

# BLE 비콘을 활용한 영상 기반 비승인자 감지 시스템

김형주\*, 박찬\*, 문남미\*\*  
호서대학교 컴퓨터공학과

kimhyungju01@gmail.com, chan.park941003@gmail.com, nammee.moon@gmail.com

## Image-based Unauthorised person detection system using BLE beacons

Hyungju Kim\*, Chan Park\*, Nammee Moon\*\*

Dept. of Computer Science and Engineering, Hoseo University

### 요 약

외부인들이 시설을 무단으로 이용하는 등의 범죄가 계속해서 발생하고 있다. 본 논문은 기존의 시설물에서 사용하고 있는 단순 인증 절차가 아닌 BLE 비콘과 영상데이터를 활용한 비승인자 감지 시스템이다. 이 시스템은 스마트폰 어플리케이션에서 BLE 비콘의 데이터를 받은 후 UUID 값과 RSSI 값을 서버로 전송한다. 이후 전송된 데이터들로 핑거프린팅 기반 RadioMap을 구성하고 RNN 기반 딥러닝 학습을 진행하여 사용자 위치 데이터를 도출한다. CCTV를 통해 수집된 영상데이터는 서버로 전송되며, YOLOv4를 이용하여 객체탐지를 위한 프로세스를 진행한 후 Person 클래스를 추출한다. 이후 승인된 사용자의 위치 데이터에 실시간 영상데이터를 더하여 인증 과정 절차가 진행되지 않은 비승인자들을 추적한다. 본 논문은 COVID-19로 인해 시설물 인증 절차에 사용이 증가하고 있는 QR 코드를 이용해 인증 과정 절차의 진행 방식으로 시스템에 대한 확장성까지 기대할 수 있다.

### 1. 서론

공동주택, 아파트, 대학과 같은 다수의 사람이 출입하는 시설에서 비승인자의 침입은 민감한 사안이다. 학생과 외부인의 출입이 빈번하여 시설 이용자의 구분이 명확하지 않은 대학의 경우, 이용자 동선에 따른 범죄 불안감 등의 연구가 진행되고 있다[1]. 이러한 시설의 침입을 예방하기 위해 최근에는 IR카메라, 센서 등으로 구성된 감지 시스템 또는 딥러닝을 이용한 영상처리를 통해, CCTV영상을 분석하는 감지 시스템을 제안하고 있다[2]. 하지만 출입이 빈번하고, 이용자가 많은 시설에서 단순 카메라, 센서, 영상처리를 통해 입주민, 대학생, 시설관계자와 같은 승인자, 외부인인 비승인자를 식별하는 것은 한계가 있다.

본 시스템에서 승인자 식별에 사용되는 저전력 통신 기술 BLE(Bluetooth Low Energy) 비콘은 가격이 저렴하고 장기간 전원을 유지하는 장점이 있다. 비콘이 부착된 사물에 사용자가 근접했을 때 스마트폰을 이용해 비콘의 수신 신호강도인 RSSI(Receiver Signal Strength Indicator)와 범용고유식별자인 UUID(Universally Unique Identifier)의

정보를 수신하여 사물에 대한 정보를 제공하거나 다수의 비콘을 이용한 사용자 위치 측위에 사용된다 [3].

본 논문에서는 기존의 단순 사용자 승인 과정이 아닌 BLE 비콘을 활용한 승인자 인증 방법에 영상 데이터를 접목한 비승인자들을 추적하는 시스템을 제안한다. CCTV 영상 기반 객체 인식과 BLE 비콘을 활용해 영상 내에서 실시간 사용자 위치를 확인할 수 있으며 비승인자들에 대한 감지를 진행한다. RNN(Recurrent Neural Network) 기반 딥러닝 학습을 이용해 기존의 BLE 비콘의 수신 신호강도가 불안정한 부분을 보완하여 객체 판별의 정확도 향상까지 보장할 수 있다.

### 2. 관련연구

본 논문의 관련 연구들은 BLE 비콘을 사용한 위치 측위, RNN 기반 딥러닝 학습, 객체탐지 영상처리로 구성되어 있다.

#### 2-1. BLE 비콘을 사용한 위치 측위

BLE 비콘을 통한 위치 측위는 다수의 수신기를

설치하고, 각 비콘의 UUID에 따른 RSSI 값을 바탕으로 비콘과의 거리를 연산한다. 이후 측정된 거리를 바탕으로 위치 측위 계산을 진행한다. 위치 측위에 사용되고 있는 기법은 삼각측량과 핑거프린팅 기법이 사용되고 있다[4,5]. 삼각측량은 세 개 이상의 비콘과 수신기의 거리를 바탕으로 위치를 계산한다. 핑거프린팅 기법은 RSSI 값에 따라 정의된 그리드 형태의 세션을 기반으로 수신기가 위치 하는 세션 정보를 받아, 위치를 계산한다. 하지만 BLE 비콘의 RSSI 값은 신호간섭, 장애물, 주변 환경 등에 영향을 크게 받는 단점이 있다.

### 2-2. RNN 기반 딥러닝 학습

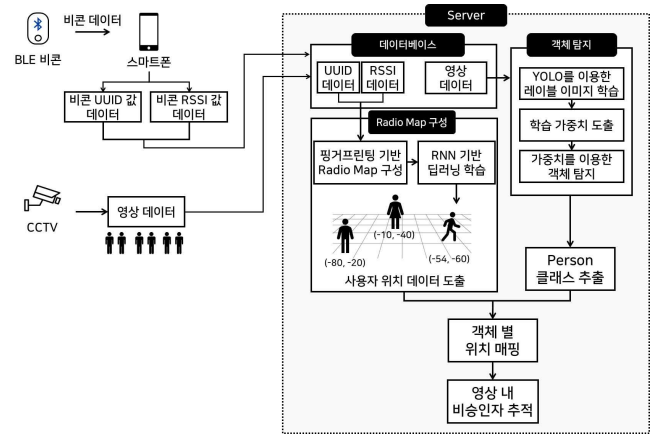
순환신경망인 RNN 기반 딥러닝 학습은 시간에 따라 연속된 데이터를 시퀀스 형태로 나눠, 학습을 진행한다. 이러한 특성으로 필기체 인식, 음성 인식 등의 시간에 따라 변하는 데이터 처리에 사용된다 [6]. BLE 비콘의 경우, 일정 시간마다 UUID, RSSI 값을 송출하기 때문에 RNN기반 딥러닝 학습을 이용해 위치 측위의 오차를 보정 하는 연구가 진행되고 있다[7].

### 2-3. 객체 탐지 영상처리

CCTV 영상을 분석하는 감시 시스템의 경우 딥러닝을 이용해 걷는 사람의 형태를 학습시킨 후, 학습한 사람과 다른 행위를 하는 사람이나 사물 등을 감지하는 변칙 탐지를 제안한다. 다른 연구에서는 사람에게 RFID 태그를 부착하여 딥러닝 영상처리와 RFID의 수신기를 통해 승인자를 식별하는 시스템이 설계되었다[8,9]. 하지만 딥러닝 신경망을 이용한 영상처리의 경우 비승인자와 승인자를 식별할 수 없으며, RFID 태그 방식의 경우 승인자마다 RFID 태그를 소지 및 부착해야 하는 단점이 있다.

## 3. 시스템 구성 및 설계

본 논문에서는 BLE 비콘의 RSSI 값을 수집하여 데이터베이스화를 진행한다. 수집된 데이터를 바탕으로 RNN 기반 딥러닝을 진행한 후, 사용자 위치 데이터를 도출한다. 이후 사용자 위치 데이터와 영상데이터의 병합을 통해 Mapping 과정을 진행하여 비승인자 감지가 도출된다. 전체 시스템의 프로세스는 (그림 1)과 같이 이루어져 있다.



(그림 1) 비승인자 감지 시스템 전체 프로세스.

### 3-1. BLE 비콘 데이터 수집 및 데이터베이스화

스마트폰 어플리케이션은 각 지정된 위치에 배치되어있는 BLE 비콘의 UUID와 RSSI 값을 수집한 후 데이터베이스화를 진행한다. 데이터 수집의 주기는 1초에 1번으로 설정하였으며 송신하는 BLE 비콘의 개수는 4개로 구성하였다.

### 3-2. 사용자 위치 데이터 도출

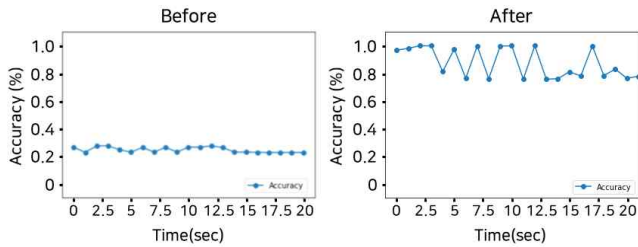
데이터베이스화된 UUID 값과 RSSI 값을 바탕으로 아래 <표 1>과 같은 핑거프린팅 기반 Radio Map을 구성하게 된다.

<표 1> 핑거프린팅 기반 Radio Map

Session	UUID	ID <sub>1</sub>	ID <sub>2</sub>	...	ID <sub>m</sub>
A(X <sub>1</sub> , Y <sub>1</sub> )		RSSI <sub>1,1,1</sub>	RSSI <sub>1,1,2</sub>	...	RSSI <sub>1,1,m</sub>
B(X <sub>1</sub> , Y <sub>2</sub> )		RSSI <sub>1,2,1</sub>	RSSI <sub>1,2,2</sub>	...	RSSI <sub>1,2,m</sub>
C(X <sub>1</sub> , Y <sub>3</sub> )		RSSI <sub>1,3,1</sub>	RSSI <sub>1,3,2</sub>	...	RSSI <sub>1,3,m</sub>
D(X <sub>1</sub> , Y <sub>4</sub> )		RSSI <sub>1,4,1</sub>	RSSI <sub>1,4,2</sub>	...	RSSI <sub>1,m,n</sub>
E(X <sub>2</sub> , Y <sub>1</sub> )		RSSI <sub>2,1,1</sub>	RSSI <sub>2,1,2</sub>	...	RSSI <sub>2,1,m</sub>
...		...	...	...	...
Z(X <sub>m</sub> , Y <sub>n</sub> )		RSSI <sub>m,n,1</sub>	RSSI <sub>m,n,2</sub>	...	RSSI <sub>m,n,k</sub>

불안정한 RSSI 값에도 사용자 위치 측위의 정확도를 향상할 수 있도록 RNN 딥러닝 학습을 진행한다. 본 논문에서 사용한 학습모델은 RNN의 일종인 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 사용하였다. RNN은 출력 결과가 이전의 계산 데이터에 의존하는 형태로, 학습 시점이 경과 할수록 앞의 정보가 뒤로 전달되지 못해 학습능력이 저하된다. 따라서, 본 논문에서는 LSTM모델을 사용하여 학습능력 저하를 방지하고자 한다. LSTM은 기존 RNN에 Cell-State를 추가함으로써 이전의 계산 데이터들을 저장하기 때문에 시간 경과에 따른 학습능력 저하가 보완된다. 사용자가 지나간 세션을 다시 거치는 경

우, 이전 RSSI 값의 계산 데이터가 필요한 상황을 고려하여 모델을 적용하였다. BLE 비콘의 RSSI 값에 따른 세션 위치에 LSTM 학습모델을 적용하여 위치 측위를 진행한다. 학습의 설정값은 128개의 뉴런으로 구성하고 소프트맥스를 활성화 함수로 사용하여 500번의 학습을 진행하였다. (그림 2)는 학습 전후에 따라 달라진 위치 측위 정확도를 나타내는 그래프이다. x축은 RSSI 값의 측정시간(Time), y축은 위치 측위 정확도(Accuracy)를 나타낸다. LSTM 학습 전 평균 위치 측위의 정확도는 20%였으나, 학습 후의 평균 위치 측위 정확도는 약 88.6%까지 증가하였다. 이러한 학습모델을 거쳐 사용자 위치 정보를 도출한다.



(그림 2) 학습 전후 비교 그래프

본 시스템에서 사용한 모델과 기존 연구에서 사용한 모델의 위치 측위 정확도 비교표는 아래<표 2>와 같다.

<표 2> 위치 측위 정확도 비교표

논문 저자	위치 측위 정확도
You, Y[4]	69.22%
신광성[5]	86.79%
김진[7]	60%
영상기반 비승인자 감지 시스템	88.6%

이를 통해 본 시스템의 학습모델이 기존 학습모델보다 위치 측위 정확도가 높음을 알 수 있다.

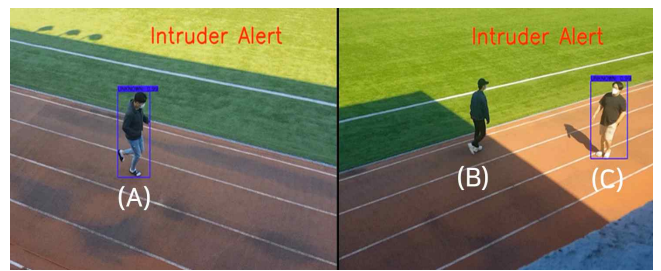
### 3-3. 영상처리를 통한 객체 추출 및 탐지

CCTV를 통해 수집된 영상데이터는 구축된 서버에 데이터베이스화를 진행한다. 저장된 영상데이터는 YOLOv4(You Only Look Once version 4)를 사용해 레이블 이미지를 학습시킨 후, 학습 가중치를

도출하게 된다. 그 후 가중치를 이용한 객체 탐지과정을 거친 후에 여러 객체 중 Person 클래스를 추출한 후 사람 객체만을 탐지한다.

### 3-4. 객체별 위치 Mapping 및 비승인자 추적

도출된 사용자 위치 데이터와 Person 클래스가 추출된 객체탐지 데이터의 Mapping 과정을 진행한다. Mapping이 진행되어 처리된 영상은 승인된 사용자들을 제외한 비승인자들을 추적하는 모습을 볼 수 있다. (그림 3)은 같은 시간에 촬영한 CCTV 영상을 두 각도로 찍은 것이다. (B)는 스마트폰 어플리케이션을 통해 사용자 인증 과정을 거쳐 승인된 사용자이고 그 외에 두 사람(A,C)은 비승인자이다. 비승인자들은 Intruder Alert의 감지가 되고, 승인된 사용자는 감지가 되지 않는 모습을 볼 수 있다.



(그림 3) Mapping 과정 후 비승인자 추적 화면

### 4. 결론 및 기대효과

기존에 이루어졌던 연구기술은 단순 위치 측위를 진행하거나 영상처리로 객체탐지만을 진행하였다. 하지만 본 논문에서는 단순 사용자 인증이 아닌 BLE 비콘과 스마트폰 어플리케이션을 통한 인증 과정에 영상데이터를 접목하여 비승인자 추적 시스템을 제안하였다. BLE 비콘은 장기간 전력을 유지할 수 있으며 저렴하지만 RSSI 값이 환경이나 외부 요인의 영향을 많이 받기 때문에 단순 실내 측위에서 주로 사용하는 디바이스이다. 하지만 본 논문에서는 RNN 기반 딥러닝 학습을 통해 사용자 위치 측위에 대한 정확도를 증가시켰다.

또한, 현재 COVID-19로 인해 QR코드를 이용한 시설물 인증 과정이 증가하고 있다. 본 논문에서 제안한 BLE 비콘을 활용한 사용자 인증 과정에서 QR코드를 접목해 활용할 수 있는 확장성까지 기대할 수 있다.

본 연구는 과학기술정보통신부와 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음(2019-0-01834)

### 참고문헌

- [1] 윤성빈, 강부성, "대학교 캠퍼스 이용자 동선에 따른 범죄불안감 상관관계 분석 연구", 한국셉테크학회지, 11, p. 9-40, 2020.
- [2] Franklin, R. J, Dabbagol, V, "Anomaly Detection in Videos for Video Surveillance Applications Using Neural Networks", 2020 Fourth International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC). IEEE, p. 632-637, 2020.
- [3] Ng, P. C, She, J, Ran, R, "A reliable smart interaction with physical thing attached with ble beacon", IEEE Internet of Things Journal, 7(4), p. 3650-3662, 2020.
- [4] You, Y, Wu, C, "Indoor positioning system with cellular network assistance based on received signal strength indication of beacon", IEEE Access, 8, p. 6691-6703, 2019.
- [5] 신광성, 이희권, 염성관, "신경망을 이용한 BLE 기반 실내 측위 시스템 설계", 한국정보통신학회논문지, 25(1), p. 75-80, 2021.
- [6] 김민서, 문종섭, "STFT 와 RNN을 활용한 화자인증 모델", 정보보호학회논문지, 29(6), p. 1393-1401, 2019.
- [7] 김진, 구본근, "실내 재실 여부 결정을 위한 비콘 신호 세기 패턴 기반 기계학습 방법", 한국정보기술학회논문지, 18(8), p. 1-8, 2020.
- [8] Doshi, K, Yilmaz, Y, "Continual learning for anomaly detection in surveillance videos", Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, p. 254-255, 2020.
- [9] Hasan, M, Dipto, A. Z, Islam, M. S, Sorwar, A, Alam, S, "A Smart Semi-Automated Multifarious Surveillance Bot for Outdoor Security Using Thermal Image Processing", Advances in Networks, 7(2), p. 21-28, 2019.