

# SAR 영상에서 MSER을 이용한 인공 구조물 탐지

## Artificial Structure Detection Based on MSER in SAR Images

박 종 우 · 이 건\* · 김 경 태\*

Jong-Woo Park · Geon Lee\* · Kyung-Tae Kim\*

### 요 약

본 논문에서는 합성 개구면 레이더(SAR, synthetic aperture radar) 영상에서 효율적인 인공 구조물 탐지를 위한 MSER(maximally stable extremal region) 기반 탐지 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 세 가지 주요 단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계에서는 MSER 알고리즘을 사용하여 SAR 영상에서 인공 구조물의 후보 지역을 빠르게 색출하고, 이를 슈퍼픽셀(superpixel) 처럼 라벨링하여 후속 처리의 효율성을 높였다. MSER 알고리즘의 특성상 다양한 크기와 모양의 인공 구조물 후보를 안정적으로 탐지할 수 있어 초기 탐지 단계의 성능이 향상되었다. 두 번째 단계에서는 각 슈퍼픽셀 내부의 픽셀 개수와 평균 강도를 분석하여 자연적인 클러터(clutter)와 인공 구조물 후보를 구분하였다. 이 과정에서는 OTSU 방법을 활용하여 자동으로 최적의 임계값을 설정함으로써 클러터를 효과적으로 제거하였다. 마지막으로, FCM(fuzzy c-means) 클러스터링 기법을 적용하여 인공 구조물과 자연적인 클러터를 더욱 정교하게 구분하였다. FCM을 사용함으로써 클러터와 인공 구조물의 경계가 모호한 경우에도 유연하게 처리할 수 있었으며, 이를 통해 탐지 정확도를 높일 수 있었다. 실험 결과, 제안된 알고리즘은 다양한 SAR 영상에서 기존 일정 오경보율 탐지기(CFAR, constant false alarm rate) 기반 탐지 알고리즘에 비해 오탐이 크게 줄어들어 탐지 성능이 향상됨을 정량적으로 확인할 수 있었다.

### Abstract

In this study, a maximally stable extremal region (MSER)-based detection algorithm is proposed for efficient artificial structure detection in synthetic aperture radar images. The algorithm consists of three stages: First, the MSER algorithm identifies candidate regions of artificial structures and labels them as superpixels to enhance the processing efficiency. This stage reliably detects structures of various sizes and shapes. Second, analyzing the pixel count and average intensity within superpixels distinguishes natural clutter from artificial structures, with the OTSU method setting an optimal threshold for removing clutter. Finally, fuzzy C-means clustering refines the separation between artificial structures and clutter, flexibly handling ambiguous boundaries. The experimental results confirm that the proposed algorithm reduces false alarms and improves detection compared with traditional constant false alarm rate (CFAR) methods.

Key words: SAR, Structure Detection, Maximally Stable Extremal Region

### I. 서 론

합성 개구면 레이더(SAR, synthetic aperture radar) 시스템은 지상과 해상을 포함한 광범위한 지역을 감시하는 데 중요한 역할을 한다. SAR은 주야간이나 기상 조건에 관계없이 넓은 지역을 정밀하게 탐지할 수 있다. 이는 광

탐은 지상과 해상을 포함한 광범위한 지역을 감시하는 데 중요한 역할을 한다. SAR은 주야간이나 기상 조건에 관계없이 넓은 지역을 정밀하게 탐지할 수 있다. 이는 광

국방과학연구소(Agency for Defense Development)

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

· Manuscript received November 5, 2024 ; Revised December, 6, 2024 ; Accepted January, 14, 2025. (ID No. 20241105-125)

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

학 센서가 제한된 환경에서도, 목표물을 탐지할 수 있게 한다<sup>[1]</sup>. SAR 시스템에서 육상 탐지, 특히 인공 구조물의 탐지는 군사 분야에서 중요하다. 이동하는 차량, 탱크 그리고 건물과 같은 군사적으로 중요한 목표물을 탐지하는 것은 감시 경찰의 핵심이기 때문이다. 그러나 SAR 영상은 자연 클러스터 및 인공 클러스터로 인해 많은 오경보를 발생시킨다. 최근에는 광역 SAR 영상을 기반으로 관심 있는 목표만을 구별하는 신경망 기반 접근 방식이 제안되었다<sup>[2]</sup>. 하지만 신경망을 학습하기 위해서는 대량의 SAR 영상을 관심 있는 목표물과 비교하여 학습해야 하며, 이는 상대적으로 쉽게 얻을 수 있는 광학 이미지에 비해 시간이 많이 소요된다. 따라서 현실적인 상황에서 관심 대상 목표물의 SAR 영상을 충분히 확보하는 것은 어려워, SAR 영상에서 관심 대상 목표물을 탐지하기 위한 신경망 학습을 사용하지 않는 새로운 알고리즘이 필요하다.

신경망 학습을 사용하지 않는 SAR 영상의 탐지 기법 중에서는 일정 오경보를 탐지기(CFAR, constant false alarm rate)가 보편적으로 쓰여 왔다. CFAR는 배경 클러스터의 확률 밀도 함수가 일정한 분포를 따른다고 가정하고, 적응형 임계값을 계산하여 탐지 과정을 수행한다. 현재까지 고정 임계값(FT, fixed threshold), 셀 평균(CA, cell average), 순서 통계(OS, ordered static) CFAR 등 다양한 CFAR 탐지기가 제안되었으며, 이러한 기법들은 SAR 이미지에서 쉽게 2차원으로 확장될 수 있다<sup>[3][4]</sup>. CFAR 탐지기는 보통 고정된 크기의 참조 창(Window)을 사용하여 적응형 임계값을 계산한다. 하지만, 관심 목표물의 크기가 다양할 경우, 목표물의 일부가 참조 창 내부에 포함되고 배경 클러스터가 오염되어 탐지 성능이 저하된다. 또한 육상 지역은 배경 클러스터가 매우 복잡하여 기존 통계 모델로 설명하기 어렵다. 이에 따라, 전통적인 CFAR 탐지기는 육상 지역에서 인공 구조물 탐지에 적합하지 않다.

이를 해결하기 위해 MSER(maximally stable extremal region) 알고리즘을 기반으로 한 인공 구조물 탐지기를 제안하였다. MSER 알고리즘은 이미지에서 안정적인 극단적 영역을 탐지하는 방법으로, 주로 물체 탐지에 널리 사용된다<sup>[5]</sup>. 이러한 MSER 알고리즘은 고정된 크기의 참조 창을 사용하지 않고, 임계값 변화에 따라 자동으로 안정적인 영역을 선택한다. 이를 통해 기존 방법의 문제점인

목표물의 크기에 구애받지 않고 다양한 크기의 목표물들을 탐지할 수 있다.

II 장에서는 제안 방법과 함께 이론적 배경을 소개한다. III 장에서는 다양한 SAR 영상에 대해 제안된 방법의 탐지 결과와 CFAR 기반의 탐지 결과를 비교하며 정확도 및 성능을 검증한다. 마지막으로 IV 장에서 본 논문의 결론을 정리한다.

## II. 제안 방법

본 논문에서 제안한 탐지 알고리즘의 전체적인 흐름도는 그림 1과 같다. 첫 번째로 MSER 알고리즘을 이용하여 빠르게 인공 구조물 후보 영역을 색출한다. 색출된 영역은 라벨을 부여받으며, 이로 인해 일종의 슈퍼픽셀(superpixel) 처럼 취급할 수 있다. 두 번째로 CSD(coarse structure detection)를 통해 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀과 클러스터 슈퍼픽셀로 구분한다. 슈퍼픽셀들을 구분하기 위해 슈퍼픽셀 내부의 픽셀 개수와 OTSU 방법을 이용하였다<sup>[6]</sup>. 마지막으로 FSD(fine structure detection)를 사용하여 한 번 더 인공 구조물 슈퍼픽셀과 클러스터 슈퍼픽셀로 구분할 수 있다. 이 단계에서는 슈퍼픽셀 내부 픽셀들의 특

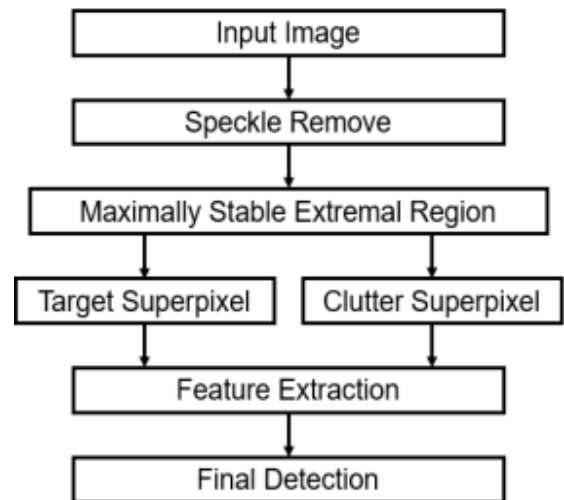


그림 1. 제안된 알고리즘의 전체 흐름도  
Fig. 1. Flowchart of the proposed algorithm.

징(평균과 표준 편차)을 이용하여 구분하였다. 추출한 특징을 바탕으로, 클러스터 슈퍼픽셀의 특징과 비슷한 경향을 가진 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀들을 클러스터 슈퍼픽셀로 편입시킴으로써 필터링하였다. 편입은 FCM(fuzzy c-means clustering) 기법을 사용하여 수행하였다<sup>[7]</sup>. FCM은 비지도 학습에 사용되는 클러스터링 기법 중 하나이고, 하나의 데이터 포인트가 여러 클러스터에 속할 수 있으므로 보다 유연한 클러스터링이 가능하다. 위의 일련의 과정을 통해 최종적으로 인공 구조물 탐지 과정을 수행 가능하다.

## 2-1 스펙클(Speckle) 제거

스펙클은 SAR 시스템에서 전파가 여러 물체에 산란되며 발생하는 간섭 현상으로 인해 나타나는 불규칙한 신호이다<sup>[8]</sup>. 따라서, 효과적인 탐지를 위해서는 스펙클을 먼저 제거하는 과정이 필수적이다. 평균 필터, 중간값 필터, 리 필터<sup>[9]</sup>, 향상된 리 필터<sup>[10]</sup>와 같이 지역 필터는 인접 픽셀(pixel) 값들을 참조하여 짧은 계산 시간 내에 수행된다. 추가적으로 이미지의 전체 픽셀을 고려하는 비지역 평균 필터<sup>[11]</sup>는 정밀한 스펙클 제거를 가능케 하지만 연산 속도가 느리다는 단점이 있다. 본 논문에서는 비지역 평균 필터를 사용하였다.

비지역 평균 필터는 특정 픽셀과 유사한 패턴을 가진 영역을 탐색하여 가중 평균을 통해 스펙클을 제거하는 방법이다. 단순히 인접 픽셀의 값을 평균화하는 기존 필터와 달리, 공간적으로 멀리 떨어진 영역의 유사한 정보를 통합하여 스펙클을 효과적으로 제거하고 세부 정보를 보존할 수 있다. 유사성 함수  $w(p, q)$ 는 기준 픽셀  $p$ 와 다른 픽셀  $q$  간의 강도 차이를 기반으로 가중치를 계산한다. 이 가중치는 두 픽셀 주변 패치  $P_p$ 와  $P_q$  간의 유클리드 거리로 정의되며, 식 (1)과 같이 표현된다.

$$w(p, q) = \exp\left(-\frac{\|P_p - P_q\|^2}{h^2}\right) \quad (1)$$

여기서  $h$ 는 평활화 정도를 조절하는 매개변수이다. 보정된 픽셀 강도 값  $NL[p]$ 는 모든 픽셀  $q$ 에 대한 가중치 합을 사용하여 계산된다.

$$NL[p] = \frac{1}{C(p)} \sum_{q \in I} w(p, q) \cdot I[q] \quad (2)$$

$$C(p) = \sum_{q \in I} w(p, q) \quad (3)$$

여기서  $C(p)$ 는 정규화 상수이고  $I[q]$ 는 픽셀  $q$ 의 강도 값이다. 그림 2는 원본 SAR 영상이며 그림 3은 비지역 평균 필터를 적용한 결과이다.

## 2-2 Maximally Stable Extremal Region

육상 지역의 SAR 영상에서 인공 구조물은 픽셀 강도

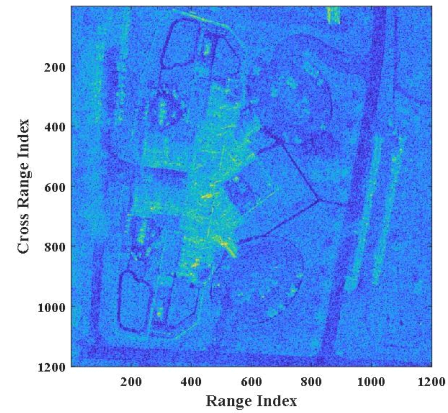


그림 2. 원본 SAR 영상  
 Fig. 2. Original SAR image.

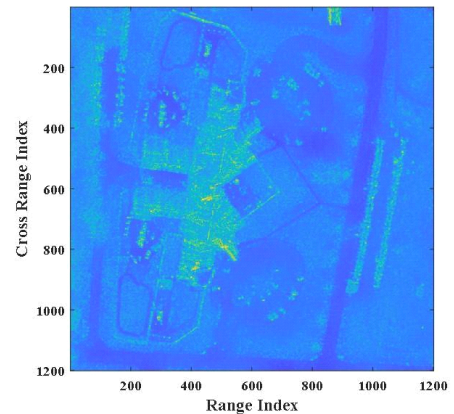


그림 3. 비지역 평균 필터를 적용한 SAR 영상  
 Fig. 3. SAR image after non-local mean filter.

가 크고 값이 균일하게 분포되는 영역으로 나타난다. 이러한 특징을 활용하여 스펙클을 제거한 SAR 영상에서 MSER 알고리즘을 사용해 빠르게 인공 구조물 후보 영역을 찾는다. MSER 알고리즘은 이미지에서 안정적인 극단 영역을 탐지하는 기법으로, 물체 탐지에 주로 사용된다. 이 알고리즘은 픽셀 강도 값의 임계값을 변화시키면서 각 임계값에서 생성된 연결된 픽셀 영역을 추적하고, 그 중 임계값 변화에도 영역 크기가 크게 변하지 않는 안정적인 영역을 선택하는 방식이다. 알고리즘의 첫 번째 단계는 임계값의 변화이다. MSER은 주어진 이미지의 픽셀 강도 값에 대해 임계값을 점차 증가시키거나 감소시키면서 각 임계값에서 새로운 연결된 영역을 생성한다. 예를 들어, 임계값이 낮을 때는 어두운 영역이 선택되고, 임계값이 높아질수록 더 밝은 영역이 선택된다. 이렇게 생성된 각각의 영역은 극단적 영역이라 불리며, 임계값이 변화할 때마다 이 영역의 크기와 형태가 달라진다. 두 번째 단계는 영역의 안정성을 평가하는 단계이다. MSER은 임계값이 변화함에 따라 각 극단적 영역의 크기가 얼마나 변하는지를 계산하여, 크기 변화가 적은 영역을 안정적이라고 간주한다. 크기 변화율  $R$ 은 식 (4)와 같이 계산된다.

$$R = \left\{ Q_{n_i} | q_{n_i} = \frac{|S(Q_{n_i+1}) - S(Q_{n_i})|}{S(Q_{n_i})} < \epsilon \right\} \quad (4)$$

여기서  $R$ 은 변화율,  $Q_{n_i}$ 는  $i$ 번째 임계값  $n_i$ 에서의 극단적 영역,  $q_{n_i}$ 는 영역  $Q_{n_i}$ 의 영역 변화율,  $S(\cdot)$ 는 영역의 면적을 나타낸다. 이때 변화율  $R$ 이 작을수록 해당 영역은 임계값 변화에 크게 영향을 받지 않는 안정적인 영역으로 간주된다. 위 수식에서는 두 연속된 극단적 영역의 면적 차이를 해당 영역의 면적으로 나눈 비율이 일정 값  $\epsilon$  이하일 때, 해당 영역이 안정적인 영역으로 간주 된다.

그림 4는 스펙클을 제거한 SAR 영상에서 MSER 알고리즘을 적용한 결과이다. MSER 알고리즘은 안정적인 영역을 찾는 방법이므로 영역들의 집합 형태로 나타난다. 그림 4에서 나타나는 각 색은 서로 다른 MSER 영역을 의미하며, 같은 색상으로 표시된 모든 픽셀들은 동일한 MSER 영역에 속한다. 탐지된 영역들은 라벨링을 통해 각각의 영역을 구분할 수 있으므로 일종의 슈퍼픽셀처럼

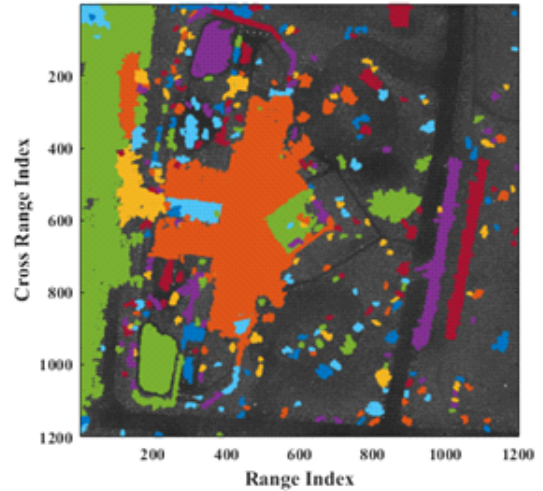


그림 4. MSER 알고리즘 적용 결과  
Fig. 4. Result of the MSER algorithm.

취급할 수 있다.

한편, MSER은 픽셀 강도 차이에 민감하게 반응하는 기법으로, SAR 영상에서 구조물 내부의 미세한 강도 변화에 의해 객체 내부에 일시적인 공백이 형성될 수 있다. 특히 SAR 영상은 복잡한 반사 신호와 구조물의 형상에 따른 산란 현상으로 인해, 실질적으로 하나의 구조물임에도 불구하고 일부분이 공백으로 보일 수 있다. 이러한 공백을 보정하기 위해 모폴로지(morphology) 연산을 수행할 수 있다<sup>[12]</sup>. 모폴로지 연산은 픽셀의 구조적 관계를 이용하여 공백을 채울 수 있는 효과적인 방법이다. 본 논문에서는 내부 공백을 채움과 동시에 구조물의 원래 형태를 보존할 수 있는 닫기 연산을 사용하였다. 닫기 연산의 수식은 식 (5)와 같다.

$$I \cdot B = (I \oplus B) \ominus B \quad (5)$$

여기서  $I$ 는 입력 영상,  $B$ 는 구조 요소,  $\cdot$ 은 닫기 연산을 의미한다. 닫기 연산을 수행한 후의 이진화 영상은 그림 5와 같다.

### 2-3 Coarse Structure Detection

MSER 알고리즘 적용 이후, 제안된 인공 구조물 탐지 방식은 CSD(coarse structure detection)을 활용하여 1차적으로 빠르게 클러스터를 구분할 수 있게 한다. 탐지 과정의

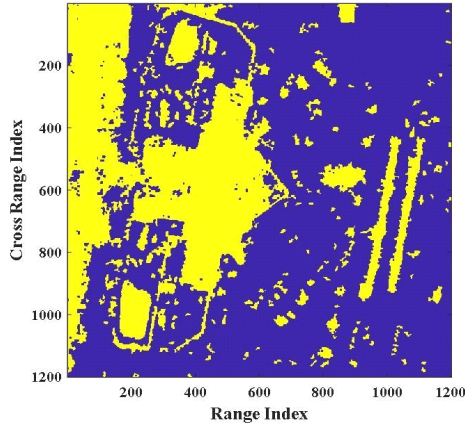


그림 5. 모폴로지 연산 수행 결과  
Fig. 5. Result of morphological operation.

첫 번째 단계에서는 슈퍼픽셀의 픽셀수를 기반으로 필터링하여 오경보를 제거한다. 슈퍼픽셀의 픽셀수  $T_{mass}$ 는 영상 해상도와 관심 구조물의 크기를 고려하여 결정되며, 임계값보다 작은 슈퍼픽셀은 인공 구조물 후보에서 제외된다. 본 논문에서 관심 인공 구조물은 건물과 차량이기 때문에 크기가 더 작은 차량을 기준으로 임계값을 설정하였다.

$$T_{mass} = \frac{l_h l_v}{R_r R_a} \quad (6)$$

여기서  $l_h, l_v$ 는 구조물의 가로 및 세로 길이이며,  $R_r, R_a$ 는 SAR 영상의 거리 및 방위 해상도이다. 예를 들어, 관심이 되는 구조물 중 가장 작은 차량의 크기는  $2 \times 3$  m이고 영상 해상도가  $0.25 \times 0.25$  m라면,  $T_{mass}$ 는 약 100으로 계산된다. 이를 활용하여 슈퍼픽셀 내부의 픽셀 개수가  $T_{mass}$  이하이면 해당 슈퍼픽셀은 클러터 슈퍼픽셀로 분류할 수 있다.

한편, 정리가 잘 된 잔디 혹은 논과 밭의 경우 자연적인 클러터라 할지라도 SAR 영상에서 안정된 영역으로 나타난다. 하지만 강한 산란 효과로 인해 픽셀 강도는 낮게 나타난다. 이처럼 안정된 영역이지만 픽셀 강도가 낮은 클러터 지역을 필터링하기 위하여 두 번째 단계에서는 슈퍼픽셀의 평균 강도를 기반으로 OTSU 기법을 사용하여 오경보를 제거한다. OTSU 기법은 자동으로 최적의 임

계값을 설정하여 이진화 작업을 수행하는 방법이다. 영상의 히스토그램을 분석하여 두 개의 클래스(배경과 객체) 간의 분산이 최대가 되는 임계값을 찾는다. 클래스 간의 분산을 구하는 수식은 식 (7)과 같다.

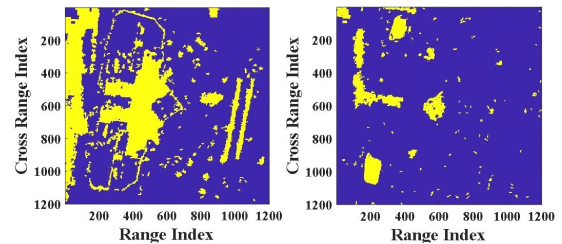
$$\sigma_B^2(t) = w_0(t) \cdot w_1(t) \cdot (\mu_0(t) - \mu_1(t))^2 \quad (7)$$

여기서  $\sigma_B^2(t)$ 는 두 클래스 간의 분산,  $w_0(t), w_1(t)$ 는 각각 배경과 객체의 확률이며  $\mu_0(t), \mu_1(t)$ 는 각각 배경과 객체의 평균이다. 계산된 분산 중에서 최대 분산을 만드는 슈퍼픽셀 평균값을 임계값으로 선택하고, 이진화 작업을 수행한다. 임계값을 넘는 슈퍼픽셀은 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀로 분류되고, 그렇지 않은 슈퍼픽셀들은 클러터 슈퍼픽셀로 분류할 수 있다. CSD를 수행하고 난 뒤, 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀과 클러터 슈퍼픽셀을 나타낸 결과는 그림 6과 같다.

## 2-4 Fine Structure Detection

CSD를 수행한 결과에 대해, 인공 구조물 후보들은 FSD(fine structure detection)를 사용하여 한 번 더 필터링된다. 이 단계에서는 관심 있는 구조물과 클러터를 특징을 기반으로 구별한다. 본 논문에서는 슈퍼픽셀 내부 픽셀들의 평균과 표준 편차를 특징으로 사용하였다. CSD를 통해 구분한 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀과 클러터 슈퍼픽셀들에 대해 평균-표준편차 그래프는 그림 7과 같다.

클러터 슈퍼픽셀들의 경향성을 살펴보면 평균값이 작고, 표준편차값도 작은 경향을 볼 수 있다. 다음은 인공



(a) 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀  
(a) Candidate superpixels of artificial structures  
(b) 클러터 슈퍼픽셀  
(b) Clutter superpixels

그림 6. CSD 적용 결과  
Fig. 6. Result of CSD.



구조물 후보 슈퍼픽셀들 중 클러터 슈퍼픽셀과 특징이 비슷한 슈퍼픽셀들을 클러터 슈퍼픽셀 집단으로 편입한다. 효과적인 편입을 위해 FCM(fuzzy c-means clustering) 알고리즘을 이용하였다. FCM 알고리즘은 각 데이터 포인트가 여러 클러스터에 부분적으로 소속될 수 있는 퍼지(fuzzy) 클러스터링 기법이다. 전통적인 K-means 클러스터링과 달리, FCM은 데이터 포인트가 여러 클러스터에 소속될 확률을 나타내며, 각 클러스터에 대한 소속도는 0과 1사이의 값으로 표현된다. 이를 통해 경계가 모호한 데이터를 처리할 때 더 유연한 클러스터링이 가능하다.

FCM의 기본 과정은 소속도를 반복적으로 갱신하며 최적의 클러스터 중심을 찾는 것이다. 클러스터 중심  $V_j$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^N U_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N U_{ij}^m} \quad (8)$$

여기서  $U_{ij}$ 는 데이터  $i$ 가 클러스터  $j$ 에 속할 소속도,  $x_i$ 는  $i$ 번째 데이터 포인트,  $N$ 은 데이터 포인트의 총 개수이며,  $m$ 은 퍼지 지수이다. 이후, 각 데이터 포인트의 소속도는 다음과 같이 업데이트 된다.

$$U_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left( \frac{\|x_i - V_j\|}{\|x_i - V_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (9)$$

여기서  $C$ 는 클러스터의 총 개수이다. 이 과정을 반복하여 클러스터 중심과 소속도가 수렴하면 알고리즘이 종료된다. 그림 7에 대하여 FCM을 수행한 결과는 그림 8과 같다. FCM을 적용함으로써 인공 구조물 후보 슈퍼픽셀과 클러터 슈퍼픽셀을 더욱 정확하게 구별하여, SAR 영상에서 인공 구조물을 효율적으로 탐지할 수 있다. 최종 탐지 결과는 그림 9와 같다.

### III. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안된 기법을 검증하기 위해서 네 개의 SAR 영상을 사용하였다. 해상도는  $0.25 \times 0.25$  m이며, 차량과 건물 등 인공 구조물을 탐지 대상 목표로 정의하였다.

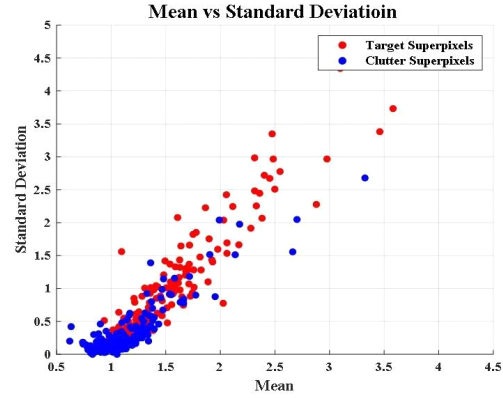


그림 7. 각 슈퍼픽셀들에 대한 평균-표준편차 그래프  
Fig. 7. Mean-standard deviation graph for each superpixel.

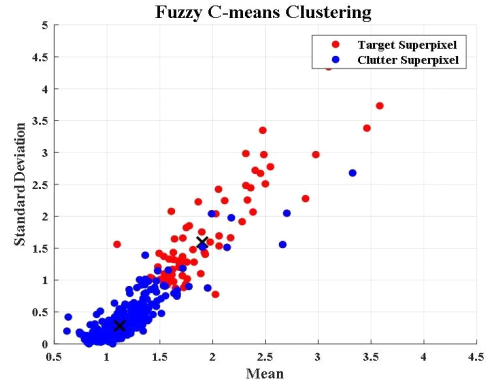


그림 8. FCM 적용 결과

Fig. 8. Result of FCM.

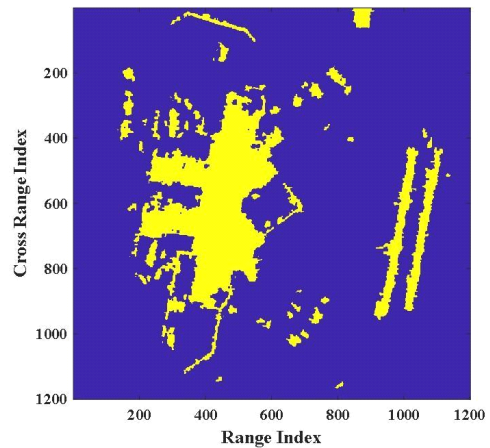


그림 9. 제안된 알고리즘의 최종 탐지 결과  
Fig. 9. Final detection result of the proposed algorithm.

탐지 성능을 정량적으로 평가하기 위해 네 가지 척도를 사용하였다. 정밀도(precision), 재현율(recall), F1 스코어 및 FoM(figure of merit) 이 사용되었으며, 각 척도는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (12)$$

$$\text{FoM} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (13)$$

여기서  $TP$ 는 참 긍정(true positive)으로, 관심 대상의 목표에 해당하는 탐지된 픽셀 수를 나타내고,  $FP$ 는 거짓 긍정(false positive)으로, 클러터에 해당하는 탐지된 픽셀 수이며,  $FN$ 은 거짓 부정(false negative)으로, 각 처리 단계에서 클러터로 잘못 인식된 관심 목표의 픽셀 수를 의미한다. 그림 10은 제안된 탐지 알고리즘과 기존 CFAR 기반 탐지 알고리즘의 결과를 비교한 SAR 영상의 시각적 분석을 보여준다. 그림 10(a)~그림 10(d)는 원본 SAR 영상, 그림 10(e)~그림 10(h)는 제안된 알고리즘의 결과를 나타낸다. 한편, 그림 10(i), 그림 10(l) 및 그림 9(m)~그림 9(p)는 각각 DBSCAN을 활용한 FT-CFAR 및 CA-CFAR 탐지 알고리즘의 결과를 나타낸다. 제안된 알고리즘과 마찬가지로 비지역 평균 필터를 이용하여 스펙클을 제거한 상태에서 비교 기법을 수행하였다. 각 그림에서 오탐지는 빨간색으로, 미탐지는 초록색으로 표시하여 탐지 오류를 시각적으로 확인할 수 있다.

비교를 위해 사용된 FT-CFAR와 CA-CFAR는 CFAR 알고리즘의 변형된 형태이다. FT-CFAR는 고정된 수식을 사용하여 전체 SAR 영상에 동일한 탐지 임계값을 적용하는 방식이다. 이 기법은 픽셀 강도의 전역적 통계와 오탐률  $P_{FA}$ 를 기반으로 Rayleigh 분포를 활용하여 탐지 임계값을 계산한다<sup>[13]</sup>. FT-CFAR의 탐지 임계값은 다음과 같이 정의된다.

$$T_{FT} = \sqrt{\frac{-4 \ln(P_{FA})}{\pi}} \cdot E(I) \quad (14)$$

여기서  $T_{FT}$ 는 탐지 임계값,  $P_{FA}$ 는 오탐률,  $E(I)$ 는 영상 전체 픽셀 강도의 평균 크기이다. CA-CFAR은 탐지 영역 주변의 배경 신호 강도를 평균하여 탐지 임계값을 설정하는 CFAR의 기본 형태이다. 이 알고리즘은 크게 세 가지 영역으로 구성된다. 첫 번째는 테스트 셀로, 목표 신호가 존재할 것으로 예상되는 영역이다. 두 번째는 가드 셀로, 테스트 셀 주변에 위치하며 배경 신호와 테스트 셀 간의 간섭을 방지하기 위해 설정된다. 마지막으로 트레이닝 셀은 가드 셀 바깥에 위치하며, 배경 신호의 통계적 특성을 측정하는 데 사용된다. 트레이닝 셀의 평균 강도를 기반으로 CA-CFAR의 탐지 임계값은 다음과 같이 정의된다.

$$T_{CA} = \alpha \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (15)$$

여기서  $T_{CA}$ 는 탐지 임계값,  $N$ 은 트레이닝 셀의 개수,  $I_i$ 는 각 트레이닝 셀의 픽셀 강도를 나타낸다. 테스트 셀의 픽셀 강도  $I_C$ 가  $T_{CA}$ 를 초과하면 해당 신호는 목표로 탐지된다.

이러한 CFAR 기반 탐지 기법의 탐지 결과를 후처리하기 위해 비교 기법에서는 DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)을 사용하였다. DBSCAN은 밀도 기반 클러스터링 알고리즘으로, 탐지된 영역의 크기와 밀도를 기반으로 클러스터를 형성한다<sup>[14]</sup>. 비교기법에서는 차량과 건물보다 작은 크기의 영역을 오탐지로 간주하기 위해 DBSCAN을 활용하여 기준에 미치지 못하는 작은 영역을 제거하였다.

표 1은 정밀도, 재현율, F1 스코어 및 FoM을 계산한 결과를 요약한 표로, 다양한 SAR 영상에서 탐지 알고리즘의 성능을 정량적으로 비교한다. 여기서 제시된 비교 기법의 수치는 ROC(receiver operating characteristic) 곡선의 좌상단을 기준으로 선정되었다. 특히, 제안된 방법은 비교 기법들에 비해 정밀도에서 최소 14.3 % 향상, 재현율

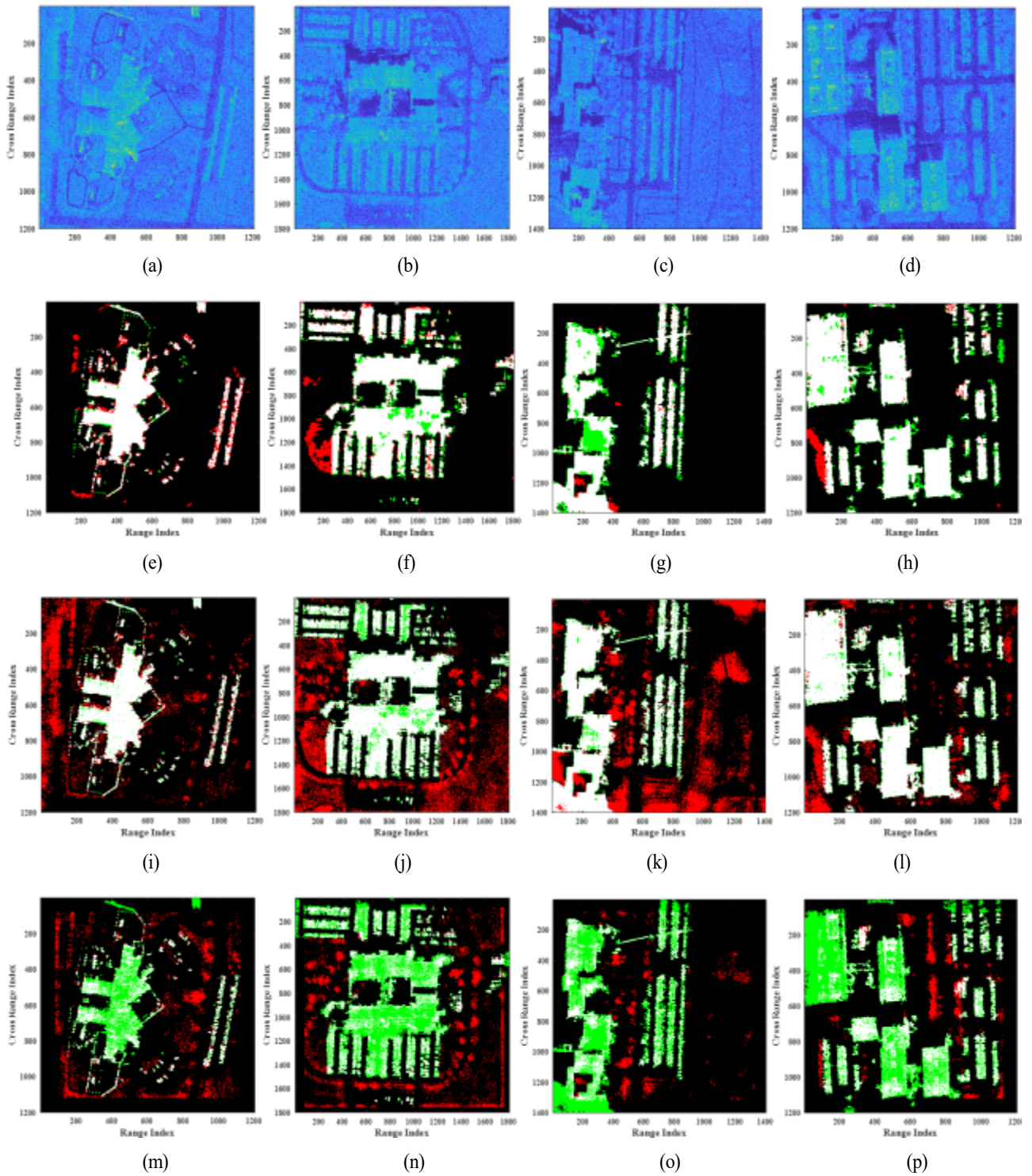


그림 10. (a,b,c,d) 원본 SAR 영상; (e, f, g, h) 제안된 알고리즘의 탐지 결과; (i, j, k, l) FT CFAR with DBSCAN 알고리즘의 탐지 결과; (m, n, o, p) CA CFAR with DBSCAN 알고리즘의 탐지 결과

Fig. 10. (a, b, c, d) Original SAR images; (e, f, g, h) Detection results of the proposed algorithm; (i, j, k, l) Detection results of the FT-CFAR with DBSCAN algorithm; (m, n, o, p) Detection results of the CA-CFAR with DBSCAN algorithm.



표 1. 제안된 알고리즘과 기존 기법의 성능 평가

Table 1. Performance evaluation of the proposed algorithm and existing methods.

		Precision	Recall	F1 Score	FoM
Image #1	Proposed algorithm	0.81657	0.90185	0.85709	0.74993
	FT CFAR with DBSCAN	0.56428	0.90116	0.694	0.53139
	CA CFAR with DBSCAN	0.5214	0.47633	0.49785	0.33142
Image #2	Proposed algorithm	0.88372	0.84178	0.86224	0.75784
	FT CFAR with DBSCAN	0.61035	0.80116	0.69286	0.53006
	CA CFAR with DBSCAN	0.60958	0.39336	0.47838	0.31439
Image #3	Proposed algorithm	0.95888	0.74825	0.84057	0.72498
	FT CFAR with DBSCAN	0.57293	0.87567	0.69266	0.52983
	CA CFAR with DBSCAN	0.7501	0.34232	0.4701	0.30727
Image #4	Proposed algorithm	0.9418	0.84975	0.89341	0.80736
	FT CFAR with DBSCAN	0.82406	0.8904	0.85597	0.7482
	CA CFAR with DBSCAN	0.78881	0.38639	0.5187	0.35017

에서 최대 4.5 % 감소, F1 스코어에서 최소 21.4 % 향상, FoM에서 최소 7.8 % 향상을 기록하였다. 이는 제안된 알고리즘이 재현율에서 약간의 감소를 보였지만, 정밀도, F1 Score, FoM에서 명확한 성능 향상을 달성했음을 의미한다. 한편, 스펙클 제거 유무에 따른 제안된 알고리즘의 결과는 그림 11 및 표 2에 나타내었다. 스펙클 제거를 적용한 경우, 정밀도는 최소 19.4 % 향상되었으며, 이는 스

페클 제거가 스펙클로 인한 오탐지를 효과적으로 줄였음을 의미한다. 재현율은 최대 12.7 % 감소하였지만 F1 스코어는 최소 6.6 % 향상되었는데, 이는 정밀도와 재현율 간 균형 측면에서 스펙클 제거가 긍정적인 영향을 미쳤음을 보여준다. 또한, 전반적인 탐지 성능을 나타내는 FoM에서도 최소 11.4 % 향상된 결과를 기록하며, 스펙클 제거가 탐지 성능의 안정성과 신뢰성을 개선하는 데 기

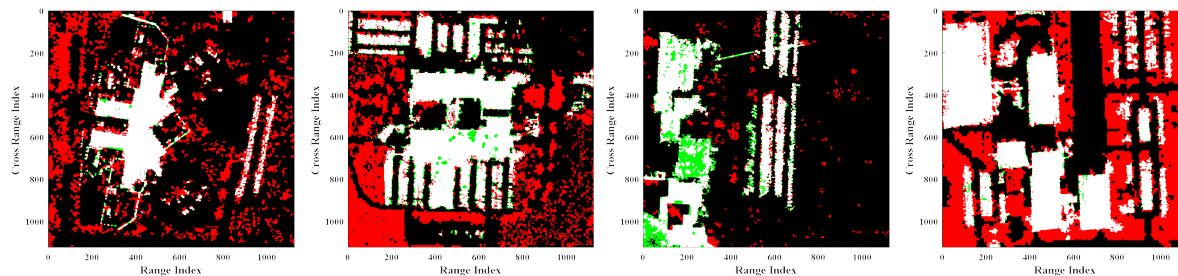


그림 11. 스펙클 제거를 하지 않은 제안된 알고리즘의 탐지 결과

Fig. 11. Detection results of the proposed algorithm without speckle reduction.

표 2. 스펙클 제거 유무에 따른 제안된 알고리즘의 성능 평가

Table 2. Performance evaluation of the proposed algorithm with and without speckle reduction.

		Precision	Recall	F1 Score	FoM
Image #1	Speckle reduction	0.81657	0.90185	0.85709	0.74993
	Without speckle reduction	0.38690	0.93885	0.54798	0.37739
Image #2	Speckle reduction	0.88372	0.84178	0.86224	0.75784
	Without speckle reduction	0.51565	0.90399	0.65670	0.48887
Image #3	Speckle reduction	0.95888	0.74825	0.84057	0.72498
	Without speckle reduction	0.80308	0.77398	0.78826	0.65052
Image #4	Speckle reduction	0.9418	0.84975	0.89341	0.80736
	Without speckle reduction	0.46238	0.97353	0.62697	0.45664

여하였음을 정량적으로 입증하였다.

기존 CFAR 기반 탐지 알고리즘은 클러스터로 인해 오탐지 비율이 높아 탐지 성능에서 한계를 보였다. 반면, 본 논문에서 제안된 MSER 기반 탐지 알고리즘은 클러스터와 목표물 간의 경계를 효과적으로 구분하여, 탐지 성능을 전반적으로 개선하였다. 특히, 제안된 알고리즘은 F1 스코어와 FoM에서 높은 값을 기록하며, 탐지 알고리즘의 정밀성과 재현율 간 균형 유지와 더불어 전반적인 성능의 우수성을 입증하였다. F1 스코어의 향상은 제안된 알고리즘이 정밀도와 재현율 간의 균형을 효과적으로 유지하며, 다양한 SAR 영상 환경에서도 안정적으로 탐지 성능을 제공함을 보여준다. 또한, FoM은 탐지 알고리즘의 전반적인 성능을 평가하는 중요한 척도로, 제안된 알고리즘이 기존 CFAR 기법 대비 다양한 환경에서 더 신뢰할 수 있는 결과를 제공한다는 점을 뒷받침한다. 한편, 스펙클 제거의 유무 또한 제안된 알고리즘의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소로 확인되었다. 스펙클 제거를 적용한 경우, 스펙클로 인한 오탐지가 효과적으로 감소하여 F1 스코어와 FoM에서 향상을 보이며, 탐지 성능을 강화하였다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 SAR 영상에서 효율적인 인공 구조물 탐지를 위한 MSER 기반 탐지 알고리즘을 제안하였다.

첫 번째 단계에서 MSER을 이용하여 인공 구조물 후보 지역을 빠르게 색출할 수 있다. 두 번째 단계에서는 각 클러스터의 픽셀 수와 평균 픽셀 강도를 기준으로 자연적인 클러스터들을 제거하였다. 마지막으로 각 클러스터들의 특징들을 추출하고 FCM을 이용하여 인공 구조물과 자연적인 클러스터들을 한 번 더 구분하였다. 제안된 알고리즘은 기존 CFAR 기반 탐지 기법과 비교하여 다양한 정량적 성능 지표에서 우수한 결과를 나타내었다. 정밀도는 최소 14.3 % 향상, F1 Score는 최소 21.4 % 향상, FoM은 최소 7.8 % 향상을 기록하며, 클러스터로 인한 오탐지를 효과적으로 줄이는 데 성공하였다. 반면, 재현율에서는 최대 4.5 % 감소가 관찰되었으나, 이는 오탐지 감소와 탐지 효율성 간의 트레이드-오프(trade-off)를 반영한 결과로 해석된다.

또한, 스펙클 제거 여부에 따른 추가적인 분석에서, 스펙클 제거를 적용한 경우 정밀도에서 최소 19.4 % 향상, F1 Score에서 최소 6.6 % 향상, FoM에서 최소 11.4 % 향상을 기록하며 탐지 성능의 안정성과 신뢰성이 강화되었다.

결론적으로, 본 논문에서 제안된 MSER 기반 탐지 알고리즘은 다양한 SAR 영상 환경에서 인공 구조물 탐지 성능을 크게 향상시켰다.

#### References

- [1] A. Moreira, P. Prats-Iraola, M. Younis, G. Krieger, 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] 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.
- [3] V. S. Shrivathsa, "Cell averaging - constant false alarm rate detection in radar," *International Research Journal of Engineering and Technology(IRJET)*, vol. 5, no. 7, pp. 2433-2438, Jul. 2018.
- [4] S. A. Villar, B. V. Menna, S. Torcida, and G. G. Acosta, "Efficient approach for OS-CFAR 2D technique using distributive histograms and breakdown point optimal concept applied to acoustic images," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 13, no. 12, pp. 2071-2082, Dec. 2019.
- [5] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions," *Image and Vision Computing*, vol. 22, no. 10, pp. 761-767, Sep. 2004.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [7] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, and W. Full, "FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm," *Computers & Geosciences*, vol. 10, no. 2-3, pp. 191-203, May 1984.
- [8] G. Lee, M. J. Lee, N. H. Jeong, J. H. Choi, and K. T. Kim, "A study on the acceleration of a speckle reduction algorithm using GPUs," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 32, no. 9, pp. 845-855, Sep. 2021.
- [9] J. S. Lee, "A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 13, no. 1, pp. 85-89, Jan.-Feb. 1983.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. London, Pearson, 2018.
- [13] N. H. Jeong, J. H. Choi, G. Lee, J. H. Park, and K. T. Kim, "Feature selection for SAR target discrimination and efficient two-stage detection method," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 16, p. 4044, Aug. 2022.
- [14] 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.

박 종 우 [국방과학연구소/연구원]

<https://orcid.org/0009-0008-8150-5217>



2023년 2월: 경북대학교 전기공학과 (공학사)

2025년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)

2025년 4월~현재: 국방과학연구소 연구원

[주 관심분야] 레이더 신호처리, 표적 탐

지 및 식별, 레이더 이미징

이 건 [포항공과대학교/박사과정]

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



2019년 8월: 경북대학교 전자공학부 (공학사)

2021년 8월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)

2021년 8월~현재 : 포항공과대학교 전자전기공학과 박사과정

[주 관심분야] 레이더 신호처리, 표적 탐

지 및 식별, 레이더 이미징

김 경 태 [포항공과대학교/정교수]

<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 전

자공학과 교수

2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수

2012년 9월~2017년 12월: 레이더/IR 표적식별 특화연구실장

2018년 1월~현재: 무인감시정찰기술연구센터장

2019년 4월~현재: 차세대 영상레이다시스템 연구센터장

2020년 11월~현재: 차세대 국방융합기술 연구센터장

[주 관심분야] 레이더 신호처리 및 영상, 레이더 표적 인식 및 패턴 인식, 전자기 수치 해석 및 RCS 측정