

## PCA를 이용한 위성 SAR 영상 밀집 표적 구분 기법

# Principal Component Analysis-Based Dense Target Discrimination Method for Satellite Synthetic Aperture Radar Images

정남훈 · 최재호 · 이건 · 박지훈\* · 김경태

Nam-Hoon Jeong · Jae-Ho Choi · Geon Lee · Ji-Hoon Park\* · Kyung-Tae Kim

### 요 약

군집화(clustering)는 위성 SAR(synthetic aperture radar) 영상에서 관심 표적을 탐지하고자 할 때, 후보가 되는 화소들을 객체 단위로 형성하는 데 필요한 과정이다. 본 논문에서는 이러한 군집화 과정에 적합한 DBSCAN(density-based spatial clustering of application with noise) 알고리즘 이용 시 성능 저하의 원인이 되는 밀집 표적에 대한 문제를 개선하기 위해 주성분 분석(principal component analysis: PCA)을 이용하여 새로운 특징을 제안하였다. 시뮬레이션에서는 실제 TSX(TerraSAR-X) 영상에서 추출한 다양한 종류의 표적 및 클러터 군집에 대해 제안된 특징을 측정하였고, 그 결과에 따라 TSX 영상에 제안된 밀집 표적 구분 기법을 적용하였다. 그 결과, 제안된 특징이 밀집 표적으로 구성된 군집을 구분하는 데 효과적임을 확인하였고, 실제 SAR 영상에서 다른 군집과 밀집 표적 군집을 구분하여 밀집 표적 군집을 다시 분리함으로써 표적 탐지 성능을 향상시킬 수 있었다.

### Abstract

When detecting targets of interest in satellite synthetic aperture radar (SAR) images, clustering is often required to construct the candidate pixels of an object. In this paper, we propose a new feature using principal component analysis to address the problem of dense targets that cause performance degradation when using the density-based spatial clustering of noise algorithm, which is suitable for the clustering process. Further, simulations are used to analyze the proposed features for different target and clutter clusters extracted from real TerraSAR-X (TSX) images, and the proposed dense target discrimination technique is applied to the TSX images. The simulation results reveal that the proposed feature is effective in distinguishing clusters composed of dense targets, and the target detection performance can be improved by re-separating dense target clusters from actual SAR images.

Key words: SAR Target Detection, Clustering, Principal Component Analysis

## I. 서 론

합성 개구면 레이더(synthetic aperture radar: SAR)는 기상 상황과 관계없이 원하는 지역에 대한 영상을 획득할

「본 연구는 국방과학연구소의 지원(계약번호:UD200002FD)을 받아 수행하였습니다.」

포항공과대학교 전자전기공학과(Department of Electrical and Electronic Engineering, Pohang University of Science and Technology)

\*국방과학연구소(Agency for Defense Development)

· Manuscript received July 13, 2022 ; Revised July 28, 2022 ; Accepted July 28, 2022. (ID No. 20220713-057)

· Corresponding Author: Kyung-Tae Kim (e-mail: kkt@postech.ac.kr)

수 있어 다양한 목적의 감시 및 정찰에 널리 이용되고 있다<sup>[1][2]</sup>. 또한, 최근에는 레이더 하드웨어와 신호 처리 기술의 발달로 고해상도 SAR 영상을 획득할 수 있게 되고, SAR 영상에서 관심 표적을 탐지 및 식별하는 기술의 중요성이 대두되고 있다. 특히, 군사 지역에 위치한 표적의 경우 비행기나 드론 등을 이용한 정찰이 어렵고, 감시 구역이 넓어 위성 SAR 영상에서 자동으로 관심 표적을 탐지할 수 있는 기술이 필수적이다.

SAR 영상에서 표적을 탐지하는 기술은 크게 관심 표적과 클러터(clutter)를 구분할 수 있는 특징(feature)을 이용하는 특징 기반 탐지 기법<sup>[3][4]</sup>과 훈련 데이터로부터 최적의 특징을 학습하는 신경망을 이용하여 관심 표적을 탐지하는 인공 지능 기반 탐지 기법<sup>[5]</sup>으로 구분된다. 인공 지능 기반 탐지 기법의 경우, 충분히 학습이 완료된 인공 신경망은 뛰어난 탐지 성능을 가지지만, 이를 위해서는 많은 양의 SAR 영상이 필요하여 비용적 문제가 따르며, 특히 군사 표적의 경우 충분한 데이터 확보가 어려울 수 있다. 반면, 특징 기반 탐지 기법은 관심 표적을 확실히 구분할 수 있는 특징을 이용한다면 비교적 적은 양의 훈련 데이터로도 표적 탐지를 수행할 수 있다.

위성 SAR 영상에서는 일반적으로 일정 오탐지율(constant false alarm ratio: CFAR) 기법을 이용하여 영상 내에서 표적이 될 수 있는 산란점을 탐지한다. 그러나, SAR 영상에서는 관심 표적 이외에도 잡음(noise), 스펙클(speckle), 자연 및 인공 클러터 등 다양한 산란점이 존재하며, 이들 중에서 관심 표적을 효과적으로 탐지하기 위해 몇 가지 과정이 필요하다. 먼저, 표적 및 클러터가 일반적으로 강한 화소(pixel)들의 군집으로 나타나는 것과 달리 잡음 및 스펙클은 영상 크기값의 불규칙한 변동으로 나타나며, 다양한 스펙클 제거 필터를 이용하여 완화할 수 있다. 스펙클 제거 필터로는 평균 필터(mean filter), Lee 필터<sup>[6]</sup>, enhanced Lee 필터<sup>[7]</sup>와 같이 이웃 화소의 값을 참조하여 각 화소의 값을 조정하는 지역 필터(local filter)와 전체 SAR 영상의 값을 이용하는 비지역 필터(non-local filter)가 있다<sup>[8]</sup>.

스펙클 제거 과정을 통해 어느 정도 잡음 및 스펙클의 영향이 완화된 영상에서 표적의 가능성이 있는 화소를 추출하기 위해 CFAR 탐지 기법을 이용한다. CFAR 탐지

기법으로는 영상 전체에 고정된 문턱값을 적용하는 FT(fixed- threshold) CFAR 기법과 2차원 커널(kernel)을 이용하여 주변 화소의 값들을 바탕으로 적응적으로 문턱값을 설정하는 CA(cell-averaging), OS(ordered statistic) CFAR 기법 등이 있다<sup>[9][10]</sup>. 2D CFAR 기법의 경우 피크(peak) 값을 찾는 데 매우 효과적이거나, 비교적 계산 시간이 오래 걸려 다수의 표적에 의한 산란점들이 불규칙하게 존재하는 SAR 환경에서는 FT-CFAR 방법이 효과적일 수 있다.

다음으로, 표적을 객체 단위로 탐지하기 위해 탐지된 화소들을 군집화(clustering)하는 과정이 필요하다. 기존에 알려진 군집화 방법으로는 KNN(K-nearest neighbor), K-means 알고리즘<sup>[11][12]</sup> 등 다양한 기법이 존재하나, 이러한 방법들은 대체로 군집의 수가 사전에 정해져야 하므로 영상 내 존재하는 표적의 수에 대한 정보가 없는 위성 SAR 영상 표적 탐지에서는 이용하기 어렵다. 반면, DBSCAN(density- based spatial clustering of application with noise) 알고리즘의 경우 사전에 군집의 수를 정하지 않으며, 군집을 형성하지 못한 데이터를 잡음으로 처리하여 SAR 영상에서의 표적 탐지에 적합하다<sup>[13]</sup>. 일반적으로 특징 기반 표적 탐지 기법에서는 이와 같이 군집화된 표적 후보들에 대해 특징값을 추출하고, 보유한 훈련 데이터의 특징값과 비교하여 표적 변별을 수행한다.

DBSCAN 알고리즘이 특징 기반 표적 탐지 기법에서 표적 후보 군집을 형성하는 데 효과적이지만, 도심 지역에서는 관심 표적인 차량 형태의 표적이 밀집하여 존재할 수 있고, 이때 DBSCAN 알고리즘이 다수의 표적을 하나의 군집으로 형성할 수 있다. 이러한 경우, 군집의 형태 및 크기 분포를 바탕으로 계산되는 특징값들이 단일 표적과 달라질 수 있고, 결과적으로 밀집된 다수의 관심 표적이 탐지되지 않아 탐지 성능이 저하된다. 따라서 SAR 영상에 대한 표적 탐지 과정에서 형성된 군집 중 밀집 표적 군집을 구분하는 과정이 필수적이다.

본 논문에서는 효율적으로 영상에서 스펙클을 제거하고 관심 화소를 탐지하기 위해 Lee 필터와 FT-CFAR 기법을 이용한다. 또한, 탐지된 화소들을 객체 단위로 군집화하기 위해 DBSCAN 알고리즘을 적용하며, 주성분 분석(principal component analysis: PCA)을 기반으로 영상에서 탐지되는 다양한 종류의 군집(관심 표적, 밀집 표적, 인공

클러스터) 중 밀집 표적을 구분할 수 있는 특징을 제안한다<sup>[14]</sup>. 시뮬레이션 결과에서는 실제 TSX(TerraSAR-X) 영상에서 추출한 여러 종류의 군집에 대해 제안된 특징값을 계산하여 제안된 특징이 밀집 표적 군집 구분에 효과적임을 보인다. 더 나아가, 다수의 객체가 함께 존재하는 SAR 영상 씬(scene)에 제안된 탐지 과정을 적용하여 밀집 표적 군집을 구분할 뿐만 아니라, 밀집 표적으로 구성된 군집을 단일 표적 단위로 분리하여 표적 탐지 성능을 향상시킬 수 있음을 보인다.

## II. 본 론

### 2-1 위성 SAR 영상 표적 군집화

위성 SAR 영상에는 관심 표적 이외에도 잡음, 스펙클, 클러스터 등 다양한 요소들이 존재하여 이를 배제하기 위한 과정이 필요하다. 따라서, 표적을 군집화하기 위한 과정은 스펙클 제거 과정, CFAR 탐지 과정, 군집화 알고리즘으로 이루어지며, 본 논문에서 제안하는 구체적인 흐름은 그림 1에 나타나 있다.

SAR 영상에서 스펙클은 다수의 산란점이 단일 단위

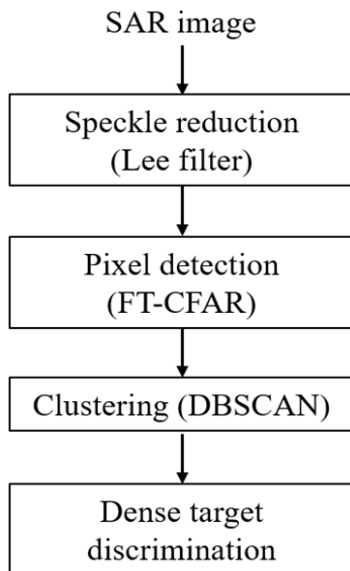


그림 1. 제안된 밀집 표적 구분 기법 흐름도

Fig. 1. The flowchart of the proposed dense target discriminating method.

해상도 범위에 포함되어 간섭으로 인해 화소의 세기(intensity)가 불규칙하게 나타나는 현상을 의미한다<sup>[15]</sup>. 이러한 스펙클이 발생한 화소의 세기가 강하게 측정될 경우, 표적 화소로 오인될 수 있어 이를 완화하기 위한 스펙클 제거 필터가 필요하다. 대표적으로 Lee 필터는 가우시안 분포(Gaussian distribution)를 바탕으로 주변 화소와 표적 화소의 크기를 비교하는 방법이다<sup>[6]</sup>.

일반적으로 군사 목적의 감시 시스템에서 표적 탐지 대상이 되는 표적은 전차 및 미사일 발사대 등으로, 대형 차량 형태의 관심 표적을 가정한다. 이러한 표적들은 반사 계수가 높은 재질 및 구조로 인하여 SAR 영상에서 강한 산란점을 다수 가지고 있으며, 높은 크기값을 갖는 화소들의 군집으로 나타난다. 따라서, 이러한 표적들을 탐지하기 위해서는 영상의 피크값을 찾는 CFAR 기법이 효과적이다. CA-CFAR, OS-CFAR 등 기존에 연구된 다양한 CFAR 기법들이 모두 이용 가능하지만, 다양한 종류의 산란점들이 불규칙하게 분포해 있는 위성 SAR 영상에서의 화소 탐지에는 시간이 오래 소요되는 2D CFAR 기법 이외에 영상 전체에 동일한 문턱값을 적용하는 FT-CFAR 기법이 효율적이다. FT-CFAR 기법에서 문턱값  $T_C$ 는 지정 오탐지율  $P_{FA}$ 에 따라 식 (1)과 같이 계산된다.

$$T_c = \sqrt{-4\ln(P_{FA})/\pi} E(|C|) \quad (1)$$

식 (1)에서  $C$ 는 영상 크기 행렬을 의미하며,  $E(|C|)$ 는 영상 전체 크기값의 평균을 의미한다.

군집화 알고리즘은 CFAR 탐지기를 통해 탐지된 화소들을 입력된 파라미터에 따라 각각의 군집으로 형성한다. DBSCAN 알고리즘은 임의의 점에서 시작하여 지정된 거리 내에 충분한 수의 데이터가 있는 경우 같은 클러스터로 포함시키며, 특정 지점에서 이웃 데이터를 군집으로 인식하기 위한 최소 데이터의 수( $MinPts$ ), 데이터를 이웃으로 판단하는 최대 거리( $\epsilon$ )에 의해 결정된다. 따라서 DBSCAN 알고리즘에서는 사전에 표적의 수에 대한 정보를 필요로 하지 않으며, 군집화된 결과를 바탕으로 이후 표적 및 클러스터 변별 과정을 추가적으로 수행할 수 있다.

### 2-2 밀집 표적 구분 기법

SAR 영상에서 DBSCAN 알고리즘을 이용하여 군집화

를 수행할 경우, 단일 표적이 하나의 군집을 형성하는 것이 이상적이나, 다수의 표적이 근거리에서 밀집한 경우 여러 표적이 하나의 군집에 포함될 수 있다. 그림 2는 실제 TSX 영상에 존재하는 단일 표적과 밀집 표적 영상을 보여준다. 또한, 그림 3은 2-1절에 서술된 과정을 적용하여 획득한 군집화 결과로, 각각 단일 표적과 밀집 표적들로 구성된 하나의 군집을 나타낸다. 그림 3(a)에서 볼 수 있는 것과 같이, 단일 표적의 경우 대체로 대부분의 탐지된 화소들이 연결되어 있으나, 밀집 표적의 경우 그림 3(b)에서와 같이 각각의 표적들이 어느 정도 떨어진 채 하나의 군집으로 형성된 것을 확인할 수 있다. 이는 표적 간의 거리가 영상의 해상도보다는 길지만, DBSCAN의 이웃 거리( $\epsilon$ )에 비해 짧아 발생한 결과로, 이를 해결하기 위해  $\epsilon$ 을 작게 설정하면 일부 단일 표적이 분리되는 문제가 발생한다. 따라서,  $\epsilon$ 을 단일 표적을 충분히 군집화할 수 있는

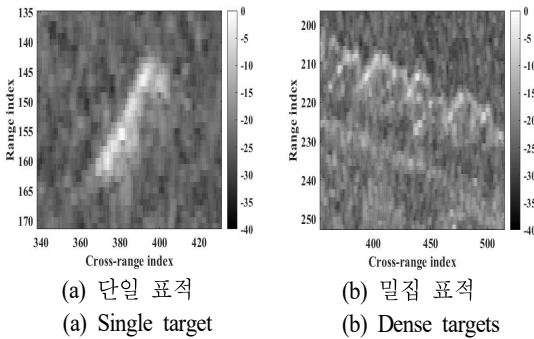


그림 2. 단일 및 밀집 표적에 대한 TSX 영상  
Fig. 2. The TSX images of single and dense target.

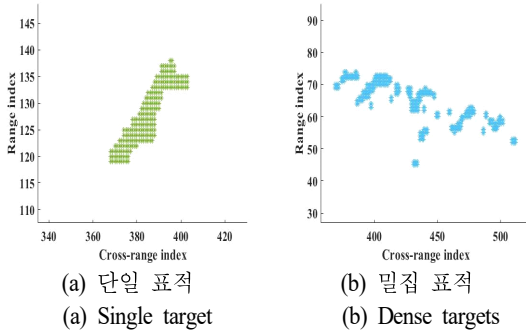


그림 3. TSX 영상 군집화 결과  
Fig. 3. The results of clustering for TSX image.

정도로 유지한 채 군집화된 결과로부터 밀집 표적을 구분할 수 있는 특징이 필요하다.

그림 3(b)에서 확인할 수 있는 것과 같이, 밀집된 차량 표적의 경우 일정한 방향을 향해 나열되어 있는 것이 일반적이다. 또한, 이와 같이 나열된 표적의 수가 많을 경우, 실제 군집의 방향과 군집을 구성하는 내부 표적들의 방향이 크게 달라지게 된다. 반면, 단일 표적 군집의 경우, 군집의 방향과 군집을 구성하는 표적의 방향이 일치한다. 이에 착안하여, PCA를 이용하여 군집을 구성하는 화소들의 주성분을 계산하고, 군집을 구성하는 내부 표적들의 주성분과 비교하여 그 각도를 측정한다.

$n$ 개의 화소로 구성된 군집에서  $k$ 번째 화소의 좌표를  $(x_{1,k}, x_{2,k})$ 라 하고, 군집을 구성하는 데이터들의 행렬  $\mathbf{x}$ 를 식 (2)~식 (4)와 같이 정의한다.

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T] \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_1 = x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,n} \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_2 = x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,n} \quad (4)$$

마찬가지로 PCA에 의해 변환된 데이터들의 행렬  $\mathbf{y}$ 는 식 (5)~식 (7)과 같이 정의된다.

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T \ \mathbf{y}_2^T] \quad (5)$$

$$\mathbf{y}_1 = y_{1,1}, y_{1,2}, \dots, y_{1,n} \quad (6)$$

$$\mathbf{y}_2 = y_{2,1}, y_{2,2}, \dots, y_{2,n} \quad (7)$$

또한, PCA에 의해 각 데이터가 구성하는 주성분  $\mathbf{y}$ 로의 변환은 식 (8)과 같이 표현된다<sup>[16]</sup>.

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}^T \mathbf{x} \quad (8)$$

여기서  $\mathbf{A}$ 는  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}$ 가 2차원 데이터이므로  $2 \times 2$  변환행렬을 의미한다. 또한, 식 (2)와 상관 행렬(correlation matrix)의 정의에 의해  $\mathbf{y}$ 의 상관행렬  $\mathbf{R}_y$ 는 식 (9)와 같다.

$$\mathbf{R}_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] = \mathbf{A}^T \mathbf{R}_x \mathbf{A} \quad (9)$$

식 (9)에서  $\mathbf{R}_x$ 는  $\mathbf{x}$ 의 상관행렬이며, 행렬  $\mathbf{A}$ 는  $\mathbf{R}_x$ 의 정규직교(orthonormal) 고유벡터(eigenvector)로 구성할 수 있다. 따라서  $\mathbf{R}_x$ 의 고유벡터  $\mathbf{a}_1$ ,  $\mathbf{a}_2$ 가 각 군집의 주성분

이 되며, 고유값(eigenvalue)  $\lambda_1, \lambda_2$ 가  $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ 라고 하면  $\lambda_1$ 에 대응되는 고유벡터  $\mathbf{a}_1$ 이 군집의 방향 벡터로 정의된다.

또한,  $\mathbf{a}_1$ 는 단위벡터이므로, 군집의 길이를 고려하기 위해 군집의 길이  $l$ 을 식 (10)~식 (12)와 같이 획득한다.

$$l_1 = \max(\mathbf{y}_1) - \min(\mathbf{y}_1) \quad (10)$$

$$l_2 = \max(\mathbf{y}_2) - \min(\mathbf{y}_2) \quad (11)$$

$$l = \max(l_1, l_2) \quad (12)$$

따라서, 이를 바탕으로 계산한 군집의 방향 벡터  $\mathbf{d}$ 는 다음과 식 (13) 계산된다.

$$\mathbf{d} = l \cdot \mathbf{a}_1 \quad (13)$$

추가적으로, 밀집 표적 군집을 구성하는 내부 표적의 방향을 측정하기 위해서는 밀집 표적 군집을 내부 표적 단위로 분리해야 한다. 이를 위해 그림 4와 같이 밀집 표적 군집에서 연결된 화소들만으로 군집이 형성되도록 재군집화하였다. 그 결과, 표적 내부에 발생한 음영(shadow) 지역으로 인해 일부 표적의 분리가 발생하였으나, 대체로 단일 표적 단위의 군집들이 형성됨을 확인할 수 있다. 재군집화를 통해 발생한 군집의 수를  $m$ , 각각의 내부 군집  $p$ 에서 획득한 군집 방향 벡터를  $\mathbf{d}_p$ 라 하면, 모든 내부 군집 방향 벡터의 합  $\mathbf{s}$ 는 식 (14)와 같이 계산된다.

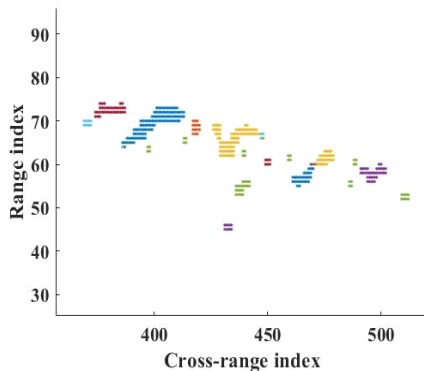


그림 4. 밀집 표적 군집 내부 표적 분리 결과  
Fig. 4. The result of target separation within dense target clusters.

$$\mathbf{s} = \sum_{p=1}^m \mathbf{d}_p \quad (14)$$

제안하는 특징은 밀집 표적의 경우, 군집 전체의 방향과 내부 표적들의 방향이 다르다는 점에서 착안하여, 최초 DBSCAN 군집화 이후 형성된 군집의 방향  $\mathbf{d}$ 와 해당 군집에서 분리된 내부 군집들의 방향  $\mathbf{s}$  사이의 각도를 이용한다. 따라서  $\mathbf{d} = [d_1 \ d_2]$ ,  $\mathbf{s} = [s_1 \ s_2]$ 이라 할 때, 제안하는 특징값  $\theta$ 는 식 (15)와 같다.

$$\theta = \left| \tan^{-1}\left(\frac{d_2}{d_1}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{s_2}{s_1}\right) \right| \quad (15)$$

결과적으로, DBSCAN에 의해 형성된 군집들의  $\theta$ 를 모두 계산하고,  $\theta$ 가 일정 이상의 값을 가질 경우 밀집 표적 군집으로 판정한다.

### III. 시뮬레이션 결과

이 장에서는 TSX 영상에 존재하는 다양한 종류의 군집에 대해 특징값  $\theta$ 를 계산하여 제안하는 특징이 밀집 표적을 구분하기에 적합한지 평가한다. 또한, 실제 TSX 영상 씬에 제안된 탐지 과정과 특징을 적용하여 관심 표적에 대한 군집화 성능을 확인한다. 시뮬레이션에 이용된 영상의 해상도는  $0.5 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ 이며, Lee 필터의 윈도우 크기는  $3 \times 3$ , CFAR 탐지기의 오탐지율  $P_{FA}$ 는 0.01, DBSCAN 파라미터  $\epsilon$ 와  $MinPts$ 는 각각 10, 4로 설정하였다.

제안된 특징의 성능 평가를 위해 그림 2의 단일 표적 및 밀집 표적 군집과 더불어 구분될 필요가 없는 인공 클

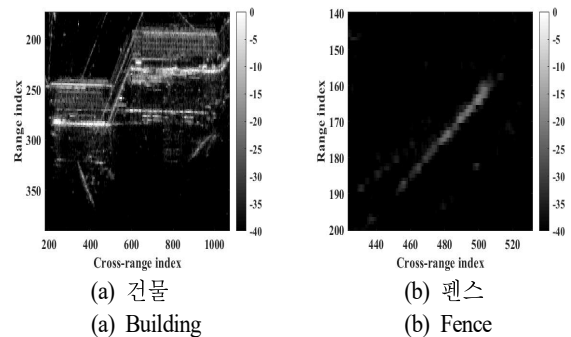


그림 5. 인공 클러터에 대한 TSX 영상  
Fig. 5. The TSX images of artificial clutters.

러터 군집에도 해당 특징을 적용하였다. 그림 5는 시뮬레이션에 이용된 인공 클러터 영상으로, 도심 지역에서 흔히 발견되는 건물과 펜스 형태의 인공 클러터이다. 이와 같이 총 4개의 객체에 대해 제안된 특징을 적용한 결과, 특징값  $\theta$ 가 표 1과 같이 나타났다. 표 1에 따르면, 밀집표적의  $\theta$ 가 16.3552°로 높게 나타난 것과 달리, 단일 표적 및 2종의 인공 클러터의  $\theta$ 값은 각각 0°, 2.4838°, 3.0642°로 비교적 낮은 값으로 나타났다. 이는 밀집 표적이 유사한 크기의 여러 군집으로 분리되는 것과 달리, 단일 표적과 인공 클러터의 경우 분리가 되지 않거나 분리가 되더라도 높은 비중을 차지하는 큰 군집이 존재하여 최초 군집의 방향과 분리된 군집의 방향이 크게 다르지 않은 것으로 분석된다. 따라서, 밀집 표적에서만  $\theta$ 의 값이 크게 나타나 제안된 특징을 이용하면 SAR 영상에 존재하는 다양한 종류의 군집 중 밀집 표적으로 구성된 군집을 구분할 수 있을 것으로 판단된다.

표 1. 각 군집에 대한 특징값 측정 결과

Table 1. The results of measuring features for each cluster.

Type	Single target	Dense target	Clutter (Building)	Clutter (Fence)
Direction of cluster (°)	30.2851	-9.1972	3.9742	31.4707
Direction of targets (°)	30.2851	7.1581	1.4904	28.4065
$\theta$ (°)	0	16.3552	2.4838	3.0642

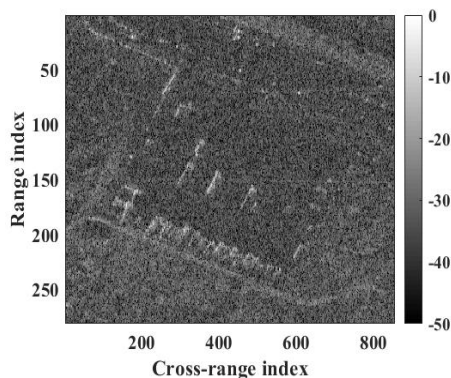


그림 6. 주차장 지역 TSX 영상

Fig. 6. The TSX image for parking area.

다음으로, 그림 6과 같은 실제 TSX 영상 썸에 제안된 군집화 과정 및 특징을 적용하였다. 그림 6은 세종시 인근 주차장을 측정한 TSX 영상으로, 인공 클러터와 함께 다수의 차량 표적들이 존재하는 것을 확인할 수 있다. 해당 영상에 Lee 필터, FT-CFAR, DBSCAN을 적용한 결과, 그림 7과 같은 군집화 결과를 얻을 수 있었다. 그림 7의 영상 중심 부근에서, 어느 정도 거리를 둔 표적들의 경우 DBSCAN 알고리즘에 의해 단일 객체 단위로 군집화가 이루어지는 것을 확인할 수 있다. 반면, 영상 하단 다수의 표적이 밀집된 구역에서는 표적들이 분리되지 않고 실제 존재하는 표적의 수보다 훨씬 적은 수의 군집이 형성되는 것을 알 수 있다.

그림 7에서 형성된 모든 군집에 대해 제안된 특징을 계산하고, 밀집 표적 구분을 수행하였다. 밀집 표적 군집의 경우 표 1의 결과를 참고하여  $\theta$ 의 값이 10° 이상인 군집에 대하여 밀집 표적 군집으로 판정하였다. 또한, 밀집 표적으로 판정된 군집의 경우에 밀집 표적 구분 과정에서 분리된 재군집화 결과를 적용한 결과, 그림 8과 같이 영상 하단에 존재하는 밀집 표적 군집들이 분리되는 것을 확인할 수 있었다. 반면, 대부분의 단일 표적 및 인공 클러터 군집의 경우 제안된 특징  $\theta$ 의 값이 낮게 나타나 재군집화가 이루어지지 않았고, 기존의 군집을 유지하였다.

이와 같이 제안된 방법을 통해 영상 안에서 밀집 표적 군집이 구분됨을 확인할 수 있었고, 제안된 방법 및 기존에 존재하는 군집화 방법을 통해 탐지된 표적 군집 수는 표 2와 같이 나타났다. 영상에 존재하는 총 표적의 수는

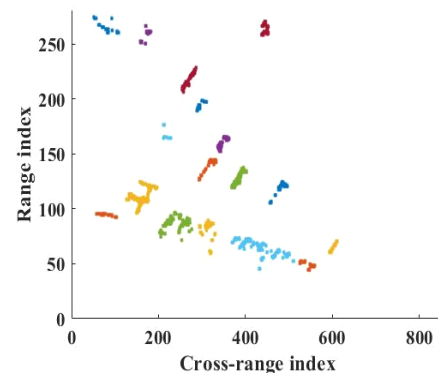


그림 7. DBSCAN 군집화 결과

Fig. 7. The clustering result using DBSCAN algorithm.

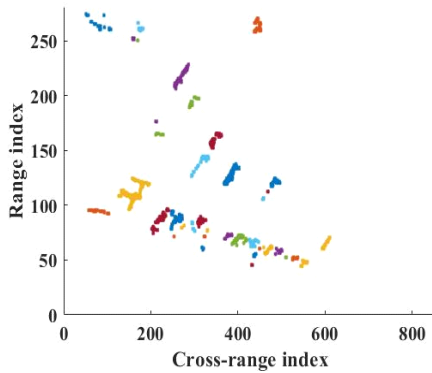


그림 8. 제안된 밀집 표적 분리 결과

Fig. 8. The result of dense target separation using proposed algorithm.

표 2. 군집화 방법에 따른 표적 군집화 결과 비교

Table 2. The number of clustered targets from each method.

	DBSCAN	MS	Proposed method
Number of target clusters	12	14	21

22개이며, 하나의 단일 표적을 두 개 이상의 군집으로 분리한 경우는 제외하였다. 비교를 위해 기존의 DBSCAN 알고리즘과 함께 MS(mean-shift) 군집화 알고리즘<sup>[17]</sup>을 이용하여 동일한 영상에 대해 군집화 시뮬레이션을 수행하였다. 그 결과, 총 22개의 표적 중 DBSCAN의 경우 12개의 표적이 군집화되었고, MS의 경우 14개의 표적이 군집화되었다. 반면, 제안된 방법을 적용하여 밀집 표적 분리를 수행한 결과, 21개의 표적 군집을 획득할 수 있었다. 결과적으로, 제안된 방법을 통해 너무 인접하여 기존의 군집화 알고리즘으로 잘 구분되지 않는 밀집 표적들에 대한 구분 성능을 향상시킬 수 있었다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 위성 SAR 영상에서 관심 표적을 탐지하기 위해 DBSCAN 알고리즘을 이용하여 화소들을 군집화하는 과정에서, 밀집된 표적들이 구분되지 않는 문제를 개선하기 위한 특징을 제안하였다. 제안된 특징은 형성된 군집을 더 작은 단위로 재군집화하고, PCA를 이용하여

획득한 기존의 군집과 재군집화된 내부 군집들의 방향 벡터를 비교함으로써 영상 내 존재하는 다양한 종류의 군집들 중에서 밀집 표적 군집을 구분할 수 있었다. 시뮬레이션에서는 TSX 영상에서 추출한 단일 표적, 밀집 표적, 인공 클러스터 군집에 대해 제안된 특징값을 계산하였고, 그 결과 제안된 특징이 밀집 표적 군집 구분에 효과적임을 확인할 수 있었다. 또한, 실제 TSX 영상에 제안된 방법을 적용하여 기존 DBSCAN 알고리즘과 비교하여 더 구체적인 표적 군집화 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 일부 밀집 표적 군집의 경우 SAR 영상의 관측 각도나 표적이 배치된 형태에 따라 제안된 특징의 성능이 저하될 수 있으며, 이를 보강하기 위해 추가적인 특징을 개발할 예정이다.

#### References

- [1] A. Moreira, P. Prats-Iraola, M. Younis, G. Kreiger, I. Hajnsek, and K. P. Papathanassiou, "A tutorial on synthetic aperture radar," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 1, no. 1, pp. 6-43, Mar. 2013.
- [2] M. S. Kang, K. T. Kim, "Ground moving target imaging based on compressive sensing framework with single-channel SAR," *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 3, pp. 1238-1250, Feb. 2020.
- [3] D. E. Kreithen, S. D. Halversen, and G. J. Owirka, "Discriminating targets from clutter," *The Lincoln Laboratory Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 25-52, 1993.
- [4] J. I. Park, K. T. Kim, "A study on automatic target recognition using SAR imagery," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 22, no. 11, pp. 1063-1069, Nov. 2011.
- [5] D. Wei, Y. Du, L. Du, and L. Li, "Target detection network for SAR images based on semi-supervised learning and attention mechanism," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 14, p. 2686, Jul. 2021.
- [6] J. S. Lee, "A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images," *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-13, no. 1, pp.

- 85-89, Jan.-Feb. 1983.
- [7] J. S. Lee, J. H. Wen, T. L. Ainsworth, K. S. Chen, and A. J. Chen, "Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 1, pp. 202-213, Jan. 2009.
- [8] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'05)*, San Diego, CA, Jun. 2005, pp. 60-65.
- [9] E. G. Hyun, W. J. Oh, and J. H. Lee, "Fast CA-CFAR processor design with low hardware complexity," *The Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea SP*, vol. 48, no. 5, pp. 123-128, Sep. 2011.
- [10] Y. J. Kong, S. K. Woo, S. Park, S. Y. Shin, Y. H. Jang, and E. Yang, "OS CFAR computation time reduction technique to apply radar system in real time," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 29, no. 10, pp. 791-798, Oct. 2018.
- [11] N. S. Altman, "An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression," *The American Statistician*, vol. 46, no. 3, pp. 175-185, Aug. 1992.
- [12] J. MacQueen, "Classification and analysis of multivariate observations," in *5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Jan. 1967, pp. 281-297.
- [13] M. Ester, H. P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in *The Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining(KDD-96)*, Oregon, Aug. 1996, pp. 226-231.
- [14] M. S. Kang, J. H. Bae, B. S. Kang, and K. T. Kim, "ISAR cross-range scaling using iterative processing via principal component analysis and bisection algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, no. 15, pp. 3909-3918, Aug. 2016.
- [15] F. Argenti, A. Lapini, T. Bianchi, and L. Alparone, "A tutorial on speckle reduction in synthetic aperture radar images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 1, no. 3, pp. 6-35, Sep. 2013.
- [16] S. Theodoridis, K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, San Diego, CA, Academic Press, 1999.
- [17] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 8, pp. 790-799, Aug. 1995.

정 남 훈 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0003-1629-2418>



2015년 8월: 포항공과대학교 전자전기공학  
학과 (공학사)

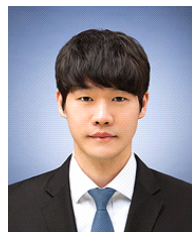
2018년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학  
학과 (공학석사)

2018년 3월~현재: 포항공과대학교 전자  
전기공학과 박사과정

[주 관심분야] 레이더 신호 처리, 레이더  
자원관리, SAR 표적 탐지 및 식별

최 재 호 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-9484-4869>



2017년 2월: 고려대학교 컴퓨터·통신공  
학부 (공학사)

2019년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학  
학과 (공학석사)

2019년 3월~현재: 포항공과대학교 전자  
전기공학과 박사과정

[주 관심분야] 레이더 신호처리 및 영상,  
휴먼 탐지, 미세도플러 분석

이 건 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-6607-5177>



2019년 8월: 경북대학교 전자공학부 (공학사)  
 2021년 8월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)  
 2021년 9월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 박사과정  
 [주 관심분야] 레이더 신호처리

김 경 태 [포항공과대학교/교수]

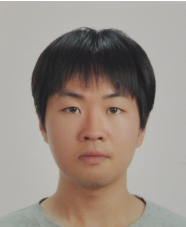
<https://orcid.org/0000-0003-1200-5282>



1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)  
 1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)  
 1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)  
 2002년 3월~2011년 2월: 영남대학교 전자공학과 교수  
 2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수  
 2012년 9월~2017년 12월: 레이더/IR 표적식별 특화연구실 실장  
 2018년 1월~현재: 무인 감시정찰기술연구 센터장  
 2019년 4월~현재: 차세대 영상레이더 시스템 연구센터장  
 2020년 11월~현재: 차세대 국방융합기술 연구센터장  
 [주 관심분야] 레이더 신호 처리 및 영상, 레이더 표적인식 및 패턴인식, 전자기수치해석 및 RCS 측정

박 지 훈 [국방과학연구소/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-3095-6789>



2009년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학사)  
 2015년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)  
 2015년 3월~현재: 국방과학연구소 선임연구원  
 [주 관심분야] 레이더 및 전파응용, 전자

파 산란 및 영상