THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE. 2021 November.; 32(11), 990～1001.

http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2021.32.11.990
ISSN 1226-3133 (Print) · ISSN 2288-226X (Online)

적응형 압축센싱 기반의 드론 SAR 시스템을 이용한 저피탐 은폐 표적물 탐지

Buried Low RCS Target Detection Using Drone-Based SAR System Based on Adaptive Compressive Sensing Algorithm

천형일 · 조휘정 · 반인모 · 이우경

Hyung-Il Chun · Hwi-Jeong Jo · In-Mo Ban · Woo-Kyung Lee

요 약

SAR(synthetic aperture radar)는 전파를 사용하여 표적에 대한 영상을 생성하는 기술로 전천후 상황에서 활용된다. 최신 SAR 탑재체는 소형 드론에 장착되어 산이나 지하에 은폐된 표적의 탐지에 활용되는 수준으로 발전하고 있다. 드론에 장착한 SAR 장비의 경우, 무게 제한으로 인해 배터리 용량이 제한되고, 전력 소비를 줄이기 위해 펄스 데이터 샘플링도 줄여서 운용하게 되는데 이로 인해 영상에 부엽이 발생하는 등의 품질 저하가 발생한다. 본 논문에서는 압축센싱 알고리즘을 적용하여 저전력의 드론 SAR 시스템에서 영상 품질을 개선하는 연구를 수행한다. 이를 이용하여 지상에 은폐되거나 지하에 매설된 저피탐 표적을 SAR 영상으로 탐지하는 과정을 제시한다. 실제 드론 SAR를 이용하여 다양한 종류의 지하 은폐물에 대한 영상을 획득하고, 기존 방식으로는 탐지가 어려운 시나리오에서도 압축센싱 알고리즘을 도입하여 숨겨진 표적을 탐지할 수 있음을 보인다.

Abstract

Synthetic aperture radar (SAR) uses radio waves to detect targets in all-weather conditions. The latest SAR development enables to operate drone-based SAR systems that can detect low radar cross section (RCS) targets hidden around foliage areas in mountain sides. In drone SAR equipment, low weight constraints limit the battery capacity and pulse sampling rate, leading to image quality degradation. In this study, we attempt to enhance the image quality of power limited drone SAR system by applying compression sensing algorithms. After conducting on-site field experiments, an adaptive target detection process is adopted toward low RCS targets concealed in vegetation areas. It is shown that drone SARs can be used to obtain images of various underground targets or targets hidden under foliage using enhanced compressive sensing algorithms.

Key words: Compressed Sensing, SAR, FMCW, Buried Target, Low RC

Ⅰ. 서 론

SAR는 일정한 속도로 움직이는 레이다에 규칙적으로

「이 연구는 방위사업청과 국방과학연구소가 지원하는 '차세대 SAR 특화실' 사업의 지원으로 수행되었음.」

한국항공대학교 항공전자정보공학과(Department of Electronic and Information Engineering, Korea Aerospace University)

· Manuscript received October 1, 2021 ; Revised November 1, 2021 ; Accepted November 26, 2021. (ID No. 20211001-085)

· Corresponding Author: Woo-Kyung Lee (e-mail: wklee@kau.ac.kr)

ⓒ Copyright The Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

수신되는 신호를 합성하여 영상을 얻는다. 손실없는 SAR 영상 확보를 위해서 나이퀴스트(Nyquist) 샘플링 이상의 연속적인 펄스 정보 수집이 필요하지만, 실제 응용에서는 날씨에 의한 영향이나 하드웨어적인 한계에 의해 손실 데이터가 발생할 수 있다. 압축센싱(compressed sensing) 기반의 산재 신호 복원 알고리즘을 데이터 손실이 있는 샘플로부터 신호를 복원하는 방법으로서 근래에 다양한 레이다 신호 복원에 적용되어 왔다[1]. SAR 영상은 고정된 표적 및 지형 반사율의 공간분포 맵이며, 관심 표적은 산재된 형태로 표현될 수 있다. 전통적인 압축센싱 이론에 따르면 데이터 손실이 있는 경우 이러한 희소한 영상을 복원할 수 있다[2].

광학영상과 달리 레이다 영상은 우수한 투과력을 이용하여 지하 매설물 또는 숲이나 나무에 숨겨진 은폐물을 탐지하는데 용이하다고 알려져 있다[3]. 이러한 특성으로 인해 SAR 영상은 오랫동안 국방 정찰 및 감시 분야에 활용되어 왔다[4]. 특히 최근 소형화 기술은 드론을 이용한 SAR 시스템을 구현할 수 있게 하며, 이를 통해 은폐된 표적물을 탐지하기 위한 연구가 시도되고 있다[5],[6]. 국내에서는 특히 산악지대나 휴전선 부근에서의 지뢰탐지에 큰 관심을 받고 있는데, 근접한 영역에서 실시간으로 저피탐 표적을 탐지하는 것은 재해방지나 군사용에서 활용 가치의 분야가 매우 높은 반면, 이를 기존의 광학기기나 일반 레이다 장비로 수행하는 것은 매우 어렵다고 할 수 있다[7]. 특히 소형 지뢰나 은폐된 작은 표적은 주변의 클러터에 의한 잡음 증가로 인해 일반적인 SAR 영상에서도 탐지가 어렵다고 알려져 있다. 본 논문에서는 다양한 형태의 은폐 및 매설된 표적을 드론에 탑재된 저전력 소형 SAR 시스템으로 관측하는 알고리즘을 제안하고, 이를 실험적으로 구현한 결과를 제시한다.

저공 비행하는 드론에서 지뢰와 같은 은폐된 표적을 근거리에서 관측할 때는 영상의 모호성 방지를 위해 PRf (pulse repetition frequency)와 sweep time를 낮추게 되고, 이 경우 방위 방향으로의 부엽이 발생하여 신호 대 잡음비가 저하된다. 본 논문에서는 저전력 운용에 의해 성능이 저하된 드론 SAR 영상에서 클러터에 의해 가려진 저피탐 매설 표적을 탐지 및 복원하기 위해 환경 적응형 압축센싱 알고리즘을 제안하고, 이를 실험적으로 구현한다.

수집 신호가 산재한 경우, 압축센싱 이론을 기반으로 SAR 영상의 희소 표적 신호를 재구성하여 기존에 요구되는 최소 데이터량보다 적은 측정값만으로도 높은 확률로 표적을 복원할 수 있다[8],[9]. 클러터 환경에서 지하 매설물이나 은폐물과 같은 저피탐 표적의 레이다 데이터는 필연적으로 잡음 지수가 증가하는데, 이는 압축센싱 알고리즘의 연산 시간 및 정확도에 영향을 주어 SAR 영상 데이터 복원 성능을 저하시킨다[10]~[12]. 따라서 압축센싱 기반의 SAR 영상을 구현하는 시나리오에서는 대상 표적에 따라 적절하게 알고리즘을 변형할 필요가 있다.

본 논문에서는 드론 SAR 시스템을 이용하여 저피탐 표적으로 인식되는 매설물을 탐지하는 실험 과정과 SAR 데이터를 획득하고, 압축센싱 이론을 기반으로 신호를 복원하는 과정을 기술한다. 저전력 운용 모드에서 낮은 PRF로 운용되는 드론 SAR에서 발생하는 부엽을 제거하고, 클러터 제거를 통해 개선된 저피탐 표적 복원을 수행한다. 표적 인식 정확도를 개선하는 동시에 기존 압축센싱의 한계인 연산량 증가 문제를 해결하기 위해 표적 분포에 따라 영상을 블록 분할하고, 각 서브 블록에 대한 차별적인 압축센싱 알고리즘을 적용한다. 각 서브블록은 독립적으로 샘플이 측정되고 복원되며, 산재된 표적간의 반사도 편차가 큰 환경에서도 표적 탐지 손실없이 모든 표적을 탐지할 수 있다. 또한 압축센싱 복원 행렬의 크기가 작아지므로 표적 영상의 복원 속도가 개선된다[13],[14]. 이러한 가변적인 압축센싱 알고리즘을 도입함으로써 저피탐 환경에서 드론 SAR의 운용 성능을 개선할 수 있음을 보인다.

이를 위해 Ⅱ장에서 표적 환경 변화에 따른 적응형 압축센싱 SAR의 구현 과정을 보인다. Ⅲ장에서는 실제 환경에서 표적 데이터에 대한 압축센싱 처리를 통해 알고리즘을 검증하고, Ⅳ장에서는 드론 SAR 탐지 비행 실험을 수행하여 다양한 은폐물에 대해 획득 데이터에 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 검증한 결과를 보인다.

Ⅱ. 압축센싱 SAR 시나리오

본 논문에서 사용되는 SAR 시스템은 다음과 같은 FMCW 기반의 신호를 사용한다.

$$s(t)=\alpha(t)\exp\left[j2\pi\left(f_c t+\frac{1}{2}rt^2\right)\right] \tag{1}$$

식 (1)에서 γ는 첩 비율을, f_c는 중심 주파수를 나타낸다.

기존 스트립 맵 모드 SAR에서 레이다 장치는 고정된 방향을 가지고 일정한 속도로 이동한다. 생성되는 SAR 영상 모델은 다음과 같은 행렬 형식으로 나타낼 수 있다.

$$S=Hg+n_0 \tag{2}$$

$S\in C^{PQ\times 1}$는 레이다의 반사 신호, $g\in C^{MN\times 1}$는 표적의 산란계수, $H\in C^{PQ\times MN}$는 관측행렬, $n_0\in C^{PQ\times 1}$은 시스템 잡음을 나타낸다. 이 때, P는 방위방향의 샘플 수, Q는 거리방향의 샘플 수다. M, N은 각각 거리 및 방위 방향으로의 샘플 값으로 MN은 관측 영역의 크기를 나타낸다. 표적의 개수가 한정된 시나리오에서는 압축센싱 기법을 도입하여 샘플 데이터량을 줄이면서도 표적 탐지 성능을 유지할 수 있다.

SAR 신호처리를 수행하는 RDA(range doppler algorithm) 알고리즘은 크게 거리압축, RCMc(range cell migration correction), 방위압축의 단계로 구성된다. 수신된 SAR 원시자료를 Y라고 했을 때, 적용되는 RDA 알고리즘을 수학적으로 모델링하면 다음과 같다.

$$\tilde{X}=F_\eta^H\{P_\eta \circ C\langle F_\eta[YF_\tau]\rangle\} \tag{3}$$

$\tilde{X}$는 재구성된 2D SAR 영상, F, F^H는 DFT 행렬과 IDFT 행렬을 나타내고, η, τ는 FFT가 수행되는 방위 방향과 거리방향 변수를 나타낸다. FMCW 레이다는 거리방향 FFT를 진행하여 거리정보를 획득하며, C는 RCMC 공간 보간 연산자이다. P_η는 방위방향의 정합 필터를 나타내며, 해당 수식은 다음과 같다.

$$P_\eta(f_\eta;\eta)=\exp\left[-j\pi/K_a f_\eta^2\right] \tag{4}$$

f_η는 도플러에 따른 주파수를 나타내며, K_a은 각각 방위, 거리 방향 첩 비율을 나타낸다.

압축센싱 SAR에서의 반사 데이터 s는 샘플링 행렬 $\Theta\in C^{r\times PQ}(r\ll MN)$으로 압축되므로 다음과 같은 수식으로 나타낸다.

$$S_s=\Theta Hg+n_s \tag{5}$$

압축센싱 이론을 적용하기 위해서는 신호가 산재성 조건을 만족해야 하는데, 일반적으로 대부분의 신호들은 산재하지 않기 때문에 특정한 변환을 통해 희소하게 만들어야 한다. 식 (5)에서는 신호 g를 H라는 특정한 변환을 통해 산재하게 만드는데, 이 때 산재신호 Hg가 충분히 희소하고, 센싱 행렬 Θ가 RIP(restricted isometry property)를 충족하면 신호의 복원을 확신할 수 있게 된다. RIP 조건은 다음과 같다[15].

$$(1-\delta_K)\parallel\alpha\parallel_2^2\le\parallel\Theta\alpha\parallel_2^2\le(1+\delta_K)\parallel\alpha\parallel_2^2 \tag{6}$$

α는 식 (5)에서의 Hg로, 0이 아닌 K개의 계수를 가지는 희소벡터다. $\delta_K\in(0,1)$는 RIC(RIP constant)라고 불리는 상수로, 0에 가까울수록 희소신호의 복원 성능이 우수하다[15]. 측정 횟수가 $M\ge O(K\log(N/K))$를 만족하면 신호 g는 높은 확률로 복원될 수 있다.

관측신호 s와 측정 행렬 Θ로 알려진 신호 g는 다음과 같이 l_1-norm 기반으로 최적 블록화 문제의 해를 구할 수 있다[16],[17].

$$\min\parallel g\parallel_1\ s.t\ S=Hg \tag{7}$$

경계 값 n을 갖는 잡음이 존재하는 경우에도 다음과 같은 조건식을 만족하는 신호 g를 구할 수 있다.

$$\arg\min\parallel g\parallel_1 s.t.\parallel s-Hg\parallel_2<n \tag{8}$$

$\parallel\bullet\parallel_1$과 $\parallel\bullet\parallel_2$는 l_1, l_2-norm을 나타낸다[18]. 식 (7)과 식 (8)은 각각 BP(basis pursuit), BPDN(basis pursuit de-noising) 문제이며, 다양한 방식으로 해를 구할 수 있는데, 본 논문에서는 MATLAB의 CVX 프로그램을 기반으로 구현하였다.

1차원에서의 영상처리와 비교했을 때 2차원 영상처리에 압축센싱 알고리즘을 적용할 경우, 과도한 계산으로 인한 용량 문제 및 처리속도 저하의 문제가 발생한다. 특히 데이터 용량이 크게 증가하는 SAR 영상처리는 압축센싱 알고리즘을 적용한 실시간 영상 획득이 어렵다. 압축센싱 알고리즘은 표적 데이터의 산재율 및 잡음 지수에 크게 영향을 받으며, 계산의 복잡도 역시 표적 영역의 특성에 비례하여 변한다[19],[20]. 따라서 소수의 특정한 표적만을 검출하는 SAR 감시에서는 모든 영역에 동일한 복잡

도를 적용하는 것보다는 탐지 영역 특성에 따른 알고리즘의 변형이 효과적이다. 이처럼 표적 영역을 분할하여 처리하는 BCS(block compressed sensing)의 기본 개념은 비교적 잘 알려져 있으나, 표적 영역의 특성을 정의하고 이를 신속하게 알고리즘에 반영하는 것은 환경 변수에 따라 변동성이 커서 공식화된 해결 방법은 알려져 있지 않다[21]. 특히 지뢰나 지하 매설물과 같은 저피탐 물체의 경우, 높은 잡음 지수와 주변 반사체로 인해 대상 표적 신호가 가려져 탐지 난이도가 더욱 증가한다. 본 논문에서는 SAR 감시 영역의 잡음 환경과 표적의 반사도 값을 실시간으로 반영하여 가변적으로 영역을 분할하고, 각 영역에 대하여 차별적으로 압축센싱을 적용한다. 이는 압축센싱 알고리즘의 처리 속도 문제를 해결하고, 저피탐 표적을 보다 우수하게 탐지가능하게 하며, 영상의 품질을 높여준다.

FMCW 레이다는 실시간으로 거리 방향의 표적 정보를 획득하게 되는데, 이를 기반으로 표적의 유무를 판단 후 표적 분포에 따라 표적 데이터를 중심으로 영역을 분할한다. 압축센싱이 적용될 수 있는 최소한의 데이터 벡터 길이를 기본 단위로 설정하고, 이에 비례하는 크기의 서브 블록을 대상 표적의 주변에서 추출한다. 이때 서브 블록의 길이는 표적의 반사도 및 클러터 잡음에 따라 가변적으로 설정한다. 일반적으로 블록의 크기가 작을수록 산재도가 낮아져 압축센싱 효율이 저하되지만, 본 실험에서처럼 클러터 심한 환경에서는 블록의 크기가 작을수록 클러터 에너지가 감소하여 효율성이 좋아진다. 따라서 두 가지의 상충된 조건을 적절히 만족하는 블록 크기를 산출하는 것이 필요하다[22]. 이를 위해 각 서브 블록마다 희소성 K와 클러터 잡음값을 추출한 후 표적탐지가 가능한 최소한의 블록 크기 N을 찾는다. 이는 표적이 탐지되는 경우에 대해서만 적용되며, 탐지가 안될 경우는 최소 단위의 블록 크기 N_{min}을 선택한다. 최소 블록 크기 N_{min}은 표적의 분포 확율에 따라 변경될 수 있다. 이에 따라 설정된 i번째 서브 블록 B_i의 크기를 $N_{sb} = R_{iM} \times A_{iN}$라고 할 때 각각 거리(range)방향으로 R_{iM}개, 방위(azimuth)으로 A_{iN}개의 샘플을 단위로 하는 압축센싱을 수행한다. 표적의 숫자가 충분히 적어 높은 산재율을 가정할 경우, 거리나 방위 중 한 방향으로만 압축센싱을 적용해도 좋은 성능을 기대할 수 있다.

실시간 압축센싱 적용을 위해서는 거리 방향으로 표적 탐지 및 산재율을 계산하고, 이를 분석하여 압축센싱 알고리즘이 적용될 영역을 선정하게 된다. 이를 위해 본 논문에서는 거리 방향 신호 분석으로 서브 블록 설정을 수행하고, 표적이 존재하는 각 서브 블록에 대한 선택적인 압축센싱을 수행한다. 따라서 압축센싱에 의한 시간 소요는 $\max(A_{iN})$에 의해 결정된다.

압축센싱의 연산 복잡도는 영상의 반사강도의 통계적 분포와 잡음 지수에 비례한다. 각 서브블록에서의 등가잡음지수를 계산한 후 이를 식 (9)의 n에 적용되는 역치(threshold)값에 가변적으로 반영한다. 또한 영역에서 탐지된 표적의 수와 해당 서브블록의 크기 N_{sb}를 비교하여 압축율을 결정한다. 본 논문에서의 압축율은 반복된 실험을 통해 경험적인 통계치 값으로 결정하였다.

이처럼 실시간 수신 신호 강도 및 표적 산재율에 따른 서브 블록 크기와 등가 잡음 지수를 결정하여 압축센싱을 적용하는 과정을 그림 1에 도시하였다.

그림 2는 결정된 압축센싱 크기에 대한 샘플링율과 잡음지수를 적용하는 과정을 보인다. 추출되는 신호 대 잡음비를 적용한 잡음지수와 산재율에 따른 압축율을 반영한 압축센싱을 수행한다. 세부 알고리즘 수행 과정은

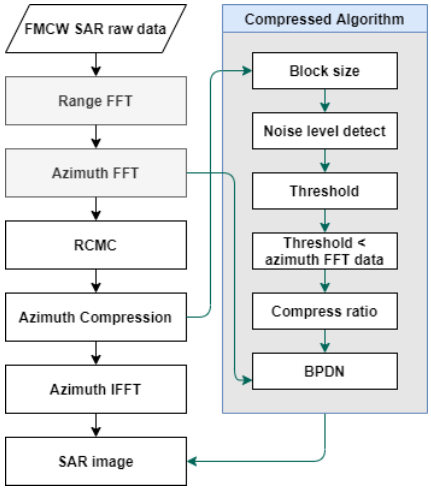


그림 1. 서브블록 기반의 압축센싱 SAR 순서도
Fig. 1. CS SAR flow-chart based on variable sub-block matrices.

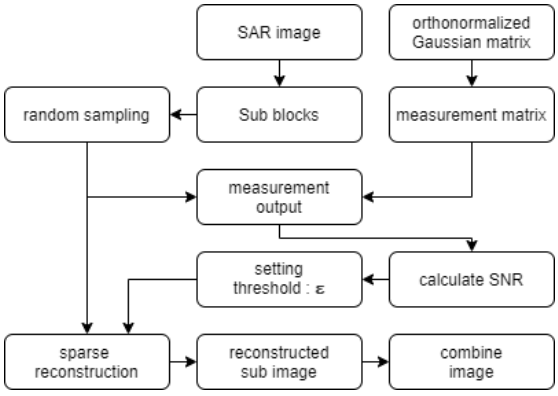


그림 2. 다중 표적 SAR 영상의 서브블럭 분할 적응형 압축센싱 흐름도

Fig. 2. Adaptive CS flow for sub-block based multi target SAR images.

다음과 같다.

(1) 최소 길이 N_{min}의 크기 블록으로 영상을 분할
(2) 각 블록별 표적의 유무를 탐지하고, 반사도에 비례하여 가변적으로 블록 크기 N_i를 선택
(3) 가우시안 행렬기반의 복원 행렬 $N_i \times N_i$ 생성
(4) 샘플링한 데이터 기반으로 SNR을 추정하여 각 블록마다 역치값 'ϵ_i'를 지정
(5) 희소 재구성을 통한 블록별 SAR 영상 복원
(6) 각각 블록별 이미지 결합으로 전체 영상 복원

여기서 역치값 'ϵ'은 배경 클러터 잡음 대비 표적의 크기에 비례하여 산출되며, 표적의 반사도가 클고, 블록별 샘플 수가 증가할수록 역치값은 증가한다.

본 논문에서는 각 서브 블록마다 다르게 규정되는 BPDN 문제를 해결하기 위해 SPGL1 알고리즘 툴을 사용하였다. 드론과 같은 요동에 영향을 받는 탑재체는 PRF 샘플 간격이 불규칙한 문제가 발생하는데, SPGL1은 이러한 비정규적 PRF 샘플링에 대응하여 블록별 가변적인 처리 수행이 용이하다[23].

Ⅲ. 드론을 활용한 표적 탐지 실험설계

본 논문에서는 접근하기 어려운 산악 지형이나 위험물이 매설된 지역의 탐지를 가정하여 드론 기반 표적 탐지 시나리오를 연구하였다. 드론을 이용한 지뢰 및 매설물 탐지는 비접촉식으로 안전하며, 빠른 탐색 기능을 갖는 장점이 있다. 지하 매설물이나 산악 지형에 숨겨진 저피탐 표적은 낮은 반사도(RCS)로 인해 탐지가 어렵거나 오류 발생이 높은 경우가 많은데, 본 논문에서는 압축센싱 알고리즘을 적용하여 기존 방식의 한계를 극복한다.

드론 SAR 시스템에서의 압축센싱 알고리즘을 실험적으로 검증하기 위해 그림 3과 같이 실험 환경을 설정하였다. 비교적 높은 반사도를 갖는 표준 반사체(corner reflector)와 매우 낮은 반사도를 갖는 텀블러를 각각 지상에 배치한 후 일정 고도에서 비행하는 드론에서 SAR 영상을 확보하였다. 실험에 사용한 드론 SAR 시스템의 사양은 표 1과 같다. 반사도의 차이가 매우 큰 두 개의 서로 다른 표적을 높은 클러터 환경에 함께 배치하여 높은 신호-대-클러터 비(signal-to-clutter-ratio)를 갖는 영상에서의 성능을 측정하였다.

낮은 고도에서의 모호성을 낮추고, 한정된 배터리 용량의 전력 소모를 최소화하기 위해 PRF를 25 Hz로 설정

(a) 드론 SAR 실험 장면
(a) Drone SAR test scene

(b) 목표 위치
(b) Target position

그림 3. 드론 SAR 표준 표적 실험 시나리오

Fig. 3. Drone SAR test site for standard targets.

표 1. 드론 SAR 관측 변수
Table 1. Drone SAR system parameters.

Parameter	Value
Carrier frequency	5.6 GHz
Bandwidth	800 MHz
Sampling rate	1 MHz
Waveform	FMCW
Radiated power	30 dBm
Velocity	2 m/s
PRF	25 Hz
3 dB beamwidth	13°

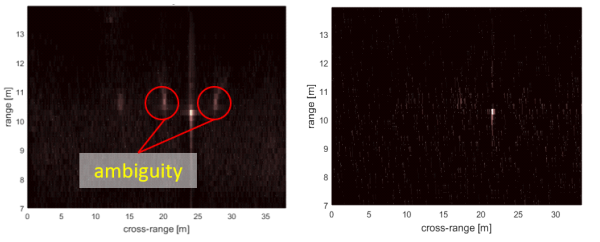
하였는데, 이는 주어진 SAR 시스템에서 요구되는 방위 방향 으로의 최소 나이퀴스트 샘플링 값보다 낮은 값이다. 그림 4(a)는 획득된 신호를 처리한 SAR 영상이다. 왼쪽으로는 텀블러 표적, 오른쪽에는 반사판이 위치하고 있는데, 반사판 표적 영상의 방위 방향으로 신호 모호성에 의한 부엽이 발생한 것을 볼 수 있다.

반사도가 낮은 텀블러 표적에 대해서도 유사한 부엽이 발생하였으나, 반사판에서의 신호 대비 매우 낮은 레벨에 발생하여 획득된 SAR 영상에서는 탐지되지 않았다. 그림 4(b)는 동일한 표적 영상에 압축센싱 알고리즘을 적용한 결과를 보인다.

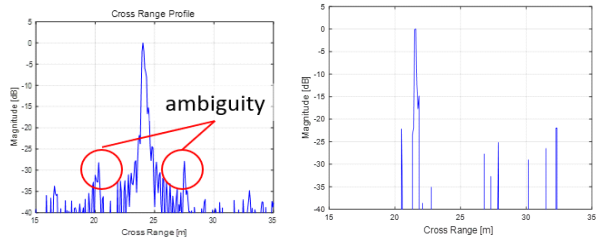
방위 방향으로 적용된 압축센싱 알고리즘에 의해 낮은 PRF에 의해 생성된 모호성 신호가 제거됨을 확인할 수 있다. 또한 거리 방향으로의 부엽 성분도 억제됨으로써 산재된 표적 성분을 선명하게 검출하였다. 그림 4(c), 4(d)는 방위방향으로의 복원 성분을 비교한 것으로 압축센싱으로 방위방향 모호성 신호가 완전히 제거되었을 뿐 아니라, 표적에 대한 부엽 신호가 제거되어 우수한 탐지 성능이 확보됨을 보인다. 본 시나리오에서 압축센싱에 사용된 데이터 용량은 전체 수신 신호의 30 %였다. 이미 PRF가 충분히 낮게 운용되었음을 감안하면 매우 낮은 비율의 데이터만으로 SAR 영상이 복원되었다고 할 수 있다.

컴퓨터 사양은 i7-7700K에 32 GB 램을 사용하였으며, 처리시간은 약 10초로 측정되었다.

그림 4(b)에서는 텀블러 표적이 검출되지 않았는데, 이는 두 표적간의 반사도 격차가 구현된 압축센싱 알고리즘의 복원 범위보다 크기 때문이다. 이를 해결하기 위해 그림 2에서 제시한 서브블록 기반의 가변적 압축센싱 알고리즘을 적용하였다. 적용된 서브블록의 최소 단위는 400×100픽셀이었다. 텀블러 표적 주변으로 서브 블록 영역을 설정하고, 영역 내에서 산출된 잡음지수에 비례하여 압축센싱 역치값을 적용한 결과를 그림 5에 보인다.

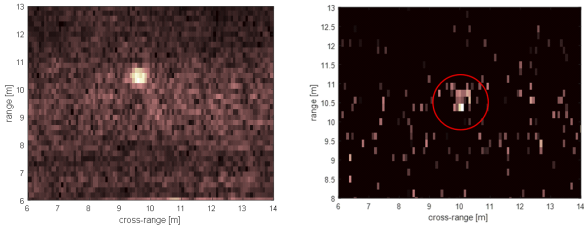


(a) 압축센싱 적용전 SAR 영상 (b) 압축센싱이 적용된 SAR 영상
(a) SAR image before CS (b) SAR image after CS



(c) 제한된 PRF에서의 방위방향 모호성 (d) 압축센싱에 의한 방위방향 모호성 억제
(c) Detected azimuth ambiguity by limited PRF (d) Azimuth ambiguity suppression by CS

그림 4. 반사파와 텀블러 표적에 대한 드론 SAR 영상 및 압축센싱 적용 결과 영상
Fig. 4. Drone SAR image over corner reflector and tumbler targets with compressive sensing algorithm applied.



(a) 압축센싱 적용전 (b) 압축센싱 적용
(a) Before CS (b) After CS

그림 5. 저피탐 텀블러 표적에 대한 가변 압축센싱 적용 결과
Fig. 5. Low RCS tumbler target SAR images before and after adaptive CS.

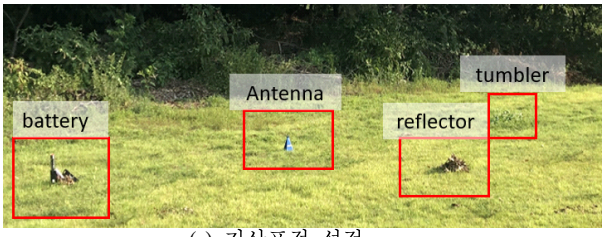
그림 5(a)는 압축센싱이 적용되기 전이며, 텀블러 주변의 클러터 성분이 강하게 분포한다. 그림 5(b)는 압축센싱이 적용된 결과이다. 그림 4(b)에서 검출되지 않던 텀블러 표적이 복원되고 클러터 잡음이 억제되어, 저피팀 표적의 인식율이 개선되었음을 알 수 있다.

Ⅳ. 은폐 표적 탐지 실험

저피탐 은폐 표적 탐지 시나리오를 구현하기 위해 다양한 표적을 은폐하고, 이를 드론 SAR 시스템으로 영상을 검출하는 실험을 수행하였다. 대상 표적으로는 배터리, 안테나, 텀블러를 사용하였으며, 그림 4에서 사용한 반사판을 검증용으로 배치하였다. 각 표적에 대한 특성은 표 2에 표시하였다. 그림 6에서는 각 표적이 드론 SAR 시험장에 배치되어 있는 위치 형상을 보인다. 은폐물 표적 실험을 위해 모든 표적은 낙엽과 수풀 모음 그리고 토양 성분 아래로 은폐했다.

이에 대한 앞선 실험과 동일한 방식으로 드론 SAR 영상을 획득하였으며, 그림 7은 초기 실험 결과를 보인다.

그림 7(a)의 영상을 보면 비교적 반사도가 우수한 배터리, 안테나, 반사판 표적은 은폐되기 전에 비해 탐지 수준이 저하되었으나, 어느 정도 인식이 되는 반면 저피탐 표적인 텀블러는 영상에서 인식되지 않는다. 특히 기존 실험과 마찬가지로 방위 방향으로 생성된 모호성 성분으로 인해 저피탐 텀블러 표적의 탐지가 더욱 어려워지는 현상이 발생한다. 동일한 원시 데이터에 압축센싱을 적용하



(a) 지상표적 설정
(a) Ground target set up

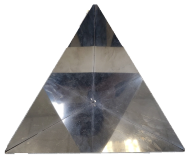
(b) 흙과 나뭇잎에 숨겨진 텀블러
(b) Tumbler hidden under soil and leaves

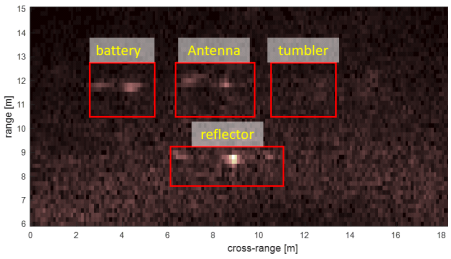
(c) 흙과 나뭇잎에 숨겨진 반사판
(c) Reflector hidden under soils and leaves

(d) 흙과 나뭇잎에 숨겨진 배터리
(d) Battery pack under soils and leaves

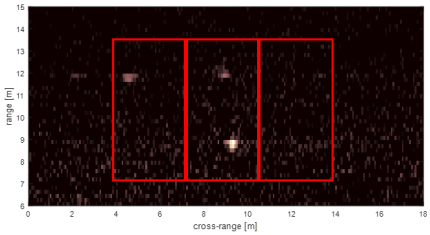
그림 6. 저피탐 은폐 표적의 지상 배치
Fig. 6. Test site for buried low RCS target detection experiment.

표 2. 테스트 표적 특성
Table 2. Test target specifications.

	Battery	Antenna	Tumbler	Corner reflector
Image				
Material	Plastic	Metal	Stainless	Metal
Height	20 cm	20 cm	20 cm	20 cm
Length	6 cm	14 cm	10 cm	20 cm
Width	9 cm	10 cm	-	20 cm



(a) 은폐된 표적 SAR 영상
(a) SAR image of buried targets



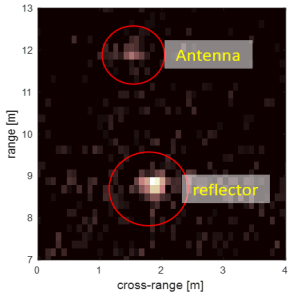
(b) 은폐된 표적의 복원 영상
(b) Recovered SAR image of buried target

그림 7. 은폐된 다중 표적에 대한 SAR 영상 및 압축센싱 적용 결과
Fig. 7. Application of compressive sensing algorithm on SAR image of buried multiple targets.

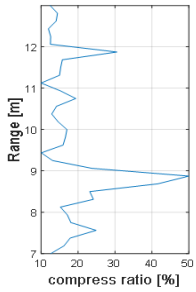
여 획득된 결과 영상을 그림 7(b)에 보인다. 압축센싱 알고리즘을 적용하는 과정에서 클러터 성분은 억제되고, 산재 표적 성분만을 선택적으로 추출하는 방식으로 표적이 복원됨을 보인다. 그러나 앞선 실험에서와 마찬가지로 높은 반사도 표적에 가려진 텀블러 표적 영상은 인식되지 못한 것으로 나타났다.

다음으로는 본 논문에서 제시한 방식대로 각 4개로 산재된 다중 표적에 대해 가변적 서브 블록 기반의 압축센싱 알고리즘을 적용하였다. 실험에 사용된 각 표적들은 상호 RCS 편차가 크므로 각 표적에 대응하는 서브 블록의 크기와, 압축률, 잡음 지수 등은 표적의 RCS를 반영하여 설정되었다. 사용된 서브 블록은 최대 100×60 픽셀 크기를 가지며, 연산 시간은 5초 이내로 소요되었다.

그림 8은 은폐된 반사판 및 안테나 표적에 적용된 압축센싱 SAR 영상을 확대한 결과이다. 은폐된 시나리오에서도 높은 RCS 특성이 반영되어 우수한 탐지 성능을 확인할 수 있다. 그림 8에서처럼 거리 방향으로는 압축센싱이



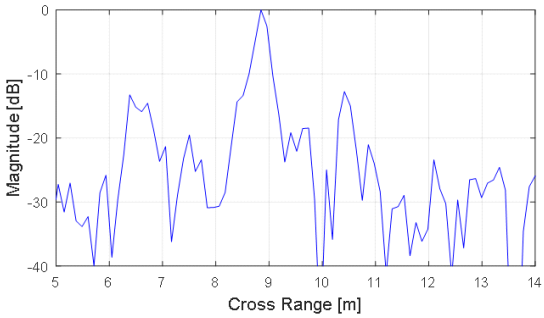
(a) SAR 영상
(a) SAR image



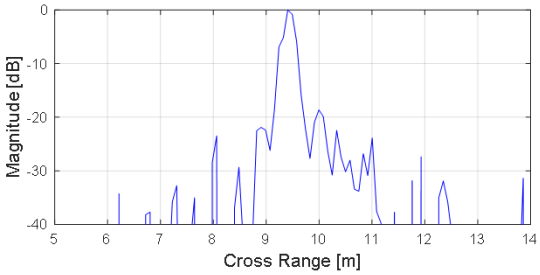
(b) 압축률
(b) Compress ratio

그림 8. 은폐된 표준 반사판 및 안테나에 대한 가변 압축센싱 SAR 영상
Fig. 8. SAR image of buried corner reflector and antenna targets acquired by the proposed adaptive CS.

적용되지 않아 일반적인 거리 프로필 특성을 보인다. 반면, 압축센싱이 적용된 방위 방향 성분은 그림 9에서 보



(a) 압축센싱이 적용되지 않은 영상의 방위방향 비교
(a) Azimuth direction profile without CS



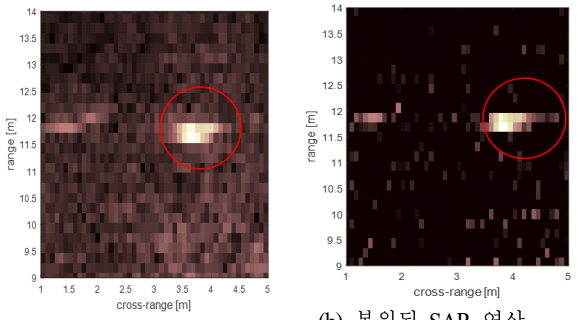
(b) 압축센싱이 적용된 영상의 방위방향 비교
(b) Azimuth direction profile after CS applied

그림 9. 가변 압축센싱이 적용된 은폐된 표준 반사판 SAR 영상의 방위 방향 프로필
Fig. 9. Azimuth profile of adaptive CS SAR image of corner reflector.

이는 바와 같이 표적 중심으로 에너지가 집중되는 효과를 보여 적용된 압축센싱의 효과를 검증할 수 있다.

그림 10은 은폐된 배터리 표적 영상을 확대한 것이며, 그림 10(a)는 압축센싱 처리 전의 무손실 SAR영상, 그림 10(b)는 에 제안된 방법을 적용한 영상이다. 클러터 잡음 신호가 억제되고 은폐된 배터리 표적만을 선명하게 추출한 것을 확인할 수 있다.

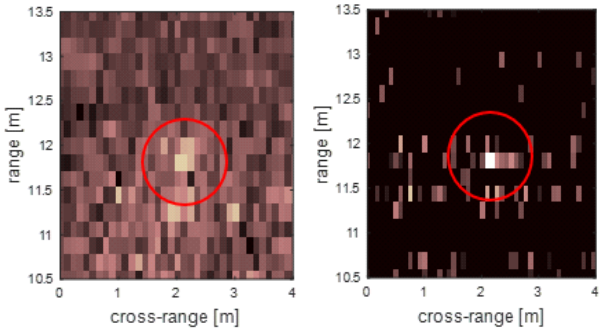
그림 11은 그림 10과 동일한 과정을 저피탐 표적인 텀블러에 적용한 결과를 보인다. 그림 11(a)는 RDa(range Doppler algorithm) 기반의 무손실 처리 데이터로, 텀블러



(a) SAR 영상 (b) 복원된 SAR 영상
(a) SAR image (b) Recovered SAR image

그림 10. 은폐된 배터리 표적 SAR 영상에 적용된 가변 압축센싱 효과

Fig. 10. Buried battery SAR image acquired by the proposed adaptive CS.



(a) SAR 영상 (b) 복원된 SAR 영상
(a) SAR image (b) Recovered SAR image

그림 11. 은폐된 저피탐 텀블러 표적 SAR 영상에 적용된 가변 압축센싱 효과

Fig. 11. Buried low RCS tumbler SAR image acquired by the proposed adaptive CS.

를 덮고 있는 은폐물의 신호 차폐로 인해 표적의 영상 레벨이 주변의 잡음 수준으로 감쇄되어 있다. 따라서 기존의 압축센싱을 수행할 경우, 표적의 복원을 기대하기 어렵다. 본 논문에서는 표적 주변의 클러터 잡음 값에 따라 표적탐지가 가능한 최소한의 블록 크기를 찾고, 각 블록에 대해 차별적으로 압축센싱을 적용함으로써 저피탐 표적을 효율적으로 복원한다. 그림 11(b)는 제안된 방법을 적용한 영상으로 일부 클러터 성분은 잔재하지만, 그림 11(a)와 비교했을 때 텀블러 표적을 식별할 수 있다. 또한 그림 11(b)에서 텀블러 표적의 반사 신호 레벨은 주변 클러터와 비교하여 충분히 높아, 일반적인 CFAR에 적용되어 표적 인식이 수행될 수 있는 수준이다.

성능 개선 효과를 정량적으로 확인하기 위해 SCR (signal to clutter ratio)의 변화를 분석하였다. SCR은 클러터 후방 산란계수와 표적의 신호크기의 비율이며, 표적을 중심으로 다음과 같이 정의한다[24],[25].

$$SCR[dB] = 20\log_{10}\frac{\max_{(i,j)\in A_t}|f(i,j)|}{\frac{1}{N}\sum_{(i,j)\in A_t}|f(i,j)|} \quad (9)$$

해당 수식에서 A_t는 표적영역, A_c는 후방산란계수의 영역이고, N_c는 후방산란 영역에서의 픽셀 개수이다. 표 3에서는 제안된 방법과 무손실 RDA, BPDN 기반 압축센싱의 성능을 각각 처리 시간 및 SCR로 비교하였다.

그림 11의 텀블러 표적의 경우, SCR은 처리 전 원본 SAR영상일 때 4.88 dB, BPDN으로 처리 후 22.18 dB, 제안된 방법으로 처리 후 28.82 dB이다. 제안된 방법을 적

표 3. 표적 영상 품질 비교

Table 3. Image qualities of the processed targets by CS(Compressed sensing).

		Without CS	Conventional CS-BPDN	Proposed adaptive CS
Processing time [sec]		4.42	7.8	5.46
SCR	Battery [dB]	12.44	29.54	34.21
	Tumbler [dB]	4.88	22.18	28.82

용했을 때 원본 영상과 기존의 압축센싱에 비해 각각 24 dB, 7 dB 개선됨을 확인할 수 있다. 전체 영상의 처리시간은 압축센싱 처리 전 4.4초, BPDN 처리에 7.8초, 제안된 방법 처리에 5.4초가 소요되었다. 이는 제안된 방법이 무손실 처리와 비교했을 때 시간지연이 거의 발생되지 않았고, 기존 압축센싱 알고리즘의 처리속도 저하 문제를 해결함을 볼 수 있다.

Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 드론에 소형 SAR 장비를 장착하여 은폐되어 있는 표적에 대한 탐지를 수행하였으며, 은폐물에 의해 전파 신호가 감쇄되는 시나리오에서도 저피탐 표적을 탐지할 수 있는 알고리즘을 제시하고 검증했다.

제안된 알고리즘은 표적 분포에 따라 영상을 블록 분할하고, 각 서브블록에 대한 차별적인 압축센싱 알고리즘을 적용한다. 각 서브블록은 독립적으로 샘플이 측정되고 복원되며, 산재된 표적간의 반사도 편차가 큰 환경에서도 표적 탐지 손실없이 모든 표적을 탐지할 수 있다. 특히 클러터 성분이 강한 산악 지형이나 인위적인 차폐로 위장된 표적에 의해 반사 신호 추출이 어려운 환경에서도 가변적으로 신호 대 잡음비를 최적화하는 시나리오를 적용하여 저피탐 은폐물의 탐지가 가능함을 실험적으로 보였다. 본 연구는 향후 지뢰나 저피탐 표적 등 군사적으로 민감한 작전을 수행하는 경우 및 접근이 어려운 지형에서 특수한 표적을 탐지하는 목적으로 활용될 수 있을 것이다.

References

[1] J. Yang, T. Jin, and X. Huang, "Compressed sensing radar imaging with magnitude sparse representation," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 29722-29733, 2019.

[2] D.L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.

[3] M. Garcia-Fernandez, Y. Alvarez-Lopez, and F. Las Heras, "Autonomous airborne 3D SAR imaging system for subsurface sensing: UWB-GPR on board a UAV for landmine and IED detection," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 20, p. 2357, Oct. 2019.

[4] B. L. Cho, S. G. Sun, "Trend of ultra-wideband transmission radar technology in forward surveillance and reconnaissance field," *The Magazine of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 13, no. 2, pp. 41-46., Dec. 2012.

[5] M. G. Fernández, Y. Á. López, A. A. Arboleya, B. G. Valdés, Y. R. Vaqueiro, and F. L. H. Andrés, et al., "Synthetic aperture radar imaging system for landmine detection using a ground penetrating radar on board a unmanned aerial vehicle," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 45100-45112, 2018.

[6] S. Markus, R. Burr, W. Mayer, N. Docci, and C. Waldschmidt, "UAV-based ground penetrating synthetic aperture radar," in *2018 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility(ICMIM)*, Munich, Apr. 2018, pp. 1-4.

[7] S. G. Sun, B. L. Cho, G. C. Park, and S. H. Nam, "Feasibility study of forward-looking imaging radar applicable to an unmanned ground vehicle," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 21, no. 11, pp. 1285-1294, Nov. 2010.

[8] J. Ni, Q. Zhang, Y. Luo, and L. Sun, "Compressed sensing SAR imaging based on centralized sparse representation," *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, no. 12, pp. 4920-4932, Jun. 2018.

[9] M. Becquaert, E. Cristofani, and M. Vandewal, "On the applicability of compressive sensing on FMCW synthetic aperture radar data for sparse scene recovery," in *2013 European Radar Conference*, Nuremberg, Oct. 2013, pp. 9-12.

[10] M. Mohan Babu, M. V. Subramanyam, and M. N. Giri Prasad, "Bayesian denoising of SAR image," *International Journal of Computer Science and Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 72-74, 2011.

[11] Z. Slavik, A. Viehl, T. Greiner, O. Bringmann, and W. Rosenstiel, "Compressive sensing-based noise radar for

automotive applications," in *2016 12th IEEE International Symposium on Electronics and Telecommunications(ISETC)*, Timisoara, Oct. 2016, pp. 17-20.

[12] G. Rilling, M. Davies, and B. Mulgrew, "Compressed sensing based compression of SAR raw data," in *SPARS'09-Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations*, Saint Malo, Apr. 2009, pp. 1-6.

[13] R. Zhu, G. S. Li, and Y. Guo, "Block-compressed-sensingbased reconstruction algorithm for ghost imaging," *OSA Continuum*, vol. 2, no. 10, pp. 2834-2843, Sep. 2019.

[14] L. Gan, "Block compressed sensing of natural images," in *2007 15th International Conference on Digital Signal Processing*, Cardiff, Jul. 2007, pp. 403-406.

[15] Y. H. Cho, D. Y. Cho, and H. L Ko, "Compressed sensing-based FMCW radar detector," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol 43, no. 5, pp. 886-869, May 2018.

[16] Z. Cao, J. Li, C. Song, Z. Xu, and X. Wang, "Compressed sensing-based multitarget CFAR detection algorithm for FMCW radar," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 59, no. 11, pp. 9160-9172, Nov. 2021.

[17] J. H. Bae, B. S. Kang, K. T. Kim, and E. J. Yang, "A study on the ISAR image reconstruction algorithm using compressive sensing theory under incomplete RCS data," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 25, no. 9, pp. 952-958, Sep. 2014.

[18] M. Çetin, I. Stojanovic, O. Onhon, K. Varshney, S. Samadi, and W. C. Karl, et al., "Sparsity-driven synthetic aperture radar imaging: Reconstruction, autofocusing, moving targets, and compressed sensing," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 31, no. 4, pp. 27-40, Jul. 2014.

[19] L. Anitori, A. Maleki, M. Otten, R. G. Baraniuk, and P. Hoogeboom, "Design and analysis of compressed sensing radar detectors," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 4, pp. 813-827, Feb. 2013.

[20] J. Fang, Z. Xu, B. Zhang, W. Hong, and Y. Wu, "Fast compressed sensing SAR imaging based on approximated observation," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 1, pp. 352-363, Jan. 2014.

[21] R. Ward, "Compressed sensing with cross validation," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 55, no. 12, pp. 5773-5782, Nov. 2009.

[22] N. Wang, J. Li, "Block adaptive compressed sensing of SAR images based on statistical character," in *2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vancouver, BC, pp. 640-643, Jul. 2011.

[23] L. Qu, S. An, T. Yang, and Y. Sun, "Group sparse basis pursuit denoising reconstruction algorithm for polarimetric through-the-wall radar imaging," *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2018, p. 8, Aug. 2018.

[24] T. Lee, D. Yang, "Back-scattering characteristic analysis for SAR calibration site," *Korean Journal of Remote Sensing*, vol. 37, no. 2, pp. 305-319, 2021.

[25] Y. Lim, S. Nam, "Target-to-clutter ratio enhancement of images in through-the-wall radar using a radiation pattern-based delayed-sum algorithm," *Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 14, no. 4, pp. 2671-7255, Dec. 2014.

천 형 일 [한국항공대학교/석사과정]
https://orcid.org/0000-0003-4134-4144

2019년 2월: 목원대학교 정보통신공학과 (공학사)
2019년 3월～현재: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야] 레이다 신호처리

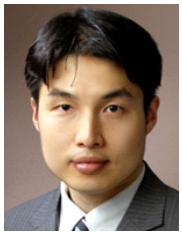
반 인 모 [한국항공대학교/석사과정]
https://orcid.org/0000-0001-9459-7511

2020년 2월: 한국항공대학교 전자 및 항공전자공학과 (공학사)
2021년 3월～현재: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야]SAR 신호처리, 비디오 SAR

조 휘 정 [한국항공대학교/석사과정]
https://orcid.org/0000-0002-2468-983X

2020년 2월: 경상대학교 기계항공정보융합공학부 (공학사)
2020년 3월～현재: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야] SAR 영상처리

이 우 경 [한국항공대학교/교수]
https://orcid.org/0000-0003-2092-2048



1994년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학사)
1996년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1999년 12월: 런던대학교(UCL) 전기전자공학과(공학박사)
1999년 10월～2002년 12월 한국과학기술원 인공위성센터 연구교수, 삼성종합기술원 책임연구원
2004년 9월～현재: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 교수
[주 관심분야] 위성탑재체, SAR 영상, 레이다 시스템 및 신호처리