

# 실내 재실 여부 결정을 위한 비콘 신호 세기 패턴 기반 기계학습 방법

김진\*, 구본근\*\*

## Machine Learning Method based on Beacon Signal Strength Pattern for Deciding Indoor Presence of User

Jin Kim\*, Bongen Gu\*\*

### 요약

비콘은 실내에서 사용자 재실 여부를 결정하는 방법 중 하나이다. 특히, 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기를 기반으로 단말기와 비콘 사이의 거리를 계산하고, 이를 기반으로 사용자의 위치와 재실 여부를 결정한다. 하지만 같은 위치에 있어도 단말기가 수신한 신호의 세기가 달라 이 방법은 한계가 있다. 본 논문에서는 신호 세기 패턴을 학습하고, 이를 이용하여 실내에 사용자 재실 여부를 결정하는 기계학습 기법을 제안한다. 특히, 본 논문에서는 신호 세기 빈도를 기반으로 한 학습 데이터 생성 방법을 제안하고, 순환 신경망과 완전연결 신경망으로 기계학습 모델을 구성하였다. 본 논문에서 제안한 학습 데이터 생성 방법과 기계학습 모델이 실내에 사용자의 재실 여부 결정에 유효함을 보이기 위해 대학의 컴퓨터 실습실을 실험 환경으로 하여 사용자의 재실 여부 결정의 정확도를 평가하였다. 실험 결과에 따르면 본 논문에서 제안한 방법이 사용자의 실내 재실 여부 결정에 유효하다.

### Abstract

Beacon is a method for deciding indoor presence of user. Especially, deciding user's position or presence is based on distance between user's device and beacon. The distance is calculated using signal strength that is received by user's device. However, beacon signal strength is variable in the same position. Therefore, deciding indoor position or presence of user, that is based on beacon signal strength, has limit. In this paper, we propose a machine learning method which learns signal strength pattern to decide indoor presence of user. Our proposed method uses occurrence frequency of each signal strength as a training data, and configure the machine learning model consisted of RNN(recurrent neural network) and fully connected neural network. To show that our proposed method is effective to decide indoor presence of user, we evaluate the deciding accuracy of indoor presence tested in university computer laboratory. The experimental results show that our proposed method based on machine learning for deciding indoor position of user is effective.

### Keywords

machine learning, RNN, fully-connected, training data, beacon, indoor position, indoor presence, signal strength

\* 중원대학교 컴퓨터공학과 교수

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8856-879X>

\*\* 한국교통대학교 컴퓨터공학과 교수(교신저자)

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7111-1440>

• Received: Jan. 30, 2020, Revised: Aug. 18, 2020, Accepted: Aug. 21, 2020

• Corresponding Author: Bongen Gu

Dept. of Computer Engineering, Korea National University of Transportation,  
50 Daehak-ro, Chungju, Chungbuk, 27469, Korea,

Tel.: +82-43-841-5348, Email: [bggoo@ut.ac.kr](mailto:bggoo@ut.ac.kr)

## 1. 서론

스마트 기기 사용의 보편화는 사용자의 문맥(Context)을 기반으로 한 다양한 서비스 개발을 가능하게 하였다. 사용자 서비스를 위한 주요 문맥은 위치(Location), 신원(Identity), 활동(Activity), 시간(Time) 등이 있다[1]. 특히 위치는 이동 상황에서 많이 사용되는 사용자 문맥이다. 따라서 위치 정보는 다양한 응용을 위해 사용되고 있다.

위치 정보를 기반으로 한 서비스는 GPS, 모바일 네트워크, 무선 네트워크, 비콘 등을 이용하여 개체 위치를 획득할 수 있다. GPS는 위성 신호 수신이 어려운 실내 환경에서의 서비스를 위해 사용될 수 없다. 개체가 실내에 있을 때 그 위치를 결정하는 방법은 사전에 알려져 있는 위치에 설치되어있는 비콘(Beacon) 등을 이용하는 것이 있다.

비콘은 설정된 주기에 따라 신호를 송출하는 것으로 이 신호를 수신한 단말기는 수신한 신호의 세기를 이용하여 단말기와 비콘 사이의 거리를 결정할 수 있다[2]-[4]. 최근에는 저전력 블루투스 기술(BLE, Bluetooth Low Energy)을 이용한 비콘이 개체의 위치 정보 수집을 위해 많이 이용되고 있다[5][6]. 즉, 실내에 있는 사용자의 위치는 그가 가지고 있는 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기와 비콘의 식별자를 기반으로 하여 결정된다.

사용자 단말기가 수신한 비콘의 신호 세기를 기반으로 한 사용자 위치 결정 및 사용자의 재실 여부 결정 방법은 다음과 같은 문제점을 가지고 있다. 비콘은 신호의 세기를 이용한 거리 측정을 위해 설계된 것이 아니기 때문에 비콘이 송출하는 신호의 세기와 수신 장치의 수신 신호 세기의 차이를 이용한 거리 측정 방법은 정확도가 낮다. 즉, 동일한 상황에서도 위치, 주변 환경 등에 따라 단말기가 수신하는 비콘 신호의 세기가 다르므로 이를 이용한 거리 측정은 신뢰성이 있는 정보를 제공하지 못한다. 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기를 기반으로 한 거리 측정의 신뢰도 향상을 위해 비정상적 신호를 제거하거나 정규화 방법이 사용되고 있다[3]-[5][7][8].

실내 위치를 기반으로 한 서비스 중에는 비콘 신호 세기를 기반으로 한 거리보다는 수신한 비콘 신

호 프레임에 내장되어 있는 정보를 기반으로 한 전자출결 확인 시스템이 있다[9]. 하지만 이 서비스는 사용자가 다른 위치에 있더라도 수신한 비콘 신호의 세기가 기준 이상이면 출석 처리가 되는 문제가 있어 신호 세기를 기반으로 한 위치 결정의 신뢰도가 낮다.

본 논문에서는 비콘 신호 세기 패턴을 학습하여 사용자가 비콘이 설치되어있는 공간 내에 머물고 있는가를 결정하는 기계학습 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 사용자 단말기가 수신한 일련의 연속된 신호의 세기 빈도를 기반으로 하여 학습 데이터를 생성한 후 순환신경망(RNN, Recurrent Neural Network) 모델을 이용하여 학습하는 것이다. 또, 본 논문에서 제안하는 방법의 유효성 검증은 사용자 단말기가 특정 공간의 실내와 실외에서 수신한 비콘 신호 세기를 학습이 완료된 모델의 입력으로 하여 예측한 사용자 위치의 정확도를 이용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 BLE 장치 기반 실내 위치 결정 방법과 관련된 연구를 소개한다. 제 3장에서는 본 논문에서 제안하는 비콘 신호 세기 패턴을 위한 학습 데이터 생성 방법을 기술하고, 제 4장에서는 기계학습 모델과 실험 결과를 기술한다. 제 5장에서는 결론 및 향후 연구 내용을 소개한다.

## II. 관련 연구

### 2.1 전파 차폐 장치를 이용한 실내 위치 결정

BLE 기반 비콘이 송출하는 신호의 RSSI는 신호 간섭, 날씨, 주변 환경에 의한 신호 난반사 등에 영향을 받는다. 따라서 이것을 이용하여 사용자 단말기와 비콘 사이의 거리를 계산하여 사용자의 위치를 결정하는 방법은 정확도가 낮다. 이로 인한 오차는 필터링 방법을 이용하여 일부 해소할 수 있다. 하지만 필터링 등의 방법은 신호 난반사로 인한 오류를 해결할 수 없다. 신호 난반사로 인한 사용자 위치 오차 감소를 위해 난반사 차폐 장치와 거리 보정 방법이 제안되었다[5].



그림 1. 난반사 차폐 장치  
Fig. 1. Irregular reflection kit

이 연구에서 신호 난반사 감소를 위해 그림 1에 보이는 난반사 차폐 장치를 제안하였다. 또, 이 연구는 칼만 필터 적용, 실측 거리별 신호의 오차 범위 계산, 비콘과 단말기 간의 실측 거리와 예측 거리 매핑, 유전 연산을 이용한 거리 계산의 순서로 이루어지는 거리 보정 방법을 제안하였다.

[5]에서 제안한 방법은 실험에서 사용한 것과 같이 비교적 좁은 공간에서 신호 난반사로 인한 비콘과 사용자 단말기 간의 거리 측정 오차를 일부 감소시킬 수 있다. 하지만 전시공간 또는 강의실과 같이 신호의 전파를 방해하는 장애물과 신호를 반사하는 설치물이 많을 수 있는 비교적 넓은 공간에서 이 방법은 오류가 많을 수 있다.

또, 공간에 따라 [5]에서 제안한 방법은 거리 보정을 위한 상수가 재설정되어야 하며, 상수 재설정을 위해 실측 거리별 신호의 오차 측정이 수동으로 진행되어야 하는 문제도 있다.

## 2.2 삼각측량법을 이용한 실내 위치

삼각측량법(Trilateration-based algorithm)은 사용자 단말기와 세 개 이상의 기준점 간의 거리를 이용하여 사용자의 위치를 결정하는 방법이다. 이 방법을 적용하기 위해서는 기준점의 위치가 사전에 알려져 있어야 하며, 단말기와 각 기준점 간의 거리를 측정할 수 있어야 한다.

BLE 장치를 기반으로 한 실내 측위의 경우에 기준점은 BLE 비콘이 되며, 사용자 단말기와 비콘 간의 거리는 비콘이 주기적으로 송출하는 신호의 세기 즉, RSSI를 이용하여 계산된다. 하지만 앞에서 기술한 바와 같이 동일한 위치라고 하더라도 다양한 요인에 의해 사용자 단말기가 수신하는 비콘 신호의 RSSI는 달라질 수 있다.

여러 요인에 의한 비콘 신호 세기의 변화로 인한 삼각측량법의 오차 감소를 위해 [3]에서는 칼만 필터와 이상값(Error distance and location)을 제거하는 방법을 제안하고, 이를 이용한 구현을 위해 사용자 단말기에서 수행될 실내 위치 결정 소프트웨어 구조도 제안하였다.

## 2.3 공간 지문을 이용한 실내 위치

지문(Fingerprinting)을 이용한 실내 위치 결정은 대상 공간을 논리적으로 셀의 격자 구조로 나누고, 각 셀의 특징을 사전에 데이터베이스화 하고, 사용자 단말기가 인지한 셀의 특징을 데이터베이스에서 검색하여 사용자 위치를 결정하는 것이다[10]. 비콘을 이용한 실내 위치를 결정하는 응용 분야에서 셀의 특징은 사용자 단말기가 수신하는 비콘 신호의 세기가 된다.

[2]는 공간의 각 셀에 대한 지문을 이용하여 지문 데이터베이스를 구축하고, 이를 이용하여 사용자의 위치를 결정하고 있다. 이때 사용하는 지문으로는 사용자 단말기가 수신한 N개의 BLE 장치 RSSI 값을 이용하고 있다. 또, BLE 신호 지문을 이용한 위치 결정의 정확도를 개선하기 위해 일정 기간동안 수집한 RSSI 값의 중간값 또는 평균값을 이용하는 다중경로 신호변화 완화(Multipath mitigation) 방법을 사용하였다.

공간 지문을 이용한 실내 위치 결정 방법은 공간을 셀의 격자로 나눈 후 각 셀에서 BLE 장치가 송출한 신호를 수신한 RSSI 값을 이용하여 셀 특징을 사전에 데이터베이스로 구축해야 하는데 이 과정은 수동으로 이루어져야 하는 문제가 있다. 또, 셀 특징 데이터베이스 구축을 위해 사용한 수신기에서 측정된 RSSI 값과 사용자 단말기에서 측정된 RSSI 값이 다를 수 있어 이에 대한 보정이 필요하다.

사용자 단말기가 수신한 비콘의 신호 세기를 기반으로 하여 사용자 단말기와 비콘 간의 거리를 계산하고, 이를 기반으로 하여 특정 공간 내 사용자의 재실 여부를 결정하거나, 신호 세기만을 이용하여 재실 여부를 결정하는 것은 다양한 요인으로 인해 수신한 비콘 신호의 세기가 달라질 수 있어 효과적이지 않다.

### III. 신호 세기를 이용한 학습 데이터 생성

#### 3.1 실험 환경에서의 비콘 신호 패턴

실내 공간에 설치되어있는 비콘이 송출하는 신호를 사용자 단말기가 수신할 때 실내 공간의 상황 및 사용자 장치의 종류에 따라 그 신호 세기는 다르게 검출될 수 있다. 즉, 같은 위치에 있는 사용자 기기가 수신하는 비콘 신호의 세기는 상황에 따라 다를 수 있다. 따라서 사용자 기기가 수신한 신호의 세기를 기반으로 한 실내 위치 검출 및 서비스 제공에는 한계가 있다.

비콘 신호 세기 측정을 위해 그림 2에 나타난 것과 같은 대학의 컴퓨터 실습실에 ‘BEACON #1’과 ‘BEACON #2’로 표시한 두 개의 비콘을 설치한 후 사용자 단말기로 수신한 비콘 신호의 세기를 측정하였다. 신호 세기 측정은 실습실의 여러 위치와 실습실 밖에서 수행되었다.

표 1은 단말기가 수신한 비콘의 신호 세기를 나타낸 것으로 대상 장소 내에서 수신한 비콘 신호 세기가 -99dBm인 경우도 있었고, 밖에서 수신한 신호의 세기가 -67dBm인 경우도 있어 수신한 신호의 세기 또는 이를 이용한 거리를 활용하여 특정 공간 내 사용자의 재실 여부를 판단하는 것은 신뢰도가 떨어질 수 있다. 사용자가 실외에 있으면 단말기는 비콘 신호를 많은 경우 수신하지 못했지만, 실내에 설치된 비콘과 인접한 실외에서는 비콘 신호를 수신할 수 있었다.

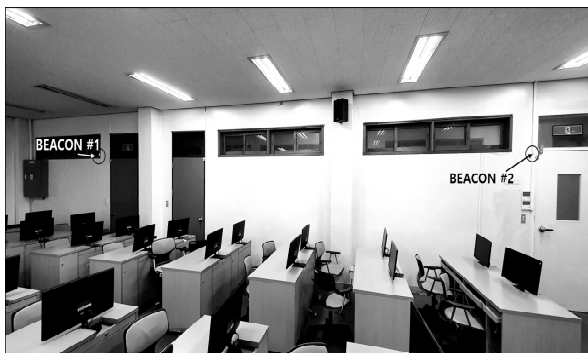


그림 2. 두 개의 비콘이 설치된 대학 컴퓨터 실습실  
Fig. 2. University computer room in which two beacons are installed

표 1. 실습실 내/외에서의 비콘 신호 세기  
Table 1. Signal strength in/out computer laboratory

	Max.	Min.	Avg.
In the computer laboratory	-45	-99	-77.8
Out the computer laboratory	-67	-93	-79.1

unit : dBm

#### 3.2 신호 세기 패턴 학습을 통한 재실 여부 결정

시간, 장소, 주변 환경 등의 조건이 같을 때 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기가 같다면 실내 위치 기반 서비스는 이 신호의 세기를 기반으로 하여도 사용자에게 적절하게 제공될 수 있다. 하지만 이러한 조건이 같아도 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기는 일련의 연속된 시간 동안에 계속 변하고 있다. 표 2는 대상 공간의 임의로 정한 위치에서 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호의 세기를 나타낸 것으로, 사용자 단말기가 비콘 신호 수신을 시작한 시간(t)부터 약 5초 단위로 5회 측정된 신호의 세기가 일정하지 않음을 알 수 있다.

표 2. 시간에 따라 실습실에서 비콘 신호 세기의 예  
Table 2. Beacon signal strength in target space

Time	t	t+1	t+2	t+3	t+4
Received signal strength	-71	-66	-63	-71	-66

unit : dBm

비콘 신호를 기반으로 하여 사용자가 특정 공간 내에 머물고 있음을 결정하는 것은 전자출결 시스템과 같이 사용자가 머무르고 있는 공간을 기반으로 한 서비스의 기반이 된다. 수신한 신호의 세기를 이용하여 사용자가 특정 공간에 머무르고 있음을 결정하는 것은 앞서 기술한 바와 같이 효과적이지 않다. 따라서 사용자 단말기가 수신한 신호의 세기가 아닌 수신 신호 세기의 패턴을 이용하여 사용자의 재실 여부를 결정하는 방법이 필요하다.

본 논문에서는 사용자 단말기가 수신하는 비콘 신호의 세기 패턴을 기계 학습하여 특정 공간 내에 사용자가 머무르고 있는가를 나타내는 사용자의 재실 여부를 결정하는 방법을 제안한다. 신호 세기 패턴 학습을 위해서는 현재 수신한 신호 세기와 더불어

어 이전에 수신한 신호 세기 데이터도 필요하므로 본 논문에서 사용하는 기계학습 모델은 그림 3에 나타낸 것과 같이 신호 세기 패턴 학습을 위해 순환신경망 모델을 이용하고, 신호 세기 패턴 학습 결과를 이용하여 사용자가- 엄밀히 말하면 사용자 단말기- 있는 곳을 실내 또는 실외로 분류하기 위해 완전 연결 신경망(FC, Fully-Connected neural network)을 이용하였다. 본 논문에서 구성한 각 신경망 모델의 구체적인 파라미터는 4장에서 기술한다.

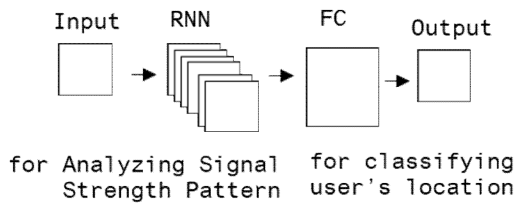


그림 3. 본 논문에서 사용한 신경망 모델  
Fig. 3. Neural network model used in this paper

### 3.3 신호 세기 빈도수 기반 학습 데이터

그림 3에 나타낸 신경망 모델에서 순환신경망의 입력은 단말기가 수신한 신호 세기 데이터이며, 단위는 dBm이다. 다음은 실험 환경 공간 내에서 사용자 단말기가 수신한 비콘 신호 세기의 예를 나타낸 것이다.

-79, -74, -73, -86, -73, -75, ...

순환신경망의 입력은 신호 세기를 표현하는 한 개의 값이기 때문에 이 값은 학습모델이 신호 세기 또는 신호 세기 패턴의 특징을 학습하기에는 간단하다. 따라서 효과적인 기계학습이 될 수 있도록 자연어 처리에서 문장을 구성하고 있는 단어의 특징을 풍부하게 표현하기 위해 단어 임베딩하는 것과 같이 기계학습 모델이 데이터 또는 데이터 패턴이 가지고 있는 특징을 잘 표현할 수 있도록 학습 데이터가 생성되어야 한다.

신호 세기를 이용하여 학습 데이터를 생성하기 위해 본 논문에서 제안하는 방법은 영상처리에서 대상 이미지에 출현한 색의 빈도수를 이용하여 생성한 히스토그램을 이용한 것과 같이 학습 대상이

되는 각 신호 세기의 출현 빈도를 이용하여 각 신호 세기를 위한 벡터 데이터를 학습 데이터로 사용한다. 그림 4는 실험 환경에서 수신한 신호 세기의 빈도 벡터를 그래프로 나타낸 것이다. 실험 환경에서 수신한 신호 세기의 최대값과 최소값은 -45dBm과 -99dBm이며, 중간 세기는 -71dBm이다.

신호 세기 빈도를 이용하여 사용자 단말기가 수신한 신호 세기를 이용하여 학습 데이터를 생성하는 방법은 수신한 신호 세기가 학습 데이터 벡터의 중간값이 되도록 신호 세기 빈도수 벡터의 값을 이동하는 것이다. 예를 들어, 사용자 단말기가 수신한 신호 세기가 -86인 경우에 생성한 크기 55인 학습 데이터 벡터를 그래프로 표현한 것이 그림 5이다. 또, 그림 6은 신호 세기가 -65인 경우에 생성한 데이터 벡터를 그래프를 표현하였다.

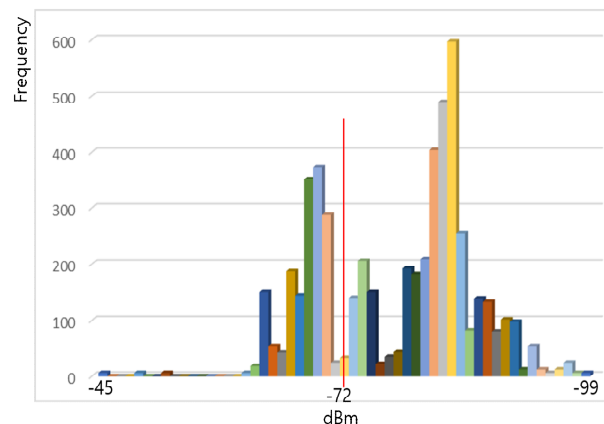


그림 4. 신호 세기 빈도 그래프  
Fig. 4. Signal strength frequency vector graph

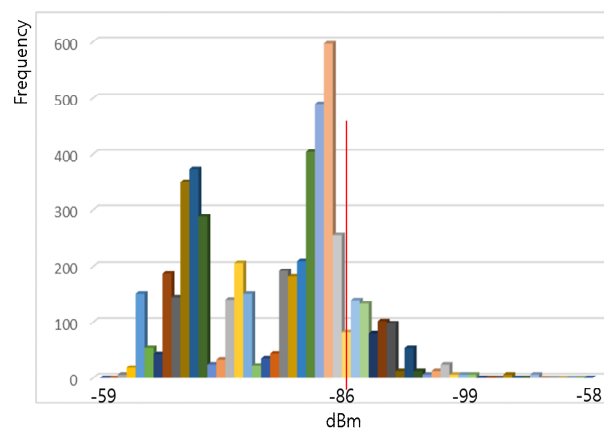


그림 5. 신호 세기가 -86인 경우 빈도 벡터 그래프  
Fig. 5. Frequency vector graph in the case of signal strength -86

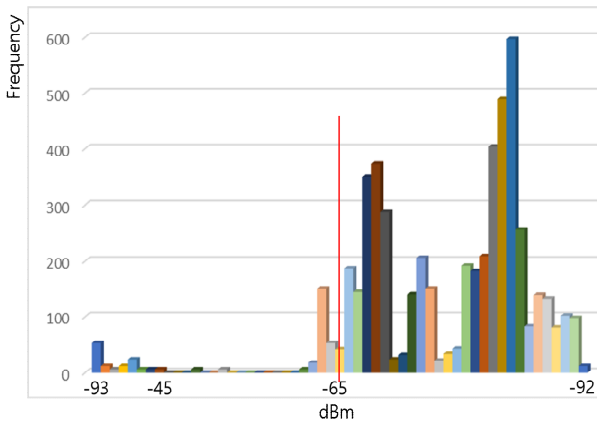


그림 6. 신호 세기가 -65인 경우 빈도 벡터 그래프  
Fig. 6. Frequency vector graph in the case of signal strength -65

#### IV. 기계학습 모델 및 실험 결과 분석

##### 4.1 기계학습 모델

본 논문에서 제안한 데이터(수신한 비콘 신호 세기) 출현 빈도 기반 학습 데이터 생성 방법으로 생성한 데이터를 학습한 후 일련의 입력 데이터에 대해 비콘이 있는 공간 내 사용자의 재실 여부를 결정하기 위해 본 논문에서 구성한 학습모델은 그림 7에 나타낸 것과 같다.

본 논문에서 사용한 학습모델은 시퀀스라고 불리는 일련의 연속된 데이터를 모델링하는 순환신경망 RNN을 중심으로 구성되어 있다. 특정 공간 내 사용자의 재실 여부 결정을 위해 본 논문에서 사용하는 방법이 연속된 일련의 수신 신호 세기 데이터를 학습하는 것이기 때문에 본 논문의 학습모델은 순환신경망을 사용하였고, RNN으로 표기하였다. 순환신경망은 128개의 뉴런으로 구성하고, 시퀀스는 6으로 하였다.

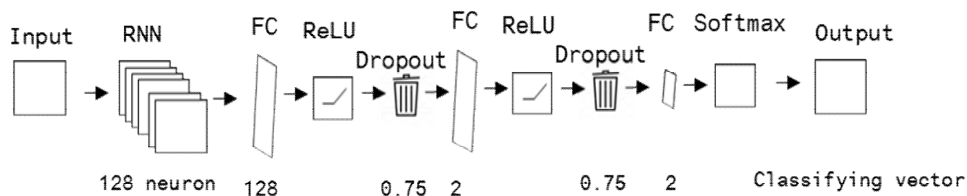


그림 7. 강의실, 회의실 등의 공간에 사용자의 존재 여부 판별을 위한 비콘 신호 기반 기계학습 모델  
Fig. 7. Machine learning model based on beacon signal strength for deciding whether or not user is in a space such as lecture room, meeting room, etc.

순환신경망이 신호 세기 패턴 학습 및 분석을 하며 다음 단계의 신경망에서는 실내에 사용자의 존재 여부를 분류한다. 이를 위해 본 연구에서는 128개의 뉴런으로 구성되는 두 단계의 완전 연결 신경망을 이용하였고, FC로 표시하였다. 각 단계의 활성화 함수는 ReLU를 사용하였으며, 드롭아웃은 0.75로 설정하였다. 마지막 단계의 완전 연결 신경망은 공간 내 사용자의 존재 여부를 결정하기 위해 2개의 뉴런으로 구성되어 있으며, 활성화 함수는 softmax를 사용하였다. 기계학습 모델을 위한 오차 함수는 크로스엔트로피이며, 오차를 최소화하기 위한 최적화 알고리즘으로는 Adam 알고리즘을 사용하였다.

##### 4.2 실험 환경 및 결과

각 신호 세기를 신호 세기 패턴의 특징을 잘 표현할 수 있도록 본 논문에서 제안한 출현 빈도 기반 학습 데이터 생성 방법과 이를 이용하는 학습모델의 구현에 텐스플로 기반의 Keras가 이용되었다. Keras는 본 논문의 실험을 위해 사용한 시스템 환경(Intel Xeon E5-2640, 2CPU, 32GB, Quadro P2000 GPU, Ubuntu 18.04)과 무관하게 다양한 운영환경에서 실행된다.

사용자 단말기가 수신한 비콘 신호 세기 데이터에서 연속된 신호 세기 데이터를 사전 정의된 시퀀스 수 만큼 묶어 기초 데이터를 만들었다. 본 논문에서 사용한 시퀀스는 6으로 하였다. 이 과정을 통해 만들어진 기초 데이터는 843×6의 크기를 갖는다. 그림 8은 신호 세기 데이터에서 연속된 6개의 데이터를 묶어 기초 데이터를 만드는 것을 나타내고 있다.

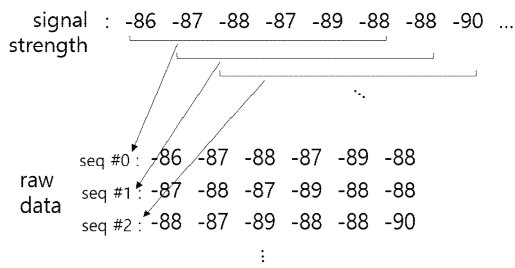


그림 8. 학습 데이터 생성을 위한 기초 데이터  
Fig. 8. Raw data for generating training data

학습 데이터는 본 논문에서 제안한 데이터 출현 빈도 기반 학습 데이터 생성 방법을 이용하여 생성되었다. 본 논문에서는 한 개의 기초 데이터가 길이 55인 벡터로 표현되기 때문에 843×6 크기의 기초 데이터로 생성된 학습 데이터는 843×6×55의 크기를 갖는다.

표 3은 학습을 완료한 후 시험용 데이터를 이용하여 실내에 사용자의 재실 여부를 결정한 결과를 나타낸 것이다. 실험 결과에 의하면 실험 환경의 실내(Right answer-indoor)에서 수신한 일련의 신호 세기 데이터를 입력으로 하여 기계학습 모델이 추정 한 것(Predict answer)은 모두 정확하게 결정하였다. 반면 실험 환경의 실외(Right answer-outdoor)에서 수신한 신호 세기 데이터를 모델에 적용한 경우에 실내(Predict answer-indoor)이라고 잘못 예측한 비율이 0.4, 실외(Predict answer-outdoor)이라고 예측한 비율이 0.6으로 평가되었다.

표 3. 공간 내 사용자 재실 결정 정확도  
Table 3. Accuracy for user's presence in the room

Right answer \ Predict answer	Indoor	Outdoor
	Indoor	1.0
Outdoor	0.4	0.6

실외에서 수신한 비콘 신호 세기를 입력으로 하여 학습모델이 예측한 사용자의 위치 결정의 오류는 학습 데이터에 실외에서 수신한 신호 세기 데이터가 상대적으로 적게 포함된 것이 그 원인인 것으로 판단이 된다.

## V. 결론 및 향후 과제

위치 정보는 중요한 사용자 문맥 정보 중의 하나

이다. 위치 기반 서비스의 종류에 따라 위치 정보의 획득 방법, 정밀도 등은 달라질 수 있다. 특히, 실내에서의 위치 결정을 위해 사용되는 비콘은 정확한 위치 정보 획득을 목적으로 하기보다는 특정 공간 내에 사용자의 재실 여부 결정을 위해 사용된다.

본 논문에서는 비콘 신호 세기를 기반으로 한 위치 결정 및 사용자 재실 여부 결정 방법의 한계를 기술하고 이를 해결하기 위해 신호 세기 패턴을 학습하고 이를 사용자 재실 여부 결정에 사용하는 기계학습 기법을 제안하였다. 이를 위해 신호 세기 빈도 기반의 학습 데이터 생성 방법을 제안하였고, 순환신경망과 완전연결 신경망으로 구성된 학습모델을 구성하였다.

본 논문에서 제안한 학습 데이터 생성 방법과 학습모델 구성이 비콘을 활용하여 실내에 사용자의 재실 여부 결정에 효과가 있음을 보이기 위해 본 논문에서는 대학의 컴퓨터 실습실에 두 개의 비콘을 설치하여 수신한 신호 세기 데이터를 확보하여 학습 데이터 생성, 학습모델 구성, 테스트 데이터를 이용한 실험을 수행하였다. 실험 결과에 따르면 실내에서 측정된 일련의 연속된 비콘 신호 세기를 입력으로 한 모델의 예측은 모두 '실내'로 결정하였지만, 실외에서 측정된 데이터 열에 대해서는 다소 결정 오류가 있었다.

추후 연구과제는 실외에서 측정된 신호 세기 데이터 열을 대상으로 한 결정 오류 비율을 감소시키기 위한 방법을 찾는 것이다. 또, 본 논문에서 사용한 신호 세기 빈도 벡터는 본 논문에서 사용한 대상 실험 환경을 기반으로 하고 있다. 따라서 신호 세기 빈도 벡터의 일반화 방법에 대한 연구가 필요하다.

## References

[1] A. Dey and G. Abowd, "Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness", Technical Report git-gvu-99-22, Jan. 2000.

[2] R. Faragher and R. Harle, "An analysis of the accuracy of Bluetooth low energy for indoor positioning applications", in Proc. of the 27th International Technical Meeting of the Satellite

Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+14), Tampa, Florida, pp. 201-210, Sep. 2014.

[3] J. Park, J. Kim, and S. Kang, "BLE-Based Accurate Indoor Location Tracking for Home and Office", Computer Science & Information Technology(CS&IT), CSCP 2015, Vienna, Austria, pp. 173-182, Dec. 2015.

[4] X. Zhao, Z. Xiao, A. Markham, N. Trigoni, and Y. Ren, "Does BLE measure up against WiFi? A comparison of indoor location performance", European Wireless 2014, pp. 263-268, May 2014.

[5] C. P. Yoon and C. G Hwang, "Efficient indoor positioning systems for indoor location-based service provider", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 19, No. 6, pp. 1368-1373, Jun. 2015.

[6] H. Park and G. Hwang, "Ad-hoc Electronic Attendance Checking System Based on BLE Beacon", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Science, Vol. 42, No. 1, pp. 227-229, Jan. 2017.

[7] S. Lee, K. Kim, and Y Shin, "Interference Avoidance for Beacon Based Indoor Wireless Localization", in Proc. of The Korean Institute of Communications and Information Sciences, Seoul, pp. 656-657, Nov. 2015.

[8] H. Cho, J. Ji, Z. Chen, H. Park, and W. Lee, "Accurate Distance Estimation between Things: A Self-correcting Approach", Open Journal of Internet of Things, Vol. 1, No. 2, pp. 19-27, Aug. 2015.

[9] B. Gu, "IP&SF: Indoor Positioning and Service Framework by using Information about BLE-based Beacons in Indoor Spaces", Journal of Platform Technology, Vol. 4, No. 2, pp. 6-13, Jun. 2016.

[10] D. Nam and H. Han, "Indoor Positioning System Using Fingerprinting Technique", Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems, Vol. 7, No. 1, pp. 1-9, Feb. 2008.

저자소개

김진 (Jin Kim)



2013년 2월 : 충북대학교  
컴퓨터공학과(공학박사)  
2013년 ~ 현재 : 중원대학교  
컴퓨터공학과 조교수  
관심분야 : 컴퓨터네트워크,  
정보보호

구본근 (Bongen Gu)



1991년 2월 : 인제대학교 전산학과  
(이학사)  
1993년 2월 : 부산외국어대학교  
대학원 컴퓨터공학과(공학석사)  
1998년 2월 : 경북대학교 대학원  
컴퓨터공학과(공학박사)  
1998년 4월 ~ 현재 : 한국교통  
대학교 컴퓨터공학과 교수  
관심분야 : 컴퓨터구조, 병렬/분산시스템, ML 기반 IoT