

논문 2024-19-06

# 다수의 IR-UWB 레이다를 이용한 인원수 및 좌표 추정 연구 (People Counting and Coordinate Estimation Using Multiple IR-UWB Radars)

김 태 윤, 윤 세 원, 최 인 오, 정 주 호, 박 상 흥\*

(Tae-Yun Kim, Se-Won Yoon, In-Oh Choi, Joo-Ho Jung, Sang-Hong Park)

Abstract : In this paper, we propose an efficient method for estimating the number of people and their locations using multiple IR-UWB radar sensors. Using three IR-UWB radar sensors in the indoor space, the measured signal from the target is processed to remove the clutter using rejection methods. Then, to further remove the clutter and to determine the presence of the human, the time-frequency image representing the micro-Doppler is obtained and classified by a convolutional neural network. Finally, the system finds the number of human objects and estimates each position in a two-dimensional space. In experiments using the measured data, the system successfully estimated the location and number of individuals with a high accuracy  $\approx 88.68\%$ .

Keywords : IR-UWB radar, People counting, CNN, Micro-Doppler, Location estimation

## I. 서 론

최근 각종 재난 상황 등에 대처하기 위한 다양한 탐지 방법들이 연구되고 있다 [1]. 다양한 환경에서 일어나는 상황에 대비하여 조난자 혹은 구난자의 탐지를 위해서는 악천후 등에도 영향을 받지 않고 정보를 획득할 수 있는 탐지 장치가 필요하다. 현재 많은 연구에 사용되는 카메라, 레이저 센서 등의 경우 외부 환경에 민감하여 사용이 어려운 등 한계점이 존재한다.

현재 다방면에 사용되는 IR-UWB (impulse-radio ultra wideband) 레이다는 넓은 대역폭을 활용하여 정밀한 거리분해능을 가진다. 비가시적 상황에서 시야 확보에 제한이 없는 레이다의 특징을 이용하여 LOS (line of sight)에 존재하는 다양한 객체들을 실시간으로 탐지 및 추적이 가능하다. 레이다가 제공하는 정보는 1차원의 거리측면도 (range profile, RP)이며, 이러한 1차원 분포를 사용하여 실내의 인원을 추정하는 다양한 연구가 진행되어 왔다 [1].

하지만 레이다의 1차원 RP의 경우 각종 클러터에 매우 민감하므로 추가적인 신호처리가 필요하다. 또한 이론적으로 레이다로부터 동일한 거리상에 위치한 모든 사람 (이하 표적으로 명시)이 동일한 RP 상에 위치에 존재할 수 있으므로 인원 탐지, 숫자 및 위치 추정 성능이 매우 떨어질 수 있다. 또한 크기가 매우 크거나 표적 근처에 위치한 클러터

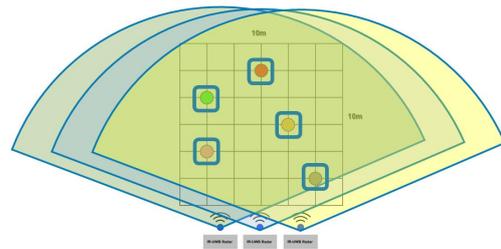


그림 1. 다중 레이다 배치도  
Fig. 1. Position of multiple radars

로 인하여 레이다의 사용에 매우 큰 제약이 발생할 수 있다. 또한 MIMO (multiple input multiple output) 레이다의 경우, 신호처리를 통하여 다양한 방향의 스캐닝을 할 수 있으나, 하드웨어가 비싸고 신호처리가 복잡한 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 1차원의 정보를 데이터로 사용하는 레이다의 취약점을 극복하고 효과적으로 공간상의 해당하는 좌표의 인원수 추정을 하기 위한 기법을 제안한다. 제안된 기법은 다수의 레이다를 사용하며 (그림 1), 각 레이다별로 거리 추정 및 클러터 제거를 위한 신호 처리과정을 거친다. 이후 각 레이다의 거리정보를 융합하여 표적의 대략적인 위치를 추정한 후, 추가적으로 단시간 (short-time) Fourier transform (STFT)을 수행하여 얻어진 미세도플러 (micro-Doppler) 영상을 합성곱신경망 (convolutional neural network, CNN)에 적용하여 표적에 대한 식별을 진행 한 후 해당 표적에 대한 2차원 좌표상의 위치를 추정하는 동시에 인원수를 추정한다.

제안된 기법은 기존의 1차원 정보에 대한 신호처리 기법에 비하여 탐지영역을 줄이는 동시에 2차원 공간추적이 가능하므로 스캐닝 구역 내 표적을 효과적으로 탐지할 수

\*Corresponding Author (radar@pknu.ac.kr)

Received: Aug. 9, 2023, Revised: Sep. 27, 2023, Accepted: Nov. 16, 2023.

T. Y. Kim: Pukyong National University (Student)

S. W. Yoon: Pukyong National University (Student)

I. O. Choi: Korea Maritime & Ocean University (Prof.)

J. H. Jung: Konkuk University (Prof.)

S. H. Park: Pukyong National University (Prof.)

\* 이 성과는 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2023-00239144).

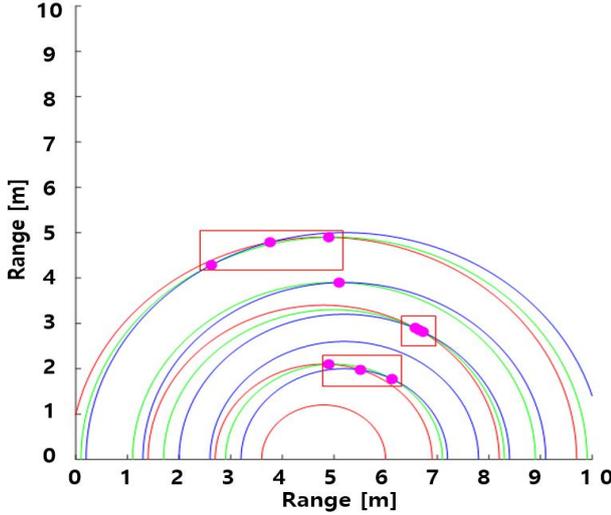


그림 2. 3개 레이더를 활용하여 형성된 거리성분의 교점  
Fig. 2. Intersections of range bins obtained using three radars

있고, 이로 인하여 정확한 위치 추정이 가능하다. 다양한 측정데이터를 이용하여 실험을 수행한 결과, 제안된 시스템은 88.5% 이상의 높은 구분율을 달성함을 확인할 수 있었다.

## II. 관련 이론 및 기법

### 1. 다중 레이더를 이용한 인원수 추정

IR-UWB 레이더의 경우 1차원적으로 표적을 탐지할 수 있으며, 1차원의 거리  $r$ 에 있는 표적은 2차원에서는 레이더로부터 반지름이  $r$ 인 원에 있다고 가정할 수 있으므로 해당 거리에 대한 표적의 위치는 무한대로 존재 가능하다. 따라서 단일 레이더로 2차원 평면에 표적의 위치를 표시할 수 없으며, 이를 위하여 본 논문에서는 다중 레이더를 이용하여 각 레이더로부터 표적이라고 판별된 신호가 존재하는 거리정보를 이용해 3개의 레이더로부터 원을 그린 후, 각각의 원의 교점을 이용하여 그 위치를 추정하는 방법을 제안한다. 이론적으로는 두 개의 레이더만으로도 성공적으로 표적의 위치를 추정할 수 있으나, 인접한 표적이거나 관측각도

의 영향으로 표적이 탐지되지 않을 경우가 발생할 수 있으므로, 본 논문에서는 보다 정확한 탐지를 위해 3개의 레이더를 활용한다 (그림 1 및 2).

$x$ 축을 따라 배열된 각 레이더에서 클러스터 제거 기법 등의 신호처리를 통하여 표적의 1차원 거리정보인 RP를 성공적으로 얻을 경우, 각 레이더의 거리성분별로 그림 1과 같이 원을 형성할 수 있다. 각 레이더에서 형성되는 원의 좌표는 다음 공식을 사용하여 구할 수 있다.

$$\begin{cases} x_{p,q} = \sqrt{r_{p,q}^2 - y_{p,q}^2} \\ y_{p,q} = \sqrt{r_{p,q}^2 - (x_{p,q} - c_q)^2} \end{cases} \quad (1)$$

$$r_{p,q} = \sqrt{(x_{p,q} - c_q)^2 + y_{p,q}^2}.$$

식 (1)에서  $(x_{p,q}, y_{p,q})$ 는  $q$ 번째 레이더에서 관측된  $p$ 번째 거리성분의 좌표이며, 레이더로부터의 거리는  $r_{p,q}$ 이다.  $c_q$ 는  $q$ 번째 레이더의  $x$ 축 좌표이며, 본 연구에서  $q = 1, 2, 3$ 이다.

식 (2)을 이용하여 세 원의 교차점을 활용할 수 있으며, 각 표적들의 좌표 근처에 두 원들의 교차점이 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같이 일정한 거리 이내에 있는 3개의 교차점들의 평균을 구하는 방식으로 표적의 좌표를 추정한다.

$$\begin{aligned} X_m &= \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \\ Y_m &= \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3}{3}. \end{aligned} \quad (2)$$

그림 2는 (4.7m, 0), (5m, 0), (5.3m, 0)에 배열된 레이더를 식 (1)에 대입하여 얻어진 예시이다.

### 2. 레이더 신호처리 및 인원수 추정 과정

그림 2의 경우, 표적의 수 및 이에 따른 원의 수가 비교적 적다. 하지만 실제 관측 시, 다양한 클러스터가 존재할 수 있으며, 이로 인하여 클러스터가 표적으로 식별될 수 있다. 따라서 표적의 위치를 추정하기 위해서 레이더로 수신되는 데이터에 포함된 클러스터로부터 효과적으로 표적을 식별하는 기법이 요구된다. 본 연구에서는 그림 3과 같은 과정을 통

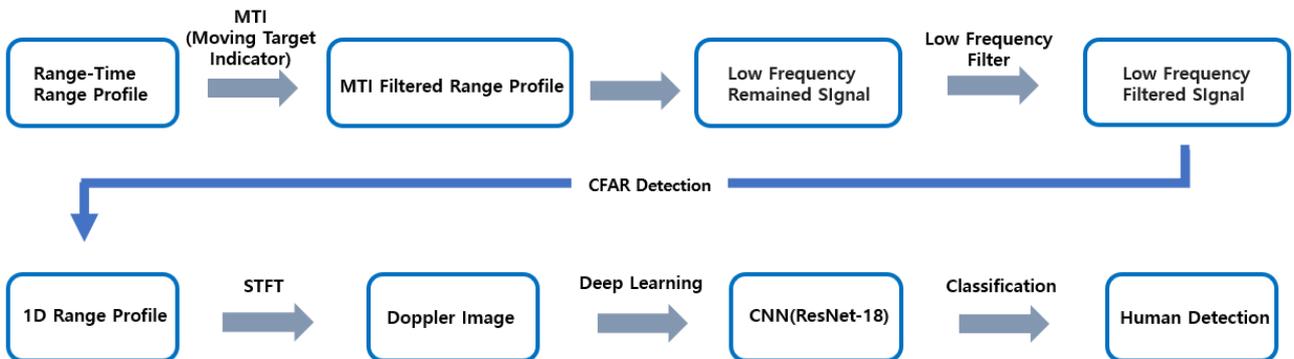


그림 3. 전체적인 레이더 신호처리 과정 블록 다이어그램  
Fig. 3. Overall radar signal processing process block diagram

하여 레이더로 수신되는 데이터로부터 클러터를 제거하고, 사람이 위치한 좌표와 해당 영역에서의 인원수를 추정하는 기법을 제시한다. 제안된 기법은 a) 레이더 신호 수신, b) 이동 평균 필터 (moving 표적 indicator, MTI)를 활용한 시간영역에서의 클러터 제거, c) 고속 푸리에 변환 (fast Fourier transform, FFT) 및 저주파 필터링 (low pass filtering, BPF)을 통한 주파수 영역에서의 클러터 제거, d) 거리 감쇠 보상, e) 일정 오경보율 (constant false alarm, CFAR) 검파, f) STFT, g) CNN을 이용한 식별로 구성된다.

### 2.1 레이더 신호 수신

본 연구에 사용된 IR-UWB 레이더는 임펄스 신호를 24Hz의 펄스 반복 주파수 (pulse repetition frequency, PRF) 로 송신한 후에 사람 및 주변 환경과 클러터에서 반사된 신호를 수신한다. 표적에서 반사되어 돌아온 수신신호는 FFT를 적용하여 시간영역에서 주파수 영역으로 변환을 수행한다. 그 후, 변환된 신호는 신호의 전체 크기의 합을 사용하여 다음의 정규화 과정을 거쳐 펄스 간의 변동을 최소화한다.

$$rp_{nomal}[n] = \frac{rp[n]}{\sum_{k=1}^{M-1} rp[k]} \quad (3)$$

위 식에서  $rp[\cdot]$ 는 RP이고  $M$ 은 전체 거리성분의 개수이다.

### 2.2 신호와 클러터의 특징을 용한 클러터 제거

IR-UWB 레이더의 수신기에 수신되는 신호의 대부분은 움직이지 않는 물체에서 반사되는 정적인 클러터 신호라 할 수 있다. 이로 인하여 탐지할 대상에 대한 신호가 왜곡되거나 제거될 수 있다. 클러터 신호는 주로 정적이므로 거리-시간영역의 RP에서 시간에 따른 움직임 변화가 적은 신호를 제거하는 이동 평균 기법 (moving average method)을 사용해 사람의 신호를 추정하기 위해 필터링 과정을 거친다. 시간영역에서의 클러터 신호를 제거해주는 기법인 MTI의 신호처리에 관련된 공식은 식 (4)와 같다 [2].

$$a_m[n] = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_m[k] & \text{if } m=1, \\ \gamma a_{m-1}[n] + (1-\gamma)r_m[n], & \text{if } m>1 \end{cases} \quad (4)$$

$$b_m[n] = r_m[n] - a_m[n].$$

여기서  $a_m[n]$ 는  $m$ 번째 거리 성분의  $n$ 번째 시간 샘플에서의 복소값을 나타내며,  $\gamma$  ( $0 \leq \gamma \leq 1$ )는 클러터 제거를 위한 가중 인자로서 클러터 특성에 따라 값이 다르게 적용되며 0부터 1 사이의 값이다. 즉, 위 수식은 첫 번째 RP에서는 평균을 이용하여 클러터를 제거하고, 두 번째부터는 이전의 RP에는  $\gamma$ 의 가중치를 곱하고, 현재의 RP에  $(1-\gamma)$ 를 곱한 것을 합하여 클러터를 제거하는 기법이다. 또한  $b_m[n]$ 는 클러터 제거 후의 값이다.

### 2.3 FFT 및 BPF

식 (4)을 통하여 시간영역에서 움직임이 적은 신호에 속하는 클러터 성분을 제거할 수 있으나, 주변 환경에 따라

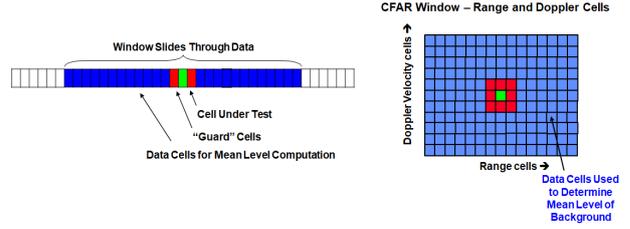


그림 4. 셀평균 CFAR 개념 사진  
Fig. 4. Cell-averaging CFAR concept

변화하는 클러터가 존재할 수 있다. 이러한 클러터는 저주파 성분이므로 이를 주파수 영역에서 추가적으로 제거해야 한다. 본 논문에서는 각 거리성분의 수신신호를 FFT를 이용하여 주파수 영역으로 변환한 후, 0Hz 주변의 주파수 성분들에 대해서 저주파를 걸러내는 필터링을 수행하여 주파수 영역에서 클러터 성분들을 제거하였다. 필터의 경우 Chebyshev 저주파 필터를 적용하였다 [3].

### 2.4 CFAR 검파

시간 및 주파수 영역에서 클러터의 특징들이 제거되었으나, 표적 주변 및 고주파 특성의 클러터를 확실히 제거하고 표적이 존재하는 위치를 추정하기 위하여 CFAR 알고리즘을 적용하였다. CFAR 알고리즘은 레이더 시스템에서 클러터에 의한 잘못된 정보 발생률을 일정하게 유지하면서 목표물을 탐지하기 위해 사용되는 기술이다. 본 논문에서는 구현이 간단하고 레이더 탐지분야에서 많이 적용되는 셀평균 (cell-averaging) CFAR 알고리즘을 적용하였다 [4].

평균이 0이고 분산이  $\psi^2$ 인 가우시안 분포를 가지는 클러터로 가정할 경우, 오경보율  $P_{fa}$ 를 만족하는 문턱값 (threshold)은 다음과 같이 주어진다 [5].

$$V_T = \sqrt{2\psi^2 \ln(1/P_{fa})} \quad (5)$$

각 거리성분의 클러터가 이러한 성질을 가질 경우, 그림 4에서 보는 바와 같이 테스트하고자 하는 거리성분 (test cell) 주변  $M$ 개 거리성분 신호의 평균  $Z$ 는 자유도  $2M$ 의 감마함수를 가지며, 이는  $P_{fa}$ 와 다음과 같은 관계를 가진다 [5].

$$P_{fa} = \frac{1}{(1+K_0)^M} \quad (6)$$

위 식에서  $K_0$ 는 스케일링 상수이며, 설정된  $P_{fa}$ 에 의해 결정된다. 최종적으로  $K_0 Z$ 를 문턱값으로 설정한 후, test cell의 신호 값이 이보다 클 경우 표적으로, 그렇지 않을 경우 잡음으로 판정한다.

셀평균 CFAR 알고리즘은 적응적으로 동작하며, 그 과정에서 매 신호처리마다 guard cell 영역의 크기와 모양, clutter 추정에 사용되는 통계적 특성이 조정된다. 이렇게 추정된 클러터 특성을 기반으로 임계값을 적절히 설정하므로, CFAR 알고리즘은 일관된 오경보율을 유지하면서 신뢰성 있는 목표물 탐지를 가능하게 한다. 시간영역과 주파수영역

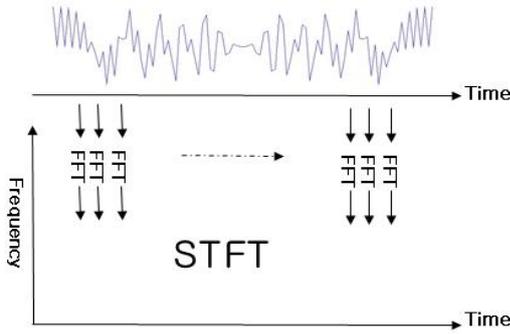


그림 5. STFT 개념 사진  
Fig. 5. STFT concept

에서 클러터 신호를 제거한 후 CFAR 알고리즘을 통해 추가적으로 클러터 신호가 제거되어 표적이 존재하는 거리성분이 탐지될 확률을 크게 증가시킨다.

2.5 STFT를 이용한 시간 주파수 영상 형성

2.2 - 2.4를 통하여 대부분의 클러터 신호를 제거할 수 있으나, 실내 인원의 움직임이 크지 않을 경우 주변 클러터와 구별이 매우 어렵다. 특히 실내에는 다중반사로 인한 각종 클러터가 존재할 수 있으므로 시간-주파수-CFAR 검파를 통해 제거되지 않은 클러터가 여전히 존재할 수 있다. 이러한 다중반사로 인한 클러터를 제거하기 위한 각종 알고리즘이 제안되어 있으나 [6], 다중반사 환경이 매우 다양하여 그러한 클러터 제거기법들의 성능이 상황에 따라 매우 저하될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 상황과는 상관없는 표적 고유의 미세도플러 (micro-Doppler)를 사용한다.

미세운동은 시간에 따른 표적의 고유운동이며, 사람의 경우 팔, 다리 및 몸체의 운동, 호흡 및 심박으로 인한 주파수 등이 포함된다 [7]. 이러한 시변 (time-varying) 운동을 시간-주파수 영역에 표시할 경우, 사람의 경우 시변 도플러 영상이 명확하게 나타날 수 있으나, 클러터의 경우 시변 특성이 크지가 않다. 따라서 이러한 표적 고유의 미세도플러 영상을 CNN을 이용하여 구분함으로써 최종적으로 클러터를 제거하고 사람을 탐지할 수 있다.

시간-주파수 영상형성을 위한 방법으로는 다양한 방법이 존재하나, 계산 시간이 매우 빠르고 구현이 간단한 STFT를 적용한다 [5, 7]. STFT는 아래의 그림 5와 같이 시간 신호를 순차적으로 윈도우 (window) 함수를 이용하여 작은 구간으로 분할한 후, 각 구간의 신호를 FFT를 이용하여 주파수 영역으로 변환함으로써 시간-주파수 영역 영상을 형성하는 기법이다 (그림 5). 본 연구에서는 표적의 거리에 의한 영향을 제거하기 위하여 시간-주파수 영상의 절대값을 취한 후, 전체 합으로 나누는 정규화 과정을 거친 영상을 이용한다.

2.6 CNN

2012년 AlexNet 이후 딥러닝 분야에서 활발히 연구되고 있는 인공 신경망의 종류 중 하나이다. 컨볼루션을 통한 특징 추출로 높은 정확도를 바탕으로 최근 레이다의 출력에 대해 미리 학습한 CNN을 통해 결과를 분류하는 방식이 다수 사용되고 있다. 본 논문에서는 그림 6과 같은 간차 구조

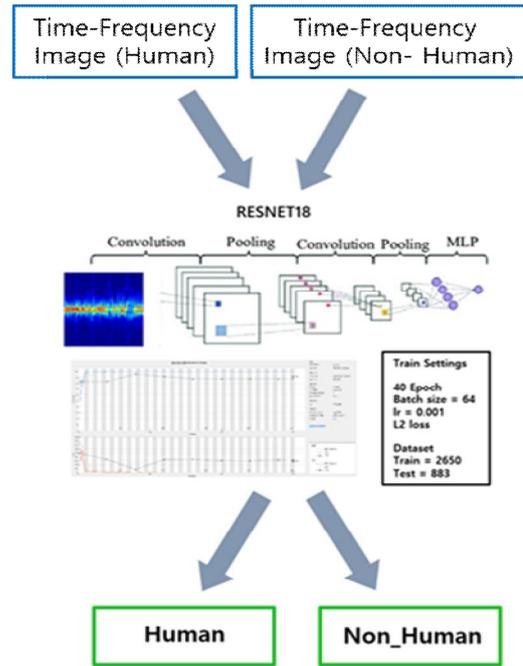


그림 6. CNN 처리과정  
Fig. 6. CNN processing

의 활용으로 간단한 구조와 적은 파라미터로도 높은 성능을 보여준 ResNet-18을 사용하였다 [8].

III. 실험결과

1. 실험방법 및 환경

제안된 기법의 성능을 검증하기 위한 다양한 실험을 수행하였다. 실험 시 사용된 레이다는 정확성이 검증되어 다양하게 사용되고 있는 Novelda 사의 X4M03이며, 레이다의 자세한 사양은 표 1과 같다.

구분실험을 위하여 실내 환경에 다양한 장애물을 설치하였으며, 0 - 5명의 인원내 시간과 장소에 따른 다양한 클러터 조건을 포함하기 위하여 10일간 랜덤한 시간과 다양한 장소에서 측정하였다. 본 논문에 설명된 기법의 등장하는 결과는 그림 7과 같은 환경에서 임의의 위치에 인원을 배치

표 1. X4M03 IR-UWB 레이다 사양  
Table 1. X4M03 IR-UWB radar specifications

Center frequency	7.29 GHz
Bandwidth	1.5 GHz
PRF	24 Hz
Pulse width	65.8 ns
Maximum detection range	9.6 m
Azimuth beam width	65°
Elevation beam width	65°

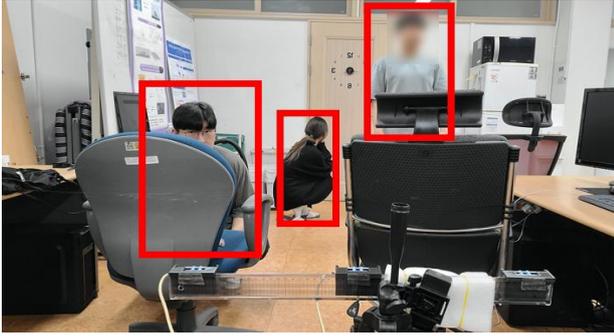


그림 7. 실험 조건  
Fig. 7. Experimental condition

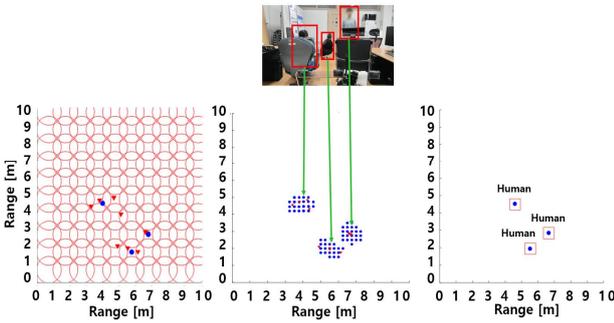


그림 8. 표적 식별을 통한 위치정보 추정  
Fig. 8. Estimation of the location by target recognition

하고 실시간으로 움직이며 측정된 결과를 보여준다. 식 (4)의  $\gamma = 0.05$ 이고, 식 (6)의  $K_0 = 10$ 을 사용하였다.

CNN 학습의 경우, 다양한 환경에서 랜덤하게 실측한 결과를 통해 얻어낸 시간-주파수 영상정보를 적용하였다. Human과, Non-Human으로 2개의 클래스를 구성하고 총 2650개의 시간-주파수 영상정보를 학습 데이터셋으로 구성하였으며, 883장의 테스트 영상을 사용하여 검증을 진행하였다.

인원수 추정 실험의 경우, 그림 2의 교점들에 대하여 CNN을 이용하여 구분을 하였으며, Human으로 판별된 표적에 대해서만 그 진위여부를 판단한 후, 위치를 추정하고 최종적으로 인원수를 판단하였다. 즉, 구분실패일 경우에는 인원수 추정이 실패하므로 따로 위치에 대한 추정을 하지 않았다. 표적의 위치추정 시에는 그림 8과 같이 반경이  $r=0.5$ 인 원을 그림 2의 모든 영역에 일정한 간격으로 이동시키면서 원 내부에 표적의 교점이 3개 이상일 경우에 표적으로 간주하여 식 (2)와 같이 교점들의 평균을 좌표로 설정하였다.

## 2. 레이더 신호처리 결과

잡음 및 클러터가 포함된 레이더의 RP는 그림 9와 같다. 그림 8에서 보는 바와 같이 다양한 실험 조건에서 인원수와 표적이 위치한 좌표를 추정하기 위해서는 클러터가 반드시 제거되어야 함을 확인할 수 있다.

식 (4)를 이용하여 그림 9의 신호에 존재하는 클러터를 제거한 결과는 그림 10과 같다. 두 그림에서 보는 바와 같이, 대부분의 클러터가 시간영역에서 제거됨을 확인할 수 있다.

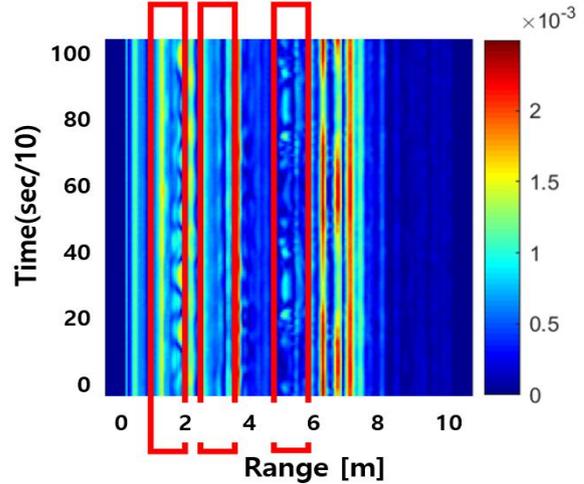


그림 9. 잡음이 포함된 수신신호의 RP  
Fig. 9. RP obtained from the raw data with noise

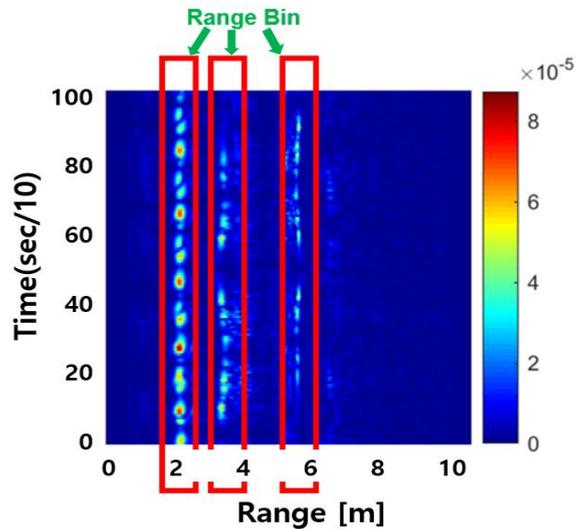


그림 10. 시간영역에서 클러터 성분이 제거된 RP  
Fig. 10. RP with clutter removed in time domain

하지만 주파수 영역에서의 클러터 및 그림 10에서 제거하지 못하는 클러터를 추가적으로 제거할 필요성이 존재한다.

주파수 영역에서 추가적으로 클러터를 제거하기 위한 FFT 및 LPT 결과는 그림 11 및 12와 같다. 그림 11에서 보는 바와 같이 거리성분별로 주파수 영역에서의 그 크기가 다르지만, 대부분의 큰 에너지를 가지는 클러터 신호는 저주파 영역에 위치함을 확인할 수 있고, 그림 12에서 보는 바와 같이 필터를 통하여 저주파 영역의 클러터가 성공적으로 제거됨을 확인할 수 있다.

셀평균 CFAR 알고리즘을 적용한 결과는 그림 13과 같다. 그림에서 보는 바와 같이, CFAR 알고리즘을 통하여 표적이 위치할 것으로 추정되는 지점에 침투값이 형성됨을 확인할 수 있다.

STFT를 이용하여 형성된 사람 및 클러터의 시간-주파수

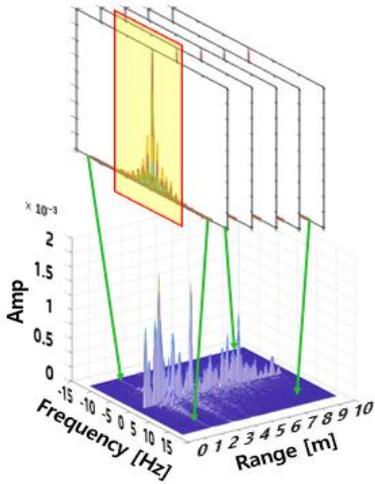


그림 11. 시간영역에서 클러터 성분이 제거된 RP에 대한 FFT 수행 결과

Fig. 11. Result of FFT on RPs with clutter removed in time domain

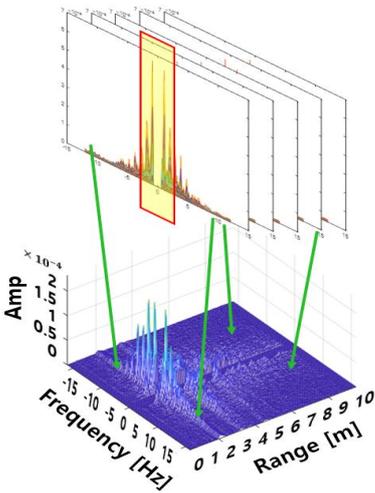


그림 12. 주파수 영역에서 클러터 성분이 제거된 신호

Fig. 12. A signal with clutter removed in the frequency domain

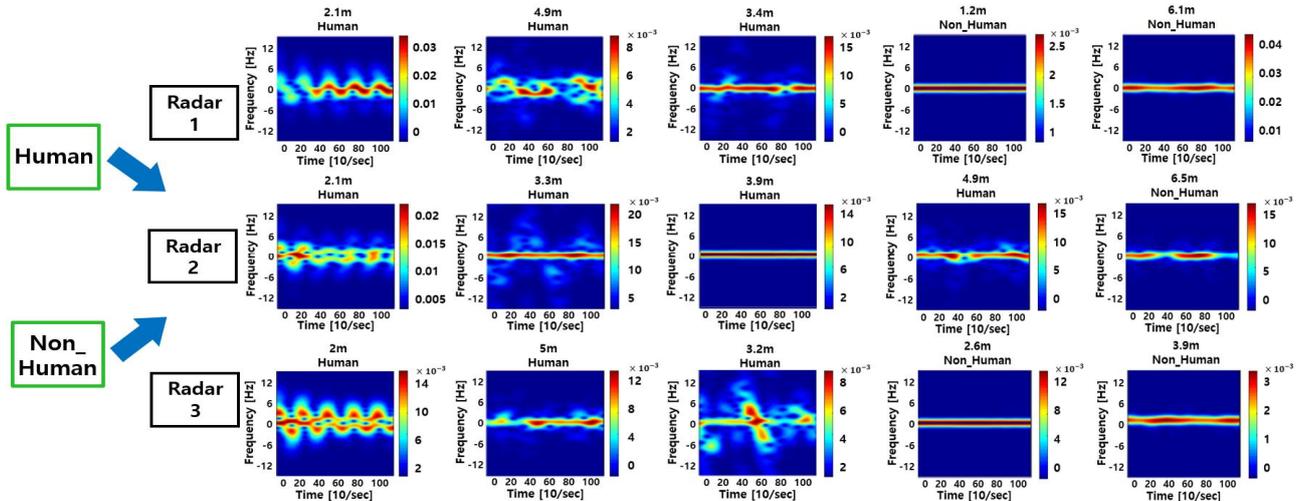


그림 15. 레이다의 시간-주파수 영상을 이용한 CNN 학습

Fig. 15. Training of the CNN using time-frequency images of each radar

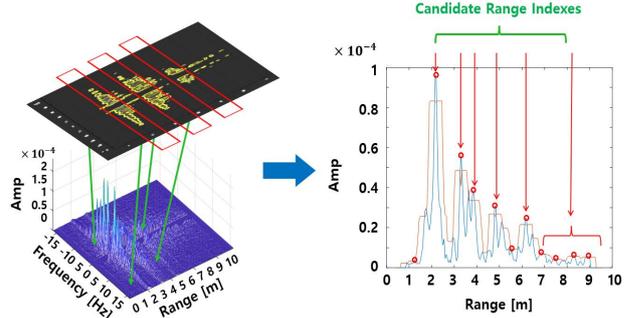


그림 13. CFAR 알고리즘 결과

Fig. 13. Result of CFAR algorithm

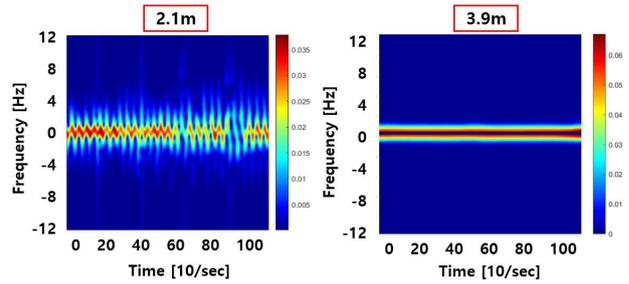


그림 14. 사람 (좌)과 클러터 (우)의 시간-주파수 영상

Fig. 14. Time-frequency image of the human (left) and the clutter (right)

영상은 그림 14와 같다. 그림에서 보는 바와 같이, 사람의 경우 다양한 미세 움직임이 존재하므로 시변 도플러가 형성됨을 확인할 수 있으며, 클러터의 미세 움직임의 정도가 매우 적으므로 시변도플러가 형성되지 않음을 알 수 있다.

그림 15는 최종적으로 표적과 클러터를 판별하기 위하여 ResNet-18 CNN을 학습하는 예시이다. 3개의 레이다로부터 각각 5개의 표적에 대한 시간-주파수 영상을 출력하였으며, 이들 영상을 그림 6과 같은 CNN 처리과정을 통해 학습시켜

표 2. 좌표추정을 바탕으로 한 인원수 추정결과  
Table 2. People counting result based on the estimated coordinate

		Actual number of people						
		%	0	1	2	3	4	5
Estimated number of people	0	100	1.2	0	0	0	0	0
	1	0	94.3	5.6	17.9	4.1	0	
	2	0	2.3	81.2	13.9	13.3	1.2	
	3	0	1.5	2.8	30.5	27.6	3.5	
	4	0	0.7	6.2	21.4	24.3	25.1	
	5	0	0	4.2	16.3	30.7	70.2	

표 3. ±1명의 오차를 감안한 추정 정확도  
Table 3. Estimation accuracy considering error of ±1 person

%	0 people	1 people	2 people	3 people	4 people	5 people
±1 people	100	97.8	89.6	65.8	82.6	95.3

실시간으로 Human 또는 Non\_Human의 결과를 추정할 수 있도록 하였다.

4. 최종 좌표추정 및 인원수 추정 실험 결과

그림 15와 같은 영상들을 이용하여 3명에 대한 좌표추정을 한 예시는 그림 8과 같다. 그림에서 보는바와 같이, 3명의 위치가 성공적으로 추정됨을 확인할 수 있다. 또한 여러 교점의 존재로 인하여 표적식별에 영향을 많이 줄 수 있음을 확인할 수도 있다.

최종적으로 표 2는 임의의 좌표에 있는 사람들의 인원수를 측정된 정확도 결과이다. 다양한 환경에서 레이더에 수신되는 신호 및 클러터의 영향 등으로 인하여 많은 교점들이 존재할 수 있으며, 이로 인하여 정확한 인원수 추정 결과의 확인이 어려움을 확인할 수 있다 (표 2의 대각성분). 따라서 기존 논문 [1]들과 동일한 방식으로 ±1명의 오차를 감안하여 구분성능을 계산한 결과는 표3과 같다. 표 3에서 보는 바와 같이, 전체적인 구분성능 = (대각성분의 합)/(전체 원소의 합) x 100 = 88.68%로 매우 높음을 확인할 수 있다. 이는 그림 8과 같이 매우 좁은 환경에 다양한 클러터를 고려할 경우 매우 높은 구분율이며, 실내 클러터 환경이 매우 적은 상황을 고려하는 기존 기법 [6]과 비교하여도 대등한 결과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

다른 조건에 비하여 인원수가 3명일 경우에 성능저하가 큰 데, 그 이유는 10일간 측정 시 3명에 대하여 장애물의 수가 다른 인원수에 비하여 2배로 높아진 결과이기 때문이다. 따라서 이러한 문제점은 측정에 대한 다양성을 더 확보하여 해결될 수 있으므로, 추후 더욱 다양한 학습데이터를 확보함으로써 충분히 해결이 가능하다.

IV. 결론

본 논문에서는 기존의 광학시스템 및 1차원 IR-UWB 레이더의 한계를 극복하기 위하여 다수의 레이더를 이용한 효과적인 인원수 및 위치 추정 방법을 제안하였다. 제안된 기법은 3개의 레이더를 사용하여 각 레이더로 반사신호를 수집한 후, 이 표적이 사람인지 클러터인지 판별하기 위하여 클러터 제거 후 미세도플러 영상을 CNN으로 구분하였다. 이후 CNN을 통해 도출된 표적의 거리정보를 이용하여 표적의 교점을 추출하였으며, 적절한 grouping을 통하여 사람의 위치 및 인원수를 추정하였다. Novelda 사의 X4M03의 IR-UWB 레이더를 활용하여 실제 클러터 신호가 매우 많이 존재하는 환경에서 0 - 5 명의 인원을 측정된 실험결과, 평균 88.68%의 높은 구분율을 달성함을 확인할 수 있었다.

References

- [1] J. H. Choi, J. E. Kim, K. T. Kim "Learning-Based People Counting System Using an IR-UWB Radar Sensor," The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science Vol. 30, No. 1, pp. 28-37, 2019 (in Korean).
- [2] J. M. Yang, M. J. Lee, W. W. Kim. "A Study on Receiving Beam Pointing Error and MTI (Moving Target Indication) Performance in a Bistatic Radar Using Pulse Chasing," The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, Vol. 21, No. 12, pp. 1412-1422, 2010.
- [3] J. S. Lee, "Development of Doppler Processing Analysis Simulator for Radar Target Detection," Autumn Annual Conference of IEIE, pp. 327-328, 2018 (in Korean).
- [4] J. M. Choi, M. K. Song, D. J. Shin, "Automatic Censoring Cell Average (ACCA) Ordered Data Moving Average (ODMA) CFAR Detector Robust to Multiple Interference Target Environments," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol. 43, No. 1, pp. 7-15, 2018.
- [5] B. R. Mahafza, Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB, Chapman & Hall/CRC, 2000.
- [6] K. Abratkiewicz, P. J. Samczyński, R. Rytel-Andrianik and Z. Gajo, "Multipath Interference Removal in Receivers of Linear Frequency Modulated Radar Pulses," IEEE Sensors Journal, Vol. 21, No. 17, pp. 19000-19012, 2021.
- [7] S. Tomazic, S. Znidar, "A Fast Recursive STFT Algorithm," MELECON 96, Vol. 2, pp. 1025-1028, 1996.
- [8] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770-778, 2016.

**Taeyun Kim (김 태 윤)**

2023 Electronic Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (B.S.)

Field of Interests: Military Radar Technology, Missile Defence System, Radar Target Imaging and Recognition, Radar Imaging, Radar Signal Processing, Target Motion Compensation, Pattern Recognition using Artificial Intelligence, RCS Prediction,

Email: tytmlove2821@naver.com

**Sewon Yoon (윤 세 원)**

2017 Electronic Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (B.S.)

2019 Electronic Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (M.S.)

2021~ Intelligent Robot Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (Ph.D. Student.)

Field of Interests: Radar Target Imaging and Recognition, Radar Imaging, Radar Signal Processing, Target Motion Compensation, Pattern Recognition using Artificial Intelligence, RCS Prediction

Email: alex987@naver.com

**Inoh Choi (최 인 오)**

2012 Electronic Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (B.S.)

2014 Electronic Engineering from Pukyong National University, Busan, Republic of Korea (M.S.)

2020 Electronic Engineering from Pohang University of Science and Technology, Pohang, Republic of Korea (Ph.D.)

2021~Electronic and Communications Engineering in National Korea Maritime & Ocean University (Assis. Prof.)

Career:

2019~2021 Senior Researcher (Agency for Defense Development)

Field of Interests: Radar resource management, Micro-Doppler analysis, Ballistic target discrimination, Vital sign detection, Automotive target recognition, and Calibration of polarimetric SAR

Email: inohchoi@kmou.ac.kr

**Jooho Jung (정 주 호)**

1998 Electronic Engineering from Seoul National University, Seoul, Republic of Korea (B.S.)

1998 Electronic Engineering from Pohang University of Science and Technology (POSTECH), pohang, Republic of Korea (M.S.)

2007 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH, Pohang, Republic of Korea (Ph.D)

2012~EM Technology Research Center in Kookmin University, Seoul, Republic of Korea (Resea. Prof.)

Career:

2008~2012 Lieutenant Colone (Defense Acquisition Program Administration)

2012 Resea. Prof. (Electronic Engineering in POSTECH)

2015 Resea. Prof. (Unmanned Technology Research Center in Korea Advanced Institute of Science and Technology)

Field of Interests: Radar Target Recognition, Radar Signal Processing, Electromagnetic Analysis on the Wind Farm by Various Military Radars

Email: Jungjooho68@gmail.com

**Sanghong Park (박 상 흥)**

2004 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH (B.S.)

2007 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH (M.S.)

2010 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH (Ph.D)

2010~Department of Electronic Engineering at Pukyong National University (Professor)

Career:

2004~2005 Hardware Engineer, Samsung Electronics

2010~2010 Brain Korea21 Postdoc, POSTECH

2018~Associate Editor, JKIEES

Field of Interests: Radar Signal Processing, Radar Imaging, Target Recognition, Vital Signal Estimation

Email: radar@pknu.ac.kr