

Counting and Localizing Occupants using IR-UWB Radar and Machine Learning

Geonwoo Ji*, Changwon Lee*, Jaeseok Yun*

*Student, Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University, Asan, Korea

*Student, Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University, Asan, Korea

*Professor, Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University, Asan, Korea

[Abstract]

Localization systems can be used with various circumstances like measuring population movement and rescue technology, even in security technology (like infiltration detection system). Vision sensors such as camera often used for localization is susceptible with light and temperature, and can cause invasion of privacy. In this paper, we used ultra-wideband radar technology (which is not limited by aforementioned problems) and machine learning techniques to measure the number and location of occupants in other indoor spaces behind the wall. We used four different algorithms and compared their results, including extremely randomized tree for four different situations; detect the number of occupants in a classroom, split the classroom into 28 locations and check the position of occupant, select one out of the 28 locations, divide it into 16 fine-grained locations, and check the position of occupant, and checking the positions of two occupants (existing in different locations). Overall, four algorithms showed good results and we verified that detecting the number and location of occupants are possible with high accuracy using machine learning. Also we have considered the possibility of service expansion using the oneM2M standard platform and expect to develop more service and products if this technology is used in various fields.

▶ **Key words:** UWB radar, counting occupants, localization, machine learning, oneM2M

-
- First Author: Geonwoo Ji, Corresponding Author: Jaeseok Yun
 - *Geonwoo Ji (spacegray.ji@gmail.com), Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University
 - *Changwon Lee (lcw0115a@gmail.com), Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University
 - *Jaeseok Yun (yun@sch.ac.kr), Dept. Internet of Things, Soonchunhyang University
 - Received: 2022. 03. 18, Revised: 2022. 04. 27, Accepted: 2022. 04. 28.

[요 약]

사람이나 사물 등의 위치를 알아낼 수 있는 측위기술은 사람의 유동량 측정, 보안, 인원 구조 등 다양한 환경에서 요구되고 사용될 수 있다. 측위를 위해 카메라와 같은 시각 센서기술을 사용하기는 하지만 이는 빛, 온도 등 주변 환경에 민감하며 사생활 노출 문제가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 앞서 말한 문제들이 없는 초광대역 (UWB, ultra wideband) 레이더 기술과 머신러닝을 이용하여 벽 뒤 다른 실내공간에 있는 점유자의 수와 위치를 인식하는 연구를 수행하였다. 네 가지 상황 (강의실 내 몇 명이 있는지, 28가지의 위치를 정하고 어느 위치에 있는지, 28가지의 위치 중 한 위치에서 더 세부적인 16가지 위치 중 어느 위치에 있는지, 두 명이 동시에 있는 상황에서 어느 위치에 있는지)에 대해 극단적 랜덤 트리 등 네 가지 알고리즘 별로 모델을 생성하고 그 결과를 비교하였다. 전체적으로 네 가지 알고리즘 모두 좋은 결과를 보여주었으며 머신러닝을 이용해 위치인식 및 위치측정이 가능함을 검증하였다. 또한 oneM2M 표준 플랫폼을 활용하여 서비스 확장 가능성을 고려하였으며 이 기술을 여러 분야에서 활용한다면 더욱 많은 서비스나 제품을 창출할 수 있을 것으로 기대한다.

▶ **주제어:** 초광대역 레이더, 인원계수, 위치인식, 머신러닝, 원엠투엠

I. Introduction

측위기술은 사람이나 사물들의 위치를 알아낼 수 있는 기술이다. 이 기술은 사람의 유동량 측정, 주거 공간 및 시설 등의 침입 그리고 인원 구조 등 다양한 환경에서 요구되고 사용될 수 있다.

외부 환경의 경우 범지구위치결정시스템 (GPS, global positioning system)이라는 강력한 기술이 존재하지만, 이는 실내에서는 정상 동작에 어려움이 있다. 실내 환경에서 위치를 측정하기위해 카메라와 같은 시각 센서기술을 사용하기도 하지만 빛, 온도 등 주변 환경에 민감하다.

초광대역 (UWB, ultra wideband) 레이더 기술은 넓은 주파수 대역을 사용하기 때문에 높은 투과성과 정확도, 그리고 해상도를 가진다. 그렇기 때문에 비금속 장애물 콘크리트, 파티션, 석고벽 등을 통과하여 벽 너머에 있는 물체를 탐지할 수 있다. 또한 저비용-저전력으로 센티미터 단위의 정밀 측위가 가능하고 이러한 장점을 이용해 비접촉식 심박수 측정, 공공장소에서의 특이상황 (이상행위)등을 감지하는 등 다양한 분야에서의 연구 및 개발이 활발하게 진행되고 있다.

본 논문에서는 IR-UWB (impulse response-UWB) 레이더 센서와 머신러닝을 이용하여 벽 뒤 다른 실내 공간에 있는 점유자의 수와 위치를 인식하는 연구를 수행하였다. IR-UWB 레이더 데이터를 수집하고 점유자 수, 위치, 보다 세부적인 위치, 두 명의 점유자가 있는 상황에서 위치를 인식하는 총 네 개의 머신러닝 모델을 생성하고 학습하였다. 또한 이 서비스가 표준 사물인터넷 (IoT, internet of things) 시스템과 연동될 수 있도록

oneM2M 국제 사물인터넷 표준을 기반으로 개발된 오픈 소스 플랫폼인 모비우스를 활용하여 구현하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 다양한 기술을 활용하여 측위, 인원탐지, 비접촉식 측정 등 실제 관련 연구 사례를 기술한다. 3장에서는 장애물 뒤 인원 계수 및 위치측정 시스템이 사용될 수 있는 서비스 시나리오를 보이고, IR-UWB 레이더의 기본원리와 전체 시스템 구성도에 대해 설명한다. 4장에서는 실험 환경과 데이터 수집 그리고 수집한 데이터에 머신러닝을 적용하여 실험한 내용을 기술한다. 5장에서는 본 논문에서 제안한 기법의 한계점과 향후 과제를 제안하고 결론을 제시한다.

II. Related work

실내 환경에서 측위에 관련된 연구는 컴퓨터 정보 사회에서 중요한 문제로써 활발한 연구가 진행되고 있다 [1-2].

Saab와 Nakad는 RFID 기반 저비용 패시브 태그를 활용한 위치 추정 알고리즘을 제안하였다 [3]. RFID 판독기 모듈을 탑재한 객체는 객체 경로 옆에 설치된 저비용 패시브 태그신호를 읽는다. 먼저 판독기 각도 경로를 손실을 무시하고 자신의 위치를 추정하고, 추정치에 기초하여 판독기 각도 경로 손실 추정을 위한 반복 절차 구현 방법을 제안했다.

Werner 등은 분산 아키텍처 기반 모바일 시각 실내

측위 시스템을 제안했다 [4]. 모바일 애플리케이션을 이용하여 주변환경의 이미지를 찍거나 비디오를 녹화한다. 이를 서버에 업로드하고 데이터베이스와 비교하여 현재 본인의 위치를 측정하는 기법을 활용하였다.

Feldmann 등은 블루투스 모듈을 가진 휴대용 장치를 이용하여 블루투스 신호세기 기반 측위 시스템을 실험했다 [5]. 블루투스 수신기에서 측정된 신호 강도표시기 (RSSI, received signal strength indicator)를 활용하여 송신자와 수신기 사이 거리를 추정하고 삼각측량법을 활용하여 정확한 위치를 계산하였다.

Dabove 등은 UWB를 이용해 실내 공간에서 점유자의 정확한 측위를 위해 양방향 비행시간 (TWTF: two-way time of flight)을 이용하여 실내 위치 상용 시스템을 제안하고 이를 검증하였다 [6].

Fujii 등은 송수신이 모두 제공되는 노드와 송신기만 장착된 태그로 측위 시스템을 구성했다 [7]. 시스템은 태그에서 전송된 UWB 펄스를 수신하고, 신호도착 시간차 (TDoA: time difference or arrival) 방법을 사용하여 태그의 위치를 계산한다.

Li 등은 장애물 너머의 사람을 감지했다 [8]. 일반적으로 도플러 또는 마이크로 도플러 효과를 사용하지만, 이 논문에서는 푸리에 변환과 S-transform을 사용했다. 강한 잡음속에서 활력징후 (vital sign) 신호를 처리, 식별하였고, 이를 이용해 매몰된 생존자를 찾는 등 활용법도 제시하였다.

Yarovoy 등은 UWB를 이용하여 사람의 호흡을 감지하는 것을 감지해내는 연구를 수행하였다 [9]. 호흡으로 인해 변화하는 신체 범위가 0.6cm임을 확인하였고, 신체를 따라 편광된 전자파가 직교편광보다 반사율이 높은 사실을 이용하여 사람의 존재 유무를 감지하였다.

UWB를 이용하여 실내 공간에서 인원을 계수하는 알고리즘들 또한 연구가 진행되고 있다. Choi 등은 UWB를 이용하여 다중 경로 환경에서 (실내와 금속으로 이루어진 엘리베이터 두 가지) 인원수를 세는 계수 알고리즘을 제안했다 [10].

Yang 등은 기존 연구에서 사용되는 DC성분 제거, 대역 통과 필터, 클러스터 신호 제거등과 같이 신호 처리를 사용하지 않고 CNN (convolutional neural network)을 사용하여 인원계수를 하는 연구를 수행하였다 [11].

Khan 등은 UWB 센서를 이용하여 사람과 기계가 있는 스마트 팩토리 환경에서 충돌을 방지하기 위한 연구를 진행하였다. 실내에 4개의 UWB 센서를 설치하고 4개의 센서로부터 수집된 데이터를 CNN에 적용하여 사람 또는

움직이는 기계의 위치를 측정하는 연구를 수행하였다. 또한 제안한 알고리즘을 검증하기 위해 다른 실내 환경에서 실험을 수행하였다 [12].

앞에서 기술한 바와 같이 UWB는 신호 특성에 따라 시각센서가 갖는 사생활 노출 문제가 없고, 초광대역 주파수를 사용하기 때문에 비금속 장애물에 가려진 영역에 대한 신호 측정도 가능한 장점이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 UWB 신호의 알고리즘 기반 활용에서 나아가 신호 데이터를 이용한 머신러닝을 적용하여 측위 뿐만 아니라 인원을 계수할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

III. People counting and localizing system through the wall

1. Service scenarios of the proposed system

장애물 뒤 물체 또는 사람을 인식하고 위치를 알아내는 기술은 다양한 서비스에서 활용될 수 있다. 대표적으로 사용될 수 있는 세 가지 시나리오는 아래 그림에 표현된 바와 같이 스마트 팩토리, 스마트 오피스, 스마트 캠퍼스가 있다 (Fig. 1).

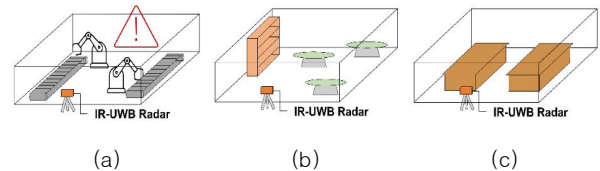


Fig. 1. Service scenarios of the proposed system (a) smart class, (b) smart office, (c) smart factory

1.1 Smart factory

공장에는 크고 무거운 위험한 설비들이 있는 환경이다. 이러한 환경에서 순간의 실수는 치명적인 인명사고로 이어질 수 있고, 기업의 막대한 경제적 손실로 이어질 수 있다. 공장에서는 안전사고와 산업재해 예방을 위해 물리적 펜스를 설치하여 운영하지만 좁은 범위에만 설치되거나 제한된 감지 능력으로 인해 사각지대가 발생하곤 한다. 이러한 환경에서 그림 1-(a)과 같이 IR-UWB 레이더 센서를 이용하여 장애물 뒤 보이지 않는 공간에 있는 물체나 사람을 감지하는 방식으로 위험한 상황이나, 실수로 발생할 수 있는 사고를 예방할 수 있다.

1.2 Smart office

오피스에서도 제안하는 기법을 활용할 수 있다 (Fig. 1-(b)). 예를 들어, 가장 큰 전력사용을 차지하는 냉난방 시스템이나 전기기기들의 전원을 오피스 내 점유자들의 분포, 계수 등 공간정보에 따라 자율조절을 한다면 에너지 효율 개선이 가능하다. 제안하는 UWB 기반 방법은 생활이 노출될 수 있는 시각센서의 단점을 해결하면서도 인원 계수나 점유자들의 분포 정보를 제어 시스템에 전달하여 활용할 수 있다.

1.3 Smart campus

많은 학생들이 사용하는 교내 시설인 카페, 다목적실, 동아리실 등은 학생들의 사용 목적에 따라 공간 내 점유자의 수와 분포가 동적으로 바뀌는 상황이 대부분이다. 이렇게 혼잡도가 동적으로 바뀌는 공간에서 제안하는 UWB 기법은 공간의 사용 여부, 분포도, 혼잡도 등 정보를 추정할 수 있고, 시각화 하여 구성원들이 직접 가지않고 확인할 수 있는 서비스 제공이 가능하다 (Fig. 1-(c)).

따라서 본 논문에서는 위에서 기술한 서비스 시나리오에서 사용될 수 있는, 장애물에 가려진 공간에서 인원을 계수하고 위치를 인식하기 위한 방법을 제안한다.

2. Fundamentals of IR-UWB radar

IR-UWB 기술은 넓은 주파수 대역을 사용하는 초광대역 레이더 기술이다. IR-UWB 레이더의 기본 동작 원리는 광대역 임펄스 라디오 신호를 송수신하여 처리하는 방식을 사용한다. 초광대역을 사용하기 때문에 높은 투과성과 정확성 그리고 높은 공간 해상도를 가진다. 또한 IR-UWB 레이더 센서를 사용하면 비금속 장애물이나 벽, 칸막이 등을 투과하여 그 뒤에 있는 물체를 탐지할 수 있다.

IR-UWB 레이더는 Fig. 2와 같이 송신 (Tx) 안테나를 통해 임펄스 신호를 송신한다. 송신된 신호는 대상 객체에 부딪혀 반사되고, 이 신호는 수신 (Rx) 안테나를 통해 수신된다. 반사된 객체의 위치에 따라 수신된 신호의 주파수별 세기가 달라지기 때문에 이 성질을 활용하면 머신러닝의 특성으로 사용하여 위치를 인식할 수 있다.

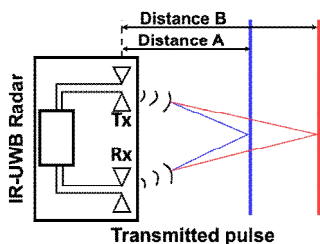


Fig. 2. Basic principle of IR-UWB radar

본 논문에서는 장애물 뒤 인원 계수 및 위치측정을 위하여 Novelda 사의 IR-UWB 레이더 센서인 X4M06을 사용하였다. 센서를 통하여 RF 신호 또는 이를 하향 변환한 기저대역 (baseband) 신호를 수집할 수 있는데 센서의 고속 데이터 처리를 위해 실험에서는 기저대역 신호를 사용하였다. 하향 변환된 기저대역 신호는 183 개의 대역 (bin)으로 구성되어 있으며 Fig. 3과 같은 형태를 가진다. 센서의 측정 범위는 약 10m 이며 센서의 자세한 사양은 Table 1과 같다.

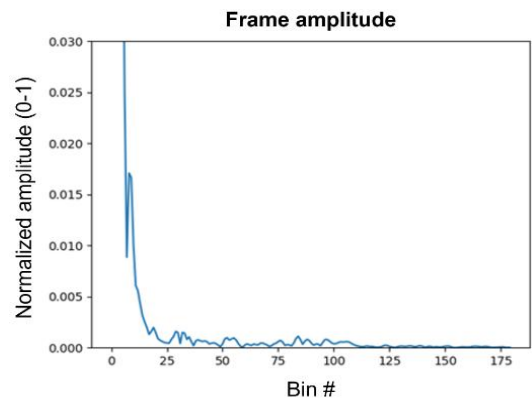


Fig. 3. 183 Converted baseband data feature vector

Table 1. Sensor Specification

Index	Info
Carrier frequency	7.29 GHz
Frequency bandwidth	1.4 GHz
Azimuth beamwidth	65°
Elevation beamwidth	65°
Maximum detectable range	10 m
Size	58 x 21 mm size
Interface	USB and UART communication

3. Overall system architecture

제안한 시스템의 전체 구성도는 Fig. 4에서 보이는 바와 같다. (1) IR-UWB 레이더 센서와 USB 인터페이스로 연결된 컴퓨터가 DAQ (data acquisition) 역할을 수행하고 센서로부터 데이터를 수집한다. (2) 수집한 데이터는 국제 사물인터넷 표준인 oneM2M을 기반으로 개발된 오픈소스 서버 플랫폼 모비우스에 업로드 된다. (3) oneM2M 표준 기반 API를 활용하여 모비우스에 수집된 데이터를 내려받고 머신러닝 모델 생성 및 학습을 한다. (4) 이후 생성된 머신러닝 모델을 이용하여 필요한 인원 계수 및 위치 측정을 수행한다.

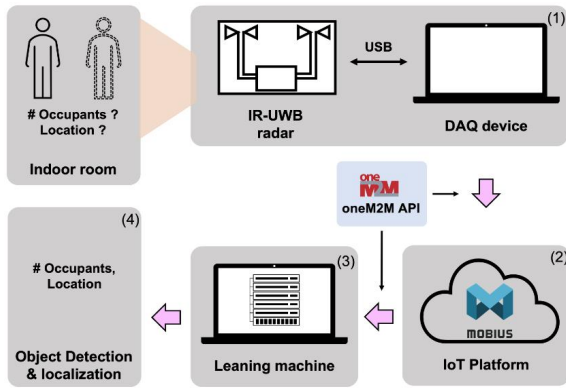


Fig. 4. Overall system architecture

IV. Experiment

1. Data collection environment

1.1 Experimental environment

실험은 Fig. 5에 보이는 바와 같이 석고 가벽과 콘크리트로 구성되어있는 대학교 내 강의실에서 진행하였다. 대상 강의실은 1035 x 735 cm² 넓이이고, 강의용 책상이 배치 되어있어 앉는 좌석 중 가로 4개, 세로 7개 총 28 자리 인식 대상 위치를 선정하였고 IR-UWB 레이더 센서는 그림에서 보이듯이 벽 뒤에 있는 옆 강의실에 설치하였다.



Fig. 5. Experimental environment

1.2 Data collection

학교 내 학생을 대상으로 모델을 학습하기 위한 데이터 수집을 진행하였다. 다음과 같은 네 가지 상황을 가정하고 3명의 피실험자로부터 데이터를 수집하였다.

(1) 강의실 내 아무도 없는 경우

이 상황은 강의실에 아무도 없을 때 센서로부터 데이터를 수집하였다.

(2) 강의실 내 점유자가 28개 위치 중 하나에 있는 경우
이 상황은 Fig. 6과 같이 강의실 내 1부터 28까지의 위치를 정해두고 (그림에서 MGrid 1 부터 28로 표현), 그 위치에 사람이 서있는 동안 데이터를 수집하였다. 한 위

치 당 약 1분씩 센서 신호를 수집하였고 총 3명에 대한 데이터를 수집하였다.

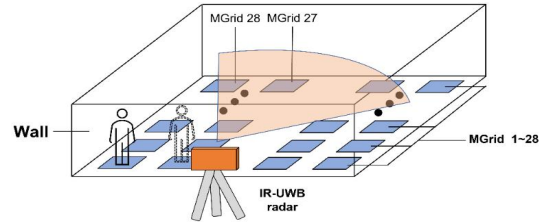


Fig. 6. 1-person experiment with 28 grids (MGrid 1 to 28)

(3) 강의실 내 점유자가 특정한 위치 (MGrid 15)에서 보다 세부적인 16개 위치에 있는 경우

이 상황은 (2)에서 수집한 위치 중 하나인 MGrid 15를 선택하고 그 자리 주변에서 Fig. 7과 같이 16개의 보다 세부적인 위치를 정하였다 (mGrid 1 부터 16). 하나의 위치는 15 x 15 cm² 크기의 세부적인 위치로 표현했고 세부적인 위치 한 칸에 피 실험자의 왼쪽 발끝이 들어가도록 하여 센서 신호를 측정하였다.

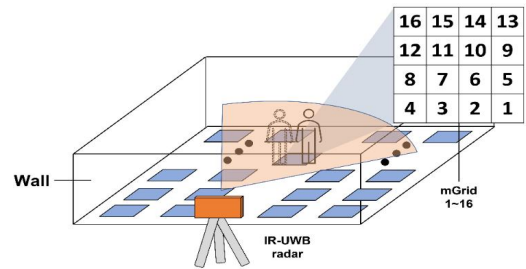


Fig. 7. 1-person experiment with 16 micro-grids (mGrid_1 to mGrid_16)

(4) 강의실 내 두 명이 동시에 있는 경우

이 상황은 두 명의 피실험자가 상황 (2)에서 정의한 28 가지 위치 중 두 자리를 점유하고 있다고 가정하였다. 그러나 모든 상황에 대한 데이터를 수집하는데 시간적 어려움이 있어, 본 논문에서는 두 명이 함께 있는 여섯 가지 상황을 Table 2에 보이듯이 가정하고 데이터 수집을 진행하였다. 한 피실험자는 MGrid_25에 고정하여 서있고 나머지 피실험자가 위치를 이동하며 데이터를 수집하였다.

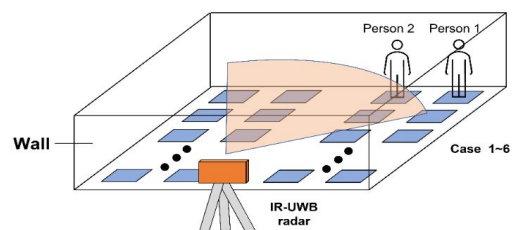


Fig. 8. 2-person experiment with 6 Cases

Table 2. 6 Cases for 2-Person locations

Case	Location 1	Location 2
1	25	26
2	25	27
3	25	28
4	25	21
5	25	17
6	25	13

2. Machine learning

2.1 Feature vectors

머신러닝에 사용한 데이터의 형태는 Fig. 7과 같다. 한 인스턴스는 총 185개의 데이터로 구성되어 있다. 이 중 특성 벡터는 총 183개의 IR-UWB 신호를 하향 변환한 기저대역 신호로 구성되어 있다. 학습을 위한 타겟값은 피실험자의 수 (0, 1, 2), 피실험자의 위치 (MGrid_1 to 28, mGrid_1 to 16) 또는 두 명의 피실험자가 동시에 있는 상황 (Case 1-6)을 직접 추가하였다.

Instances	Feature vectors (183)																																																																																																																																																																																							Target, # occupants (1)	
	0	1	2	...	178	179	180	181	182	183	184	185																																																																																																																																																																													
0	2.022020e-13	0.042919	0.079753	0.002476	...	0.000005	0.000101	0.000105	0.000107	0.000076	0.000026	1.0	1.0																																																																																																																																																																												
1	2.022020e-13	0.043621	0.078853	0.002291	...	0.000049	0.000088	0.000126	0.000115	0.000058	0.000030	1.0	1.0																																																																																																																																																																												
2	2.022020e-13	0.043640	0.078846	0.002470	...	0.000051	0.000082	0.000095	0.000090	0.000054	0.000037	1.0	1.0																																																																																																																																																																												
3	2.022020e-13	0.043671	0.078932	0.002411	...	0.000066	0.000101	0.000121	0.000114	0.000061	0.000017	1.0	1.0																																																																																																																																																																												
4	2.022020e-13	0.043770	0.078966	0.002328	...	0.000031	0.000067	0.000097	0.000064	0.000028	0.000039	1.0	1.0																																																																																																																																																																												
...																																																																																																																																																																												
594	2.022020e-13	0.043415	0.078405	0.002320	...	0.000034	0.000072	0.000113	0.000115	0.000052	0.000037	1.0	28.0																																																																																																																																																																												
595	2.022020e-13	0.043403	0.078374	0.002281	...	0.000033	0.000074	0.000123	0.000104	0.000046	0.000021	1.0	28.0																																																																																																																																																																												
596	2.022020e-13	0.043427	0.078438	0.002316	...	0.000043	0.000092	0.000102	0.000102	0.000071	0.000042	1.0	28.0																																																																																																																																																																												
597	2.022020e-13	0.043440	0.078374	0.002366	...	0.000041	0.000084	0.000103	0.000097	0.000079	0.000032	1.0	28.0																																																																																																																																																																												
598	2.022020e-13	0.043456	0.078472	0.002359	...	0.000034	0.000085	0.000140	0.000152	0.000063	0.000017	1.0	28.0																																																																																																																																																																												

Fig. 9. Feature vectors for machine learning

2.2 Machine learning procedure

위에서 설명한 네 가지 상황에서 인원 계수와 위치 인식을 위해 총 4개의 머신러닝 모델을 생성하였다. 생성된 모델의 적용은 Fig. 8과 같은 순서로 진행된다. 모델 (a)는 공간 내부에 인원이 몇 명이 있는지 계수하는 모델이고, 최대 두 명이 있는 상황을 가정하여 데이터를 수집하였기 때문에 0명, 1명, 2명 총 세 가지 중 하나의 값을 출력한다. 모델 (b)는 모델 (a)에서 한 명이 있다고 판단했을 때, 28가지 MGrid 중 어느 위치에 있는지 인식하는 모델이다. 모델 (c)는 모델 (b)에서 MGrid_15에 피실험자가 있다고 인식한 경우, 16가지 mGrid 위치 중 어디에 있는지 인식하는 모델이다. 마지막으로 모델 (d)는 모델 (a)가 두 명이 있다고 판단했을 때 Case 1-6 중 어느 위치에 두 명이 있는지 인식하는 모델이다.

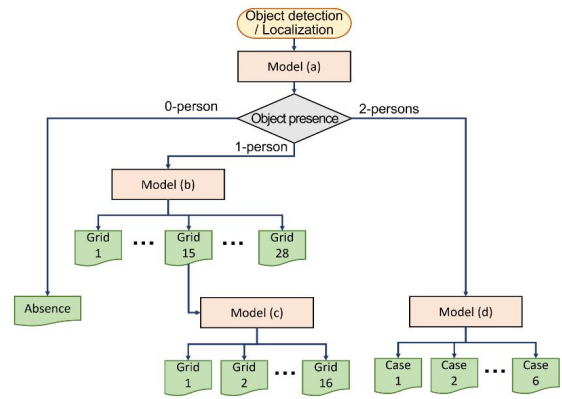


Fig. 10. Machine learning procedure

2.3 Machine learning algorithms

모델의 학습과 검증을 위해 파이썬 기반 머신러닝 라이브러리인 Scikit-learn을 사용하였다. 생성된 모델의 성능 측정 지표로는 정확도 (accuracy), 정밀도 (precision), 재현율 (recall), F1-score를 사용하였다.

머신러닝 알고리즘의 성능 비교를 위해 K-최근접 이웃 (KNN, k-nearest neighbor), 서포트 벡터 머신 (SVM, support vector machine), 랜덤 포레스트 (RF, random forest), 엑스트라 트리 (Xtree, extremely randomized tree)를 사용하였다.

2.4 Performance comparison

Fig. 10의 네 모델에 대한 학습과 검증을 진행하고 성능을 비교 하였다. Table 3은 Fig. 10의 모델 (a)를 위해 5.3에서 선택한 네 개의 머신러닝 알고리즘을 이용해 모델을 학습하고 10-폴드 교차 검증을 진행한 결과를 보인다. 표에서 볼 수 있듯이 인원 계수를 위한 모델은 알고리즘 종류에 관계없이 100% 완벽한 인식 결과를 보이고 있다.

Table 3. Performance comparison among machine learning algorithms

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Xtree	1±0	1±0	1±0	1±0
SVM	1±0	1±0	1±0	1±0
RF	1±0	1±0	1±0	1±0
KNN	1±0	1±0	1±0	1±0

Table 4, 5, 6과 Fig. 10, 11, 12는 Fig. 8의 모델 (b), (c), (d)에 대한 교차 검증 결과와 네 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 모델의 혼동 행렬을 보이고 있다. 전체적으로 오류는 분류되어야 할 위치 클래스 근처에서 발생하고 있지만 특이한 점은 모델 (b)에 대한 혼동 행렬의 14번째 위치 근처에서 오류가 가장 많이 발생하고 있다.

Table 4와 Fig. 11은 Fig. 10의 모델 (b)에 대한 교차 검증 결과와 네 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 RF 알고리즘의 혼동 행렬을 보이고 있다. 비록 RF 모델이 가장 좋은 성능을 보이나, Xtree와 큰 성능 차이는 보이지 않는다. Fig. 11 혼동 행렬은 가장 큰 오류 인스턴스 개수 (113개, MGrid_13를 14로 잘못 인식)를 최대값으로 정규화 하여 0부터 255의 명암으로 표현하고 있다. Fig. 11에서 보이듯이 특정 세 부분((1) 5번과 6번, (2) 9번과 10번, (3) 13번과 14번)에서 오류율이 높게 나오는데 이는 이 위치들 뒤에 금속으로 이루어진 분전반 장비가 있어 측정이 정확하지 않은 것으로 추정된다.

Table 4. Performance comparison among machine learning algorithms for Model (b)

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Xtree	0.90±0.005	0.90±0.005	0.90±0.005	0.90±0.005
SVM	0.78±0.005	0.79±0.004	0.78±0.005	0.78±0.005
RF	0.91±0.003	0.91±0.003	0.91±0.003	0.91±0.003
KNN	0.89±0.005	0.90±0.004	0.89±0.005	0.89±0.005

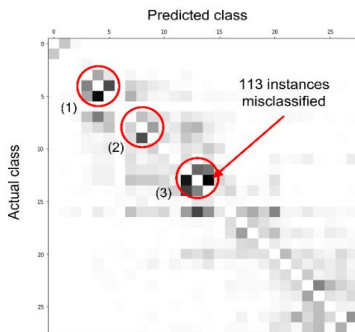


Fig. 11. Confusion matrix of Model (b) with the best performance (Xtree)

Table 5와 Fig. 12은 Fig. 10의 모델 (c)에 대한 교차 검증 결과와 네 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 KNN 알고리즘의 혼동 행렬을 보이고 있다. 모델 (b)와 다르게 세부 위치를 인식하는 경우에는 오류율이 낮고 실제 분류되어야 할 위치 (즉 actual class) 근처에서 생성되고 있음을 알 수 있다. 그러나 나머지 모델들도 유사한 성능을 보이고 있으므로 연산량이 적은 경제적인 모델을 채택하는 것이 유리하다.

Table 5. Performance comparison among machine learning algorithms

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Xtree	0.96±0.004	0.96±0.004	0.96±0.004	0.96±0.004
SVM	0.93±0.005	0.93±0.004	0.93±0.005	0.93±0.005
RF	0.95±0.005	0.95±0.005	0.95±0.005	0.95±0.005
KNN	0.97±0.004	0.97±0.004	0.97±0.004	0.97±0.004

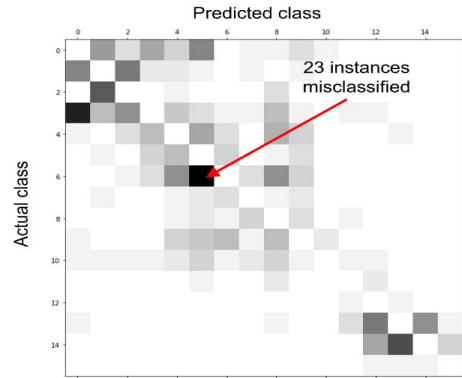


Fig. 12. Confusion matrix of Model (b) with the best performance (KNN)

Table 6과 Fig. 13은 Fig. 10의 모델 (d)에 대한 교차 검증 결과와 네 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 Xtree 알고리즘의 혼동 행렬을 보이고 있다. 모델 d의 결과는 모델 c의 혼동행렬과 같이 오류율이 낮은 유사한 패턴을 보인다. Xtree 와 KNN 알고리즘의 성능은 동일하지만 Xtree 알고리즘의 표준편차가 KNN 알고리즘보다 0.002만큼 더 낮은 결과를 보여주었다.

Table 6. Performance comparison among machine learning algorithms

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Xtree	0.97±0.002	0.97±0.002	0.97±0.002	0.97±0.002
SVM	0.94±0.004	0.94±0.004	0.94±0.004	0.94±0.004
RF	0.96±0.004	0.96±0.002	0.96±0.002	0.96±0.002
KNN	0.97±0.004	0.97±0.004	0.97±0.004	0.97±0.004

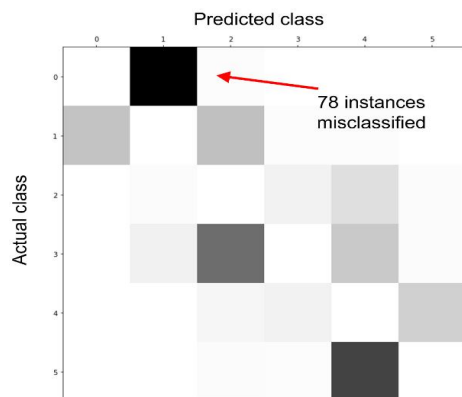


Fig. 13. Confusion matrix of Model (b) with the best performance (Xtree)

V. Conclusions and Future Work

초 광대역 (UWB, ultrawide band) 레이더를 이용한 장애물 뒤 인원 계수 및 위치측정기술은 공장 내 위험시설에서 발생할 수 있는 안전사고 예방, 사무실 또는 학교 캠퍼스에서 점유자 분포와 수에 따른 냉난방 효율 개선 등 다양한 분야에서 사용될 수 있다. 본 논문에서는 벽과 같은 장애물 뒤에서 UWB 레이더 센서를 이용하여 데이터를 수집하고 머신러닝을 적용하여 인원 계수 및 위치 측정이 가능함을 검증하였다. 또한 oneM2M 표준 플랫폼을 활용하여 사물인터넷 서비스의 확장 가능성도 고려하였다.

4장에서 보이는 바와 같이 네 가지 예시 상황에 대한 실험은 전체적으로 좋은 성능을 보여주었으나 몇 가지 해결해야 할 한계점이 존재한다.

본 논문에서는 UWB 신호 수집을 위해 범용 윈도우 PC를 사용하였고, IR-UWB 센서 X4M06 라이브러리를 이용해 데이터 수집 프로그램을 개발하였다. 하지만 현재 시스템에서 PC 역할은 데이터 수집 후 서버 플랫폼인 모비우스에 전송하는 것이 전부이며 학습 등 추가적인 작업은 다른 기기에서 수행하도록 설계하였다. 이러한 비효율적인 구조는 높은 성능을 갖는 임베디드 시스템을 활용해 개선되어질 수 있다. 예를 들어, X4M06 센서의 출력 데이터 프로토콜을 분석하고 이를 Nvidia Jetson 시리즈 보드에서 읽어들이면 서버 플랫폼으로 전송뿐만 아니라, 딥러닝 등 학습 알고리즘 적용이 가능하여 서버나 클라우드에 의존하지 않는 에지 컴퓨팅 기반 위치인식 및 인원 계수인원 계수를 수행할 수 있다.

제안한 머신러닝 모델의 학습을 위한 인스턴스는 한 개 프레임, 즉 183개의 기저 대역 신호를 특성 벡터로 가진다. 따라서 UWB 센서의 임펄스의 순간 반응이 측정 공간 객체의 특성을 반영하다 보니, 짧은 순간에 고정된 객체를 감지하는 목적에는 효과적이거나 사람의 호흡이나 (약 0.6 cm 정도 신체 변화), 움직이는 객체를 인식하기 위해서는 프레임 하나가 아닌 연속된 다수 프레임을 이어서 특성 벡터로 사용해 모델을 학습시키고 대상의 움직임 등 상태를 인식하는 등 추가적인 연구가 필요하다.

마지막으로 현재 한 명이 아닌 둘 이상의 사람이 있을 때 모델 학습을 위한 UWB 센서 데이터를 수집하기에는 상당히 많은 시간이 소요된다. 본 논문에서 이 점을 고려하여 두 명의 사람이 서있는 6가지 상황의 데이터만 수집하고 학습에 활용하였다. 이를 보완하기 위한 방법으로 UWB 신호를 수집할 때 동시에 카메라를 설치하고 컴퓨터 비전 기반 객체 위치 인식을 활용하면 다수 사람들이

공간을 점유하고 활동하는 상황에서도 컴퓨터 비전에 의한 자동 객체 위치 레이블 설정과 해당 레이블에 대한 UWB 특성 벡터 수집이 가능해져 전체 데이터 수집과 학습 절차를 자동화 할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This results was supported by "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education (MOE)(2021RIS-004). This work was also supported in part by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education under Grant NRF-2020R1I1A3A04037409.

REFERENCES

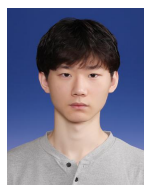
- [1] C. Park, H. Kim, and N. Moon, "Unauthorized person tracking system in video using CNN-LSTM based location positioning," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, vol. 26, no. 12, pp. 77-84, Dec. 2021, doi: 10.9708/jksci.2021.26.12.077
- [2] S.-H. Oh and J.-H. Maeng, "Improvement of location positioning using KNN, Local Map Classification and Bayes Filter for indoor location recognition system," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, vol. 26, no. 6, pp. 29-35, Jun. 2021, doi: 10.9708/jksci.2021.26.06.029
- [3] S. S. Saab and Z. S. Nakad, "A Standalone RFID Indoor Positioning System Using Passive Tags," in *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 5, pp. 1961-1970, May. 2011, doi: 10.1109/TIE.2010.2055774.
- [4] M. Werner, M. Kessel and C. Marouane, "Indoor positioning using smartphone camera," 2011 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, pp. 1-6, Sep. 2011, doi: 10.1109/IPIN.2011.6071954.
- [5] Feldmann, Silke, et al. "An Indoor Bluetooth-Based Positioning System: Concept, Implementation and Experimental Evaluation." *International Conference on Wireless Networks*. Vol. 272. June. 2003.
- [6] P. Dabove, V. Di Pietra, M. Piras, A. A. Jabbar and S. A. Kazim, "Indoor positioning using Ultra-wide band (UWB) technologies: Positioning accuracies and sensors' performances," *IEEE/ION*

- Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), pp. 175-184, Apr. 2018 doi: 10.1109/PLANS.2018.8373379.
- [7] A. Fujii, H. Sekiguchi, M. Asai, S. Kurashima, H. Ochiai and R. Kohno, "Impulse Radio UWB Positioning System," 2007 IEEE Radio and Wireless Symposium, pp. 55-58, Jan. 2007, doi: 10.1109/RWS.2007.351756.
- [8] J. Li, Z. Zeng, J. Sun and F. Liu, "Through-Wall Detection of Human Being's Movement by UWB Radar," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 9, no. 6, pp. 1079-1083, Nov. 2012, doi: 10.1109/LGRS.2012.2190707.
- [9] A. G. Yarovoy, L. P. Ligthart, J. Matuzas and B. Levitas, "UWB radar for human being detection," in IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 21, no. 3, pp. 10-14, March 2006, doi: 10.1109/MAES.2006.1624185.
- [10] J. W. Choi, D. H. Yim and S. H. Cho, "People Counting Based on an IR-UWB Radar Sensor," in IEEE Sensors Journal, vol. 17, no. 17, pp. 5717-5727, 1 Sept.1, 2017, doi: 10.1109/JSEN.2017.2723766.
- [11] X. Yang, W. Yin and L. Zhang, "People counting based on CNN using IR-UWB radar," 2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICCCChina.2017.8330453.
- [12] F. Khan, S. Azou, R. Youssef, P. Morel, E. Radoi and O. A. Dobre, "An IR-UWB Multi-Sensor Approach for Collision Avoidance in Indoor Environments," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 71, pp. 1-13, 2022, Art no. 9503213, doi: 10.1109/TIM.2022.3150582.

Authors



Geonwoo Ji is an undergraduate student with the Department of Internet of Things at Soonchunhyang University. His research interests include Internet of Things (IoT), Big Data computing, and artificial intelligence (AI).



Changwon Lee is an undergraduate student with the Department of Internet of Things at Soonchunhyang University. His research interests include Internet of Things (IoT), positioning technology and computer vision.



Jaeseok Yun earned his M.S. and Ph.D. in mechatronics from Gwangju Institute of Science and Technology (GIST) in 1999 and 2006, respectively, and B.S. in electronics engineering from Chonnam National

University in 1997. He is an assistant professor with the Department of Internet of Things at Soonchunhyang University. His research interests include ubiquitous computing, Internet of Things (IoT), and AI-enabled applications in everyday lives.