Received Signal Strength Indication) 특성을 알기위해 데이터를 수집하고 분포를 보았다. 이를 통해 RSSI 신호가 동일한 조건에서도 강하게 변한다는 것을 확인하였다. 빈번하게 변동하는 RSSI에 smoothness를 위한 과정을 거치고 나온 데이터를 가지고 선형 회귀를 하게 된다. 산출된 회귀 식으로 인공신경망 학습을 한다. 최종 측정에는 삼변측량(Trilateration) 기법을 사용하여 실내 위치 추정을 하였다. 가장 좋은 케이스의 결과는 평균 오차가 0.5m이하로 기록되었다.

Filip Mazan와 Alena Kovarova[4]는 비콘을 사용한 실내 위치측위의 정확도를 높이기 위해 인공신경망을 고안하여 x, y의 위치 좌표를 산출하였다. 기계학습은 Encog Machine Learning Framework를 사용하여 진행하였고 Ahmad[5]의 인공신경망 구조를 참고하여 인공신경망의 Input Layer, Hidden Layer, Output Layer의 파라미터 수를 결정하였다. 실험은 긴 복도에 4m간격으로 9개의 비콘을 설치하였다. 가장 좋은 결과를 보여준 인공신경망 구조는 9-15-15-2이며 Transfer function은 Log를 사용하였다. 9는 Input Layer 파라미터의 수로 여기서는 실험에 사용한 비콘의 수가 된다. 중간의 15-15는 Hidden

Layer의 구조이며 2는 Output Layer 파라마터 수로 각각 x, y 좌표가 된다. 평균오차는 1.21m, 최대 오차는 5.98m를 기록하였다. 그들은 각각의 비콘마다 20개의 Dataset 밖에 수집하지 않았으며 더욱 줄이기 위한 실험을 하였다. 이는 실제 환경의 반정적인 사용자에게 적용될 때 학습시간을 단축시키기 위함이라고 한다. 그러나 우리의 연구는 실제 환경에서 즉각적인 학습이 이루어지는 구조가 아니므로 Dataset에 대한 수치는 늘리는 방향으로 할 것이다.

Ⅲ. 적응형 ANN 거리측정 기법

본 장에서는 적응형 ANN 거리측정 기법에 대하여 논의한다. 본 접근 방법은 그림 1과 같이 세 단계로 이루어져 있다. 첫 번째로 Preprocessing단계에서는 비콘으로부터 수집된 Raw Data(RSSI)를 Extended Kalman Filter와 Signal Stabilization Filter를 거쳐 Cleaned Data로 만들게 된다. 두 번째로 Training단계에서는 Cleaned Data를 바탕으로 tensorflow를 이용해 학습과정을 거쳐 ANN거리측정 모델을 얻는다. 마지막으로 Evaluation단계에서는 두 번째 단계에서 산출된 모델을 가지고 평가한다. 다음 세부 절에서는 각 단계에 대하여 자세히 설명한다.

1. Preprocessing

가. Extended Kalman Filter

Preprocessing의 첫 번째 단계는 비선형(nonlinear) 추정과 기계 학습 어플리케이션에서 표준기술로써 사용되고 있는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)[6]이다. 주로 동적 시스템의 상태를 추정하는데 사용된다. 또한 이는 가우시안(Gaussian) 잡음이 포함된 비선형 시스템의 상태에 대한 최적의 베이지안(Bayesian) 재귀 추정을 제공한다. 확장 칼만 필터는 비선형 모델에서 최적 추정(Optimal Estimation)을 사용하는 기본적인 필터 개념으로서 평균제곱오차(Mean Square Error)를 최소화하는 방법을 사용하여 재귀적으로 다음 상태를 추정하는 필터이다. 이는 알고리즘의 수렴 속도가 빨라 실시간 처리가 용이하다.

나. Signal Stabilization Filter

Preprocessing 과정의 두 번째 단계는 신호 안정화 필터이다. 확장 칼만 필터를 거쳐 나온 데이터를 가지고 다시 신호 안정화 필터를 통과시킨다. 이는 일정한 시간 동안 사용자가 수신한 비콘 신호 값의 흐름을 분석 한 뒤 발생하는 잡음(noise) 데이터를 보정하여 위치 인식의 정확도를 확보하도록 한다. 일정 사이즈로 데이터 구역을 설정한 후 평균값과 임계값을 이용하여 새로 수신된 신호의 잡음 여부를 판별한 후 잡음으로 판별되었을 경우 보정하는 과정을 거친다[7].

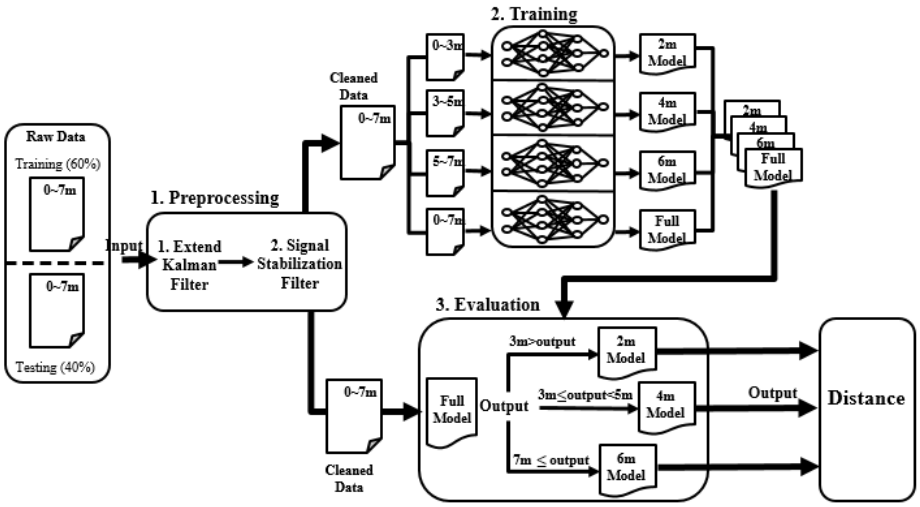

그림 1. ANN 기반 적응형 거리측정 기법 개요
FIg. 1. ANN based Adaptive Distance Measurement Overview

2. Training

이번 단계에서는 preprocessing을 거쳐서 산출된 Cleaned Data를 가지고 인공신경망 구조를 설계하고 tensorflow를 사용해 기계 학습하는 과정을 거쳐 모델을 생성한다. 학습은 다음과 같이 거리 별로 3가지 카테고리를 나누어 진행하였다.

3m Model ∈{0.5m~3m}Data
5m Model ∈{3.5m~5m}Data
7m Model ∈{5.5m~7m}Data
Full Model ∈{0.5m~7m}Data

인공신경망 구조는 Input Layer, Hidden Layer, Output Layer를 설계하고 각각의 활성화 함수를 정해주었다. Input Layer는 비콘의 Txpower와 RSSI데이터로 2가지 데이터가 해당하고 Output Layer는 예측된 거리 데이터로 1개로 구성되었다. Hidden Layer는 4-3구조로 설계하였고, 각각의 활성화 함수는 tanh-sigmoid함수를 사용하였다. 생성된 모델들은 각각 해당된 범위의 거리 예측에 특화되어 있다. 이는 상황에 따라 거리 범위를 조정하여 다양한 모델을 생성할 수 있다.

3. Evaluation

그림 2와 같이 실제 ANN기반 적응형 거리측정이 이루어지는 경우를 도식화하였다. 시스템의 초기 Input인 Raw Data는 확장 칼만 필터와 신호 안정화필터로 전처리과정을 거치게 된다. Cleaned Data는 가장 먼저 ANN 모델 중 Full Model을 통해 거리를 산출하게 되는데 그 결과가 3m보다 작을 경우 가장 작은 거리모델인 2m Model을 통해 다시 거리를 산출하게 된다. Full Model의 결과가 3m이상 5m미만일 경우 중간 거리 모델인 4m Model을 다시 거치게 되고 Full Model의 결과가 5m 이상일 경우 가장 큰 거리 모델인 6m Model을 거쳐 최종 거리를 산출한다.

Ⅳ. 실험 및 결과

본 장에서는 앞선 3장에서 소개한 적응형 ANN 거리측정 기법을 검증하는 과정을 수행하였다. 4.1절에서는 어떻게 데이터를 수집하였는지, 개발 및 실험 환경에 대해 설명하며 4.2절에서는 실험을 수행한 결과를 보여준다. 4.3절에서는 검증에 대한 논의를 하며 마무리한다.

1. 실험 환경 구성

실험에 사용한 비콘의 TxPower는 -61로 고정되어있으며 수신기기는 Samsung Galaxy S3 제품을 사용하였다. 비콘과 수신기기 사이의 거리는 3.2절에서 정의한 모델처럼 0.5m에서 시작하여 0.5m간격으로 7m까지 점차 거리를 넓혀가며 데이터를 수집하였다. 스마트 기기에서 수집되는 데이터로는 측정시각, 초기 RSSI와 필터링 된 RSSI가 된다.

2. 실험 수행

각 Model단위마다 약 1000개 정도의 데이터를 수집하였고 수집한 전체 Data 약 3000개 중 Training Data는 60%, Testing Data는 40%로 정하였다. 실험은 3가지 환경에서 수행하였다. 먼저 RSSI에 대해 필터링과정을 거치지 않고 ANN학습을 시킨 모델, RSSI에 Kalman Filter와 Signal Stabilization Filter를 적용시킨 후 ANN학습을

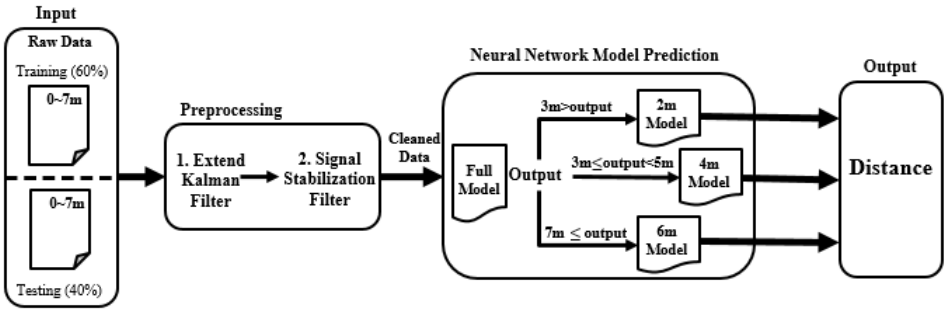

그림 2. ANN기반 적응형 거리측정
Fig. 2. ANN based Adaptive ANN Distance Measurement

시킨 모델, 마지막은 본 논문에서 제안하는 Adaptive ANN 학습 모델이 된다. 아래의 표 1·2는 각각의 모델들의 error를 0.2로 설정한 precision값을 나타내었다.

3. 논의

precision값은 3m Model의 경우에 error가 0.2이면 실제거리가 0.5m~3m에서 예측치가 0.3m~3.2m 이내로 나온 데이터의 수를 True Positive(TP)로 계산하였다. 반면 실제거리가 3.5m 이상인데 예측치가 0.3m~3.2m범위로 나온 데이터의 수는 False Positive(FP)로 계산하여 표 1과 같이 precision= TP/(TP+FP)을 구하였다.

표 1. 실험 정밀도(error=0.2)
Table 1. Simulation Precision(error=0.2)

precision(error=0.2)			
Simulation Model	ANN (non filter)	ANN (Kalman + Stabilization)	Adaptive ANN (Kalman + Stabilization)
3m Model	0.35	0.71	0.83
5m Model	0.12	0.39	0.67
7m Model	0.42	0.54	0.84

표 1을 보면 전체적으로 Adaptive ANN모델의 precision이 높게 나온 것을 확인할 수 있다. 따라서 제안한 모델의 예측은 필터가 적용되지 않은 ANN모델이나 필터가 적용된 ANN모델보다 정확한 것을 볼 수 있다.

표 2. 실험 평균 오차
Table 2. Simulation Average Error

Average Error(m)			
Simulation Model	ANN (non filter)	ANN (kalman + stabilization)	Adaptive ANN (kalman + stabilization
3m Model	0.93	0.90	0.55
5m Model	1.14	0.99	0.76
7m Model	1.45	1.14	0.71

표 2는 각각의 거리측정 모델의 거리 범위별 평균 오차를 나타낸다. 필터를 사용하지 않은 ANN모델 같은 경우, 7m이내의 거리에서 약 1.17m의 평균오차를 가지며 필터를 사용한 ANN모델의 경우, 약 1m의 평균오차를 가진다. 반면 제안한 모델은 7m이내에서 평균적으로 약 0.67m 정도의 평균오차를 나타낸다.

V. 결 론

본 논문에서는 비콘을 사용한 실내 위치 인식의 정확도를 높이기 위해 필터링과정과 적응형 인공신경망을 고안하였다. 제안하는 기법은 기존의 실내 위치 추정 기법 중 ANN 학습방법에서 더 나아가 거리 범위별로 특화된 인공신경망을 적용시키는 ANN기반 적응형 거리측정을 제안한다. 이를 통해 7m이내의 거리에서 동일한 필터를 적용한 ANN모델의 결과보다 약 0.34m의 오차를 개선하였으며, 평균 0.78의 precision을 달성하였다. 향후 비콘을 사용한 더 정확한 실내위치 인식을 위한 연구를 진행할 예정이다.

References

[1] Chouchang Yang, Huai-Rong Shao,“WiFi-based indoor positioning”, IEEE Communications Magazine 2015, 53(3): pp150-157
DOI: https://doi.org/10.1109/MCOM.2015.7060497

[2] A. Fod, A. Howard, and M. J. Mataric, “A laser-based people tracker,” in Proc. ICRA, 2002.
DOI: https://doi.org/10.1109/ROBOT.2002.1013691

[3] Hyung-Seo Kang, In-Soo Koo, "Beacon Node Based Localization Algorithm Using Received Signal Strength(RSS) and Path Loss Calibration for Wireless Sensor Networks", The Journal of The Institute if Webcasting, Internet and Telecommunication, Vol. 11, No. 1, pp. 15-22, Feb. 2011.

[4] F. Mazan, A. Kovarova: “Optimizing Artificial Neural Network for Beacon Based Indoor Localization,” CompSysTech 2016 Pages 261-268,
DOI: https://doi.org/10.1145/2983468.2983515

[5] Ahmad, U., Gavrilov, A. and Lee, S. “In-building localization using neural networks.” IEEE International Conference on Engineering of

Intelligent Systems(2006), IEEE, pp. 1-6.
DOI: https://doi.org/10.1109/iceis.2006.1703135

[6] R. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Trans. ASME, J. Basic Eng., vol. 82, pp. 35 - 45, Mar. 1960.
DOI: https://doi.org/10.1109/9780470544334.ch9

[7] Sun-jo Kwon, Hyeon-tae Kim, Chang-uk Ahn, "A study on the correction algorithm for signal stabilization of bluetooth beacon", korea institute of communication sciences 2016, pp298-299

[8] Marisa Moody. 2015. "Analysis of Promising Beacon Technology for Consumers." Elon Journal of Undergraduate Research in Communications 6, 1 (2015).

[9] A. Awad, T. Frunzke, and F. Dressler, "Adaptive distance estimation and localization in WSN using RSSI measures," in Proc. 10th Euromicro Conf. Digital Syst. Des. Architectures, Methods Tools (DSD), 2007, pp. 471 - 478.
DOI: https://doi.org/10.1109/dsd.2007.4341511

[10] [Online]. Available: http://btnode.ethz.ch/

[11] Young-Ho Song, In-Hwan Kim, Soo-Young Shin, Hyun-Sik Ahn, Gu-Min Jeong, "Capacity Analysis of Bluetooth Access Point for Location Based Service with Mobile Phones and Bluetooth", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 10 No. 5, pp 187-192, Oct 2010.
DOI: https://doi.org/10.5370/jeet.2013.8.1.183

[12] Hyung-Seo Kang, In-Soo Koo, "Beacon Node Based Localization Algorithm Using Received Signal Strength(RSS) and Path Loss Calibration for Wireless Sensor Networks", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, VOL. 11 No. 1, pp.15-21, Feb 2011.
DOI: http://www.riss.kr/link?id=A82610964

저자 소개

노 지 우(준회원)

- 2018.2 ~ : 전북대학교 석사재학
- 2018년 : 전북대학교 학사
- E-Mail : wldn306@jbnu.ac.kr

김 태 영(준회원)

- 2016.2 ~ : 전북대학교 석사재학
- 2016년 : 전북대학교 학사
- E-Mail : rlaxodud1200@jbnu.ac.kr

김 순 태(정회원)

- 2014 ~ : 전북대학교 소프트웨어공학과 부교수
- 2010 : 서강대학교 공학박사
- 2007 : 서강대학교 공학석사
- E-Mail : stkim@jbnu.ac.kr

이 정 휴(정회원)

- 1993년 ~ : 전북대학교 소프트웨어공학과 교수
- 1993년 : 전북대학교 공학박사
- 1986년 : 전북대학교 공학석사
- E-Mail : jhlee25@jbnu.ac.kr

유 희 경(정회원)

- 1992년 ~ : 강원대학교 컴퓨터공학과 교수
- 1995년 : 동국대학교 이학박사
- 1985년 : 동국대학교 이학석사
- E-Mai l : khyoo@kangwon.ac.kr

강 윤 구(정회원)

• 2017년 : 전북대학교 학사
• 2015.11 ~ : 유저인사이트 대표
• E-Mail : yungu@userinsight.co.kr

※ 본 연구는 중소기업청의 첫걸음기술개발사업의 일환으로 수행하였음. [1701001260, 2.4GHz 무선 신호 및 스마트폰 센서 기반 실내/외 정밀 위치 측위 기술이 적용된 관광 정보 안내 플랫폼 개발]