

SAR 자동표적인식 시스템에서의 탐지특징 결합 방법 개선 방안

Improved Fusion Method of Detection Features in SAR ATR System

차민준* 김형명*
Min-Jun Cha Hyung-Myung Kim

Abstract

In this paper, we have proposed an improved fusion method of detection features which can enhance the detection probability under the given false alarm rate in the prescreening stage of SAR ATR(Synthetic Aperture Radar Automatic Target Recognition) system. Since the detection features have the positive correlation, the detection performance can be improved if the joint probability distribution of detection features is considered in the fusion process. The detection region is designed as a simple piecewise linear function which can be represented by few parameters. The parameters for the detection region can be derived by training the sample SAR images to maximize the detection probability with the given false alarm rate. Simulation result shows that the detection performance of the proposed method is improved for all combinations of detection features.

Keywords : Synthetic Aperture Radar(합성개구레이더), Automatic Target Recognition(자동표적인식), Detection Feature(탐지특징), Fusion(결합), Threshold(문턱값)

1. 서론

SAR(Synthetic Aperture Radar)는 대기 중 투과 효과가 우수하여 구름이 많은 지역이나 강우가 빈번한 지역 등에서 지상이나 해상의 표적을 탐지하는데 매우 유용하다. SAR를 이용하여 넓은 지역을 탐지하기 위해서는 자동표적탐지가 필수적이며 이에 대해 많은 연구^[1~4]가 이루어졌다.

자동표적탐지는 사전탐지와 표적변별의 두 단계로 나눌 수 있다. 사전탐지 단계는 SAR 센서에 의해 수집된 방대한 양의 영상으로부터 표적이 존재할 것으로 추정되는 영상 부분, 즉 ROI(Region Of Interest)를 추출하는 단계이다. 표적변별 단계는 사전탐지 단계에서 추출해낸 후보 표적이 실제 표적인지 클러터인지 변별하는 단계이다. 클러터는 표적이 아니면서 표적과 구분하기 어려워서 오경보의 주 원인이 되는 대상을 가리킨다. 사전탐지 단계에서는 전체 영상에 대하여 계산하므로 픽셀당 계산량을 줄여서 최대한 빠르게 계산해야 하며, 오경보를 과도하게 발생시키지 않으면서 표적을 놓치지 않아야 한다^[3].

† 2010년 3월 19일 접수~2010년 5월 20일 게재승인

* 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과

책임저자 : 차민준(gone81@kaist.ac.kr)

사전탐지 단계에서 후보 표적을 찾아내는 탐지특징에는 Two-parameter CFAR^[1], Variance^[2], Extended Fractal^[3] 등이 있고, 이들을 조합하여 탐지율과 오경보율 성능을 높이는 방법이 제안되어 있다^[4].

기존 탐지특징 결합 방법에서는 결합에 사용한 탐지특징들이 모두 탐지한 표적만을 최종 표적으로 정한다^[4]. 이 방식을 이용하면 단일 탐지특징을 사용하는 것보다 같은 오경보율에 대해 표적 탐지율을 높일 수 있다. 그러나 일반적으로 탐지특징들은 표적에 대해 동시에 높은 값을 가지고 클러스터에 대해 동시에 낮은 값을 가지게 되고, 결합에 사용하는 두 탐지특징을 축으로 하는 평면에서 표적이 분포하는 영역과 클러스터가 분포하는 영역이 서로 겹치는 경우가 많다. 따라서 클러스터를 최대한 배제하면서 표적을 최대한 포함할 수 있는 경계선은 대체로 음의 기울기를 가지는 평면상의 곡선이므로 1차원적 스레쉬홀딩으로는 표적과 클러스터를 제대로 구분하는 데에 한계가 있다.

본 논문에서는 두 탐지특징 평면 상에서의 표적과 클러스터의 확률 분포를 고려하여 같은 오경보율에 대해 표적 탐지율을 최대화시키도록 스레쉬홀딩을 수행하는 결합 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 머리말에 이어 2장에서 SAR 자동표적인식의 사전탐지 단계의 일반적인 과정과 대표적인 탐지특징들을 소개하고 3장에서 탐지특징 결합의 효과와 기존의 탐지특징 결합에 대해 알아본다. 그리고 4장에서는 주어진 오경보율에서 표적 탐지율을 최대화시키기 위해 탐지특징들의 결합분포를 반영한 스레쉬홀딩 방법을 제안한다. 5장에서는 모의실험을 통해 제안된 방법의 성능을 분석하고, 6장에서 결론을 맺는다.

2. 사전탐지 과정

일반적으로 사전탐지(prescreening) 단계는 탐지특징 계산(calculation of detection feature) 과정, 오경보 완화(false alarm mitigation) 과정, 집단화(clustering) 과정의 세 과정으로 나뉜다. 탐지특징 계산 과정에서는 각 픽셀에 대해 탐지특징을 계산하여 문턱값보다 크면 후보 표적 픽셀로 판단하고, 오경보 완화 과정에서는 크기가 작은 후보 표적을 제외한다. 집단화 과정에서는 표적 크기만큼 가까이 있는 후보 표적들을 하나로 묶어서 최종 표적 위치를 도출한다.

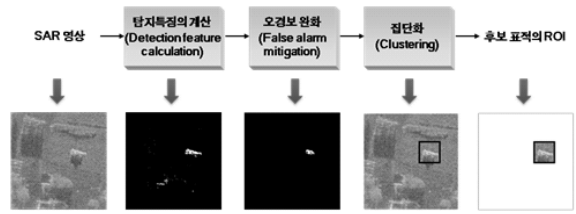


Fig. 1. SAR ATR의 사전탐지 과정

가. 탐지특징의 계산

SAR 영상의 모든 픽셀에 대하여 사각형의 윈도우를 이동시키면서 현재 픽셀과 주변 픽셀들의 밝기(intensity)를 이용하여 탐지특징 값을 계산한다. 사전탐지 단계의 탐지특징에 사용되는 대표적인 탐지특징들에는 Two-parameter CFAR, Variance, Extended Fractal 등이 있다.

1) Two-parameter CFAR

일반적으로 표적의 밝기가 클러스터의 밝기보다 크다는 것을 이용한다. 현재 픽셀 값이 주변 픽셀 값들에 비하여 얼마나 큰지를 판단하기 위해 주변 픽셀 값들의 평균과 분산으로 정규화하여 문턱값과 비교한다. Two-parameter CFAR^[1]의 계산식은 다음과 같다.

$$D[m,n] = \frac{I[m,n] - \hat{\mu}_c[m,n]}{\hat{\sigma}_c[m,n]} \quad (1)$$

$I[m,n]$ 은 좌표 (m,n) 에 해당하는 픽셀의 밝기 정도를 나타내고, $\hat{\mu}_c[m,n]$ 는 표적 영역 밖 주변의 평균을, $\hat{\sigma}_c[m,n]$ 는 그 표준편차를 나타낸다.

2) Variance

인공 물체인 표적은 일반적으로 날카로운 테두리로 구성되어 있어서 표적 영역 안과 밖의 밝기 변화가 다르다. 따라서 표적의 경우, 주변 픽셀 값들의 분산에 비해 현재 픽셀을 중심으로 한 표적 크기 영역 안의 픽셀 값들의 분산이 더 클 것이다. 이러한 표적 영역의 급격한 밝기 변화를 이용한다. Variance^[2]의 계산식은 다음과 같다.

$$D[m,n] = \frac{\hat{\sigma}_i^2[m,n]}{\hat{\sigma}_c^2[m,n]} \quad (2)$$

$\hat{\sigma}_i^2[m,n]$ 은 표적 영역 안의 밝기의 분산을 나타내

고, $\hat{\sigma}_c^2[m,n]$ 은 표적 영역 밖 주변의 밝기의 분산을 나타낸다.

3) Extended Fractal

표적과 클러스터의 밝기 대비와 표적의 크기를 모두 이용한 탐지특징으로서 본 논문에서 소개된 세 가지 탐지특징 중 가장 성능이 좋다. Extended Fractal^[3]의 계산식은 다음과 같다.

$$D[m,n] = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{f_{\Delta}^x[m,n]}{f_{2\Delta}^x[m,n]} \right) + \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{f_{\Delta}^y[m,n]}{f_{2\Delta}^y[m,n]} \right) \right) \quad (3)$$

$f_{\Delta}^x[m,n]$ 와 $f_{\Delta}^y[m,n]$ 은 다음과 같이 계산한다.

$$f_{\Delta}^x[m,n] = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w |I[m+\Delta+i,n+j] - I[m-\Delta+i,n+j]|^2 \quad (4)$$

$$f_{\Delta}^y[m,n] = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w |I[m+i,n+\Delta+j] - I[m+i,n-\Delta+j]|^2 \quad (5)$$

표적의 크기를 S 라고 할 때, $S = 2\Delta - 1$ 와 $\Delta = (w-1)/4$ 의 관계가 성립한다.

위와 같이 모든 픽셀에 대하여 계산된 탐지특징 값 $D[m,n]$ 을 주어진 문턱값, T_{DF} 와 비교하여 이보다 클 때에만 표적 픽셀로 판단한다.

$$I_D[m,n] = \begin{cases} 1 & D[m,n] > T_{DF} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$I_D[m,n]$ 는 좌표(m,n)의 픽셀이 표적 픽셀인지 클러스터 픽셀인지를 나타내는 지지자(indicator)로서, 표적 픽셀이면 1, 클러스터 픽셀이면 0을 가진다.

나. 오경보 완화

오경보 완화(false alarm mitigation) 과정에서는 스텔 쉬홀딩 후 생성되는 이진 영상 $I_D[m,n]$ 을 사용하여 그 분포나 모양으로 표적과 클러스터를 구분함으로써 표적과 유사한 클러스터를 제거한다. 대표적으로 Majority filter나 Morphological operation이 사용되는데^[5], 본 논문에서는 Majority filter를 사용하였다. 일반적으로 Majority filter는 표적 크기의 사각형 윈도우 내에 있는 $I_D[m,n]$ 가 1인 표적 픽셀의 개수를 세어 $I_D[m,n]$ 가 0

인 클러스터 픽셀의 개수보다 많으면 표적으로 판단하고, 클러스터 픽셀이 더 많으면 클러스터로 판단하여 후보 표적에서 제거한다.

$$M[m,n] = \sum_{i=m-W/2}^{m+W/2} \sum_{j=n-W/2}^{n+W/2} I_D[i,j] \quad (7)$$

$$I_M[m,n] = \begin{cases} 1 & M[m,n] > T_{MT} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

즉, 식 (8)의 T_{MT} 가 $W^2/2$ 인 경우를 나타내며, 환경에 따라 조절할 수 있다. 여기서 $M[m,n]$ 은 표적 픽셀의 개수를 나타낸다.

다. 집단화

집단화(clustering) 과정은 오경보 완화 과정을 통과하여 $I_M[m,n]=1$ 인 표적 픽셀들에 대해 표적 크기 반경 내에 있는 픽셀 집단을 하나로 묶는 과정으로, 하나의 표적에 대해 여러 개의 표적 픽셀이 탐지되는 것을 방지하기 위한 것이다. K-means 알고리즘, Fuzzy C-mean 알고리즘 등이 사용된다.

3. 탐지특징의 결합

가. 탐지율과 오경보율의 관계

SAR ATR에서 사용하는 탐지율 Pd(detection probability)와 오경보율 FAR(False Alarm Rate)을 정의하면 다음과 같다.

$$P_d = \frac{\text{탐지된 표적의 수}}{\text{전체 표적의 수}} \quad (9)$$

$$FAR = \frac{\text{오경보의 수}}{\text{전체 면적 (km}^2\text{)}} \quad (10)$$

탐지율 Pd는 전체 표적 중 탐지된 표적의 비율을 의미하고, 오경보율 FAR은 단위면적 당 오경보수를 의미한다. 탐지율과 오경보율은 탐지특징의 문턱값에 따라 동시에 변화하고, 하나가 향상되면 하나가 안 좋아지는 트레이드오프 관계에 있다. 탐지율이 100%가 되는 문턱값을 찾으면 오경보율이 매우 높아지고, 오경보율이 0에 가까운 문턱값을 찾으면 탐지율이 매우

낮아지게 된다. 탐지율과 오경보율의 관계, 즉 오경보율의 변화에 따른 탐지율의 변화를 그래프로 나타낸 것이 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선이다.

따라서 표적 탐지 성능을 개선시킨다는 것은 탐지율과 오경보율의 기존 트레이드오프 관계에서 벗어나 주어진 오경보율에서 탐지율을 높이거나 주어진 탐지율에서 오경보율을 낮추는 것을 의미한다. 오경보율 대 탐지율 평면 상에서 ROC 곡선이 오른쪽 아래에서 왼쪽 위로 이동하는 것이 탐지 성능 향상을 의미한다. 실제 SAR ATR을 수행할 때에는 특정 동작점, 즉 원하는 탐지율과 오경보율이 나오도록 미리 계산된 문턱값을 사용한다.

나. 탐지특징 결합의 효과

표적의 서로 다른 특성을 이용하는 탐지특징들은 서로 다른 특성의 오경보에 반응하는 경향이 있다. 같은 클러스터에 대해 한 탐지특징에서는 오경보가 발생하고, 다른 탐지특징에서는 발생하지 않을 수 있다는 것을 의미한다. 예를 들어, Extended Fractal은 표적과 같은 크기의 짙은 그림자를 표적으로 오인하는 경향이 있는 반면 표적과 다른 크기의 밝은 클러스터는 잘 제거한다. 그리고, Two-parameter CFAR는 건물의 테두리 등 주변보다 밝은 클러스터를 표적으로 오인하는 경향이 있는 반면 그림자는 표적으로 오인하지 않는다.

따라서 그림자나 밝은 클러스터에 대하여 Extended Fractal과 Two-parameter CFAR를 동시에 적용하면 한 쪽에서만 오경보가 발생하고 다른 쪽에서는 오경보가 발생하지 않게 된다. 반면, 표적은 두 가지 특성을 모두 가지고 있으므로 두 탐지특징 모두에 의해 탐지된다. 이렇게 서로 반대 특성을 가진 두 탐지특징을 사용하면 탐지율은 크게 떨어지지 않으면서 오경보율을 낮출 수 있으며 결과적으로 탐지 성능을 개선할 수 있고, 결합하는 탐지특징들이 서로 반대되는 특성을 가질수록 결합의 효과는 더욱 커진다^[5].

다. 기존 탐지특징 결합 방법

기존의 탐지특징 결합 방법은 Fig. 2와 같이 탐지특징 계산, 오경보 완화, 집단화의 사전탐지 단계 전 과정을 탐지특징마다 적용하여 얻은 후보 표적들의 위치 중 모든 탐지특징에서 탐지된 경우에만 최종 표적으로 판단한다. 이 때, 같은 물체에 대해서도 탐지특징에 따라 탐지한 위치가 조금씩 다를 수 있으므로 표적 크기 반경만큼의 오차를 허용한다.

즉, 한 탐지특징에 의해 탐지된 위치에서 표적 크기 반경 내에 다른 탐지특징에 의해서 탐지된 위치가 있지 않으면, 이것은 한 탐지특징에서만 탐지된 물체이므로 클러스터라 판단하고 최종 표적에서 제외한다^[5].

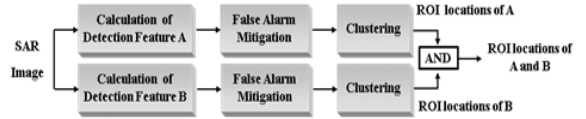


Fig. 2. 기존 탐지특징 결합 과정

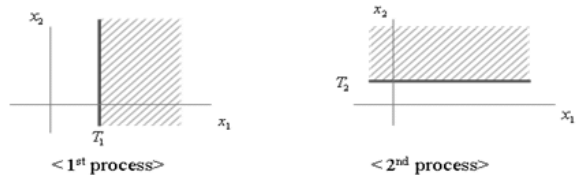


Fig. 3. 기존 결합 방법의 스레시홀딩

기존의 탐지특징 결합 방법에서는 결합에 사용되는 각 탐지특징에 대해 Fig. 3과 같이 개별적으로 스레시홀딩을 한다. x_1, x_2 는 결합에 사용된 두 탐지특징의 값을 의미하고, T_1, T_2 는 각 탐지특징에 대한 문턱값을 의미한다. 이러한 스레시홀딩을 통하여 탐지된 표적 픽셀 혹은 발생된 오경보 픽셀에 대하여 오경보 완화 과정과 집단화 과정을 수행한다. 그리고 그 결과들에 대하여 앞에서 설명한 것과 같이 모든 탐지특징에서 탐지된 경우에만 최종 표적으로 판단한다.

4. 개선된 탐지특징 결합 방법 제안

기존 탐지특징 결합 방법에서는 탐지특징 값을 문턱값과 비교 및 판단하는 스레시홀딩 과정에서 탐지특징들의 결합분포를 고려하지 않고, 단순히 각 탐지특징에 대해서 개별적으로 스레시홀딩한다. 그러나 결합에 사용하는 두 탐지특징은 서로 다른 특성을 가지고 있다 해도 대체적인 경향은 표적에 대해 동시에 높은 값을 가지고 클러스터에 대해 동시에 낮은 값을 가진다. 또한 표적이 분포하는 영역과 클러스터가 분포하는 영역이 서로 겹치는 경우가 많다. 따라서 탐지특징 결합 방법에서 클러스터를 가능한 한 배제하면서 표적을 많이 포함시킬 수 있는 경계를 정하는 일은 기존의 1차원적인 스레시홀딩보다 2차원 평면 상에서의

스레쉬홀딩이 적절하다. 이 때 탐지특징들의 결합분포를 반영하여 스레쉬홀딩을 하면 그 분포에 따라 기존 결합 방법보다 주어진 오경보율에서 표적 탐지율이 높아질 여지가 있다.

가. 탐지특징의 분포

Fig. 4, 5, 6은 샘플 SAR 영상이 두 탐지특징의 2차원 평면에서 어떻게 분포하는지를 나타낸 것으로, 세 가지 탐지특징 조합, Extended Fractal과 Variance(EF-VA), Extended Fractal과 Two-parameter CFAR(EF-TP), Variance와 Two-parameter CFAR(VA-TP)에 대하여 수행하였다.

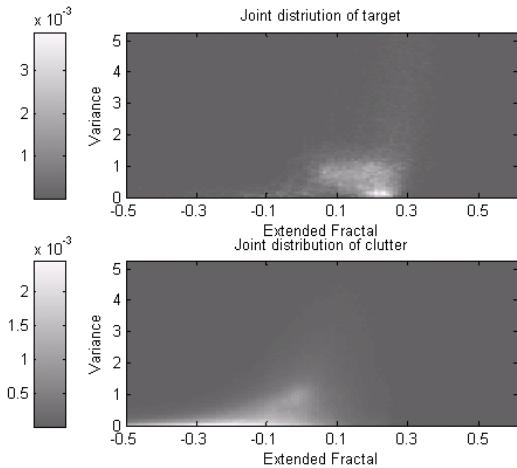


Fig. 4. EF-VA의 결합분포

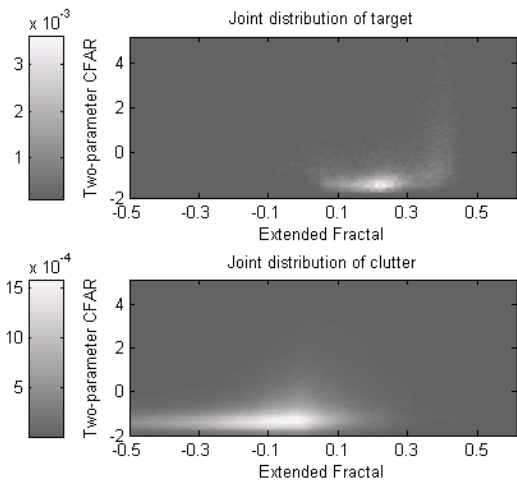


Fig. 5. EF-TP의 결합분포

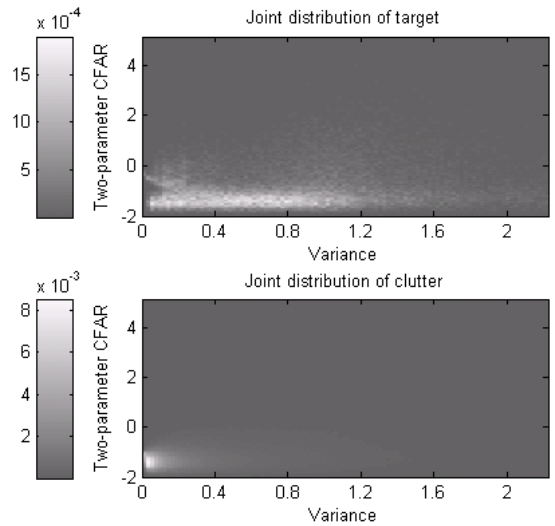


Fig. 6. VA-TP의 결합분포

예를 들어, EF-VA 조합의 경우 Extended Fractal 값을 x축, Variance 값을 y축으로 하여 평면 상에 샘플 SAR 영상들에 대한 두 탐지특징 값의 위치를 표시하였고, 영역을 잘게 나누어 많이 표시되는 영역은 밝게, 적게 표시되는 영역은 어둡게 표현하여 두 탐지특징의 실험적인 결합분포(joint distribution)를 나타내었다.

각 그림에서 위의 그림은 샘플 SAR 표적 영상, 아래의 그림은 샘플 SAR 클러터 영상의 분포를 표현한 것이다. 모든 조합에서 대체로 클러터는 두 값이 모두 낮은 영역에 분포하고, 표적은 두 값이 모두 높은 영역에 분포한다는 것을 알 수 있고, 표적의 영역과 클러터의 영역이 겹쳐 있는 것을 확인할 수 있다.

나. 탐지영역의 모델링

문턱값을 결정하는 것은 클러터는 되도록 적게 포함시키면서 표적을 많이 포함시키도록 하는 것이 목적이다. 만약 오경보율이 주어졌다면 정해진 수의 클러터 픽셀을 포함하면서 표적 픽셀을 보다 많이 포함시키도록 결정해야 하고, 표적 탐지율이 주어졌다면 정해진 수의 표적 픽셀을 포함하면서 클러터 픽셀을 보다 더 많이 제외시키도록 결정해야 한다.

기존 결합 방법에서는 각 탐지특징에 대해 개별적으로 스레쉬홀딩을 수행하기 때문에 최종적으로 표적으로 탐지되는 픽셀은 x_1 이 T_1 보다 크면서 x_2 가 T_2 보다 큰 영역에 존재하게 된다. 여기서 x_1, x_2 는 앞서 설명한 것과 같이 결합에 사용된 두 탐지특징 값을

의미하고, T_1, T_2 는 각 탐지특징에 대한 문턱값을 의미한다.

그러나 두 탐지특징 값은 Fig 4, 5, 6에서와 같이 1차원적 스레쉬홀딩으로 충분히 구분될 만큼 단순하게 분포하지 않으며 2차원적인 분포를 갖는다. 예를 들어, 더 많은 표적 픽셀을 탐지하기 위해 문턱값 T_1, T_2 를 조금 낮추면 x_1, x_2 가 각각 문턱값 T_1, T_2 를 겨우 넘는 클러스터가 발생하여 오경보율이 함께 높아지게 된다. 이러한 클러스터는 두 탐지특징 모두에 의해 탐지된 것이기 때문에 기존 결합 방법의 결합 과정을 거처도 제거되지 않는다.

반대로 오경보율을 낮추기 위해 문턱값 T_1, T_2 를 조금 높이면 x_2 가 T_2 보다 매우 크면서도 x_1 이 T_1 에 조금 못 미쳐서 탐지되지 않는 표적이나 x_1 이 T_1 보다 매우 크면서도 x_2 가 T_2 에 조금 못 미쳐서 탐지되지 않는 표적이 발생하게 된다. 이러한 표적은 하나의 탐지특징에서만 탐지되어 기존 결합 방법의 결합 과정에서 클러스터로 제외되기 쉽다.

이와 같이 단순히 x_1 축에서 T_1 을 높이고, x_2 축에서 T_2 를 높이는 것만으로는 탐지특징 값 평면 상에서 표적과 클러스터를 효율적으로 구분해 내기 어렵다. 따라서 두 탐지특징을 사용하는 SAR ATR 시스템에서 표적과 클러스터를 효율적으로 구분해 내는 최적의 스레쉬홀딩은 1차원적으로 이루어지는 것이 아니라 평면 상에서 2차원적인 탐지영역에 의해 이루어진다.

주어진 오경보율만큼만 클러스터 픽셀을 포함하면서 탐지되는 표적 픽셀의 수를 최대화시키는 영역을 찾거나, 주어진 탐지율만큼만 표적 픽셀을 포함하면서 탐지되는 클러스터 픽셀의 수를 최소화시키는 영역을 찾을 때에 가장 효율적인 스레쉬홀딩이 이루어지고, 이때의 표적과 클러스터를 구분하는 2차원적 영역을 가장 효율적인 탐지영역이라 할 수 있다. 또한, 이러한 효율적인 탐지영역은 전적으로 표적과 클러스터의 탐지특징 값 평면 상에서의 분포에 따라 결정된다.

결론적으로, 기존 결합 방법처럼 두 탐지특징에 대해 오경보 완화 과정과 집단화 과정을 모두 개별적으로 적용한 후에 각 탐지된 위치들을 결합하는 것은 두 탐지특징의 평면 상에서 표적과 클러스터의 분포를 제대로 반영하지 못하기 때문에 두 과정을 수행하기 이전에 두 탐지특징에 대해 동시에 스레쉬홀딩을 하는 것이 더 높은 탐지 성능을 가질 수 있는 여지가 있다.

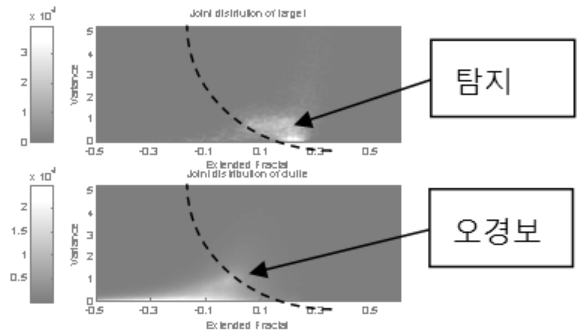


Fig. 7. EF-VA 탐지특징의 결합분포와 탐지영역

Fig. 7은 Fig. 4의 EF-VA 조합의 표적과 클러스터 분포에 탐지영역 예시를 표시한 것이다. 탐지영역 안에 있는, 즉 경계선의 우측상단에 있는 대상이 Fig. 7의 위 그림처럼 표적이면 올바른 탐지가 된 것이고, 아래 그림처럼 클러스터이면 오경보가 발생한 것이다.

Fig. 4, 5, 6의 표적과 클러스터의 탐지특징 분포에서 볼 수 있듯이 일반적으로 유의미한 표적의 분포 영역은 두 탐지특징 값이 모두 클러스터의 분포 영역보다 높은 값을 가지는 영역이다. 따라서 Fig. 7과 같이 클러스터와 표적의 영역이 구분되도록 대체로 음의 기울기를 가지는 평면 상의 곡선으로 탐지영역을 구성하는 것이 기존 방법보다 표적과 클러스터의 2차원 상에서의 분포를 더욱 잘 반영할 수 있다.

최적의 탐지영역은 각 동작점마다 주어진 오경보율에 대해 탐지율을 최대화시킬 수 있는 보다 복잡한 형태를 가질 것이다. 그러나 각 동작점마다 이러한 탐지영역을 추적하여 모델링하기 어렵고, 실제적인 SAR ATR(자동표적인식) 과정은 실시간으로 이루어지기 때문에 기존 방법과 비교하여 계산량이 크게 늘어서는 안 된다. 따라서 가장 단순한 연산인 가중 합(weighted sum)의 형태, 즉 기울기를 가진 직선이 포함된 세 연속된 직선으로 모델링하였다.

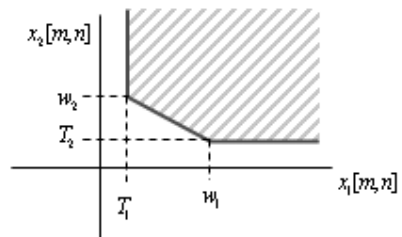


Fig. 8. 제안한 탐지영역

$x_i[m,n]$ 은 $[m,n]$ 픽셀의 i 번째 탐지특징 값을 말하고, T_i, w_i 는 i 번째 탐지특징에 대한 문턱값을 말한다. Fig. 8의 탐지영역을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$I_D[m,n] = \begin{cases} 1, & \begin{matrix} x_1[m,n] > w_1, & x_2[m,n] > T_2 \\ \text{or} \\ T_1 < x_1[m,n] \leq w_1, \\ x_2[m,n] > ax_1[m,n] + b \end{matrix} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

여기에서 a 와 b 는 다음과 같다.

$$a = -\frac{w_2 - T_2}{w_1 - T_1}, b = \frac{w_2 - T_2}{w_1 - T_1} w_1 + T_2 \quad (12)$$

가운데 구간($T_1 < x_1[m,n] \leq w_1$)은 각 동작점마다 조합에 사용된 탐지특징 중 클러스터와 표적의 구별을 잘 하는 탐지특징에 더 많은 가중치를 두어서 결합하는 것으로 해석할 수 있다.

이러한 탐지영역을 정하기 위해서는 4개의 변수 T_1, T_2, w_1, w_2 를 결정해야 하고, 이 변수들을 벡터 $\mathbf{T} = [T_1 \ T_2 \ w_1 \ w_2]$ 로 나타내었다.

T_1, T_2 의 범위는 각 탐지특징의 최소값부터 최대값까지이며, w_1, w_2 의 범위는 각각 T_1, T_2 값부터 각 탐지특징의 최대값까지이다. 이를 결정하기 위해 변수 4개를 일정한 간격으로 변화시키면서 샘플 SAR 영상에 대해 사전탐지 과정을 수행하여 주어진 오경보율 ϵ 에 대하여 표적 탐지율이 가장 높은 변수를 선택한다. 이를 수식으로 다음과 같이 표현하였다.

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{opt} &= \arg \max_{\mathbf{T}} P_D(\mathbf{T}) \\ \text{s.t. } FAR(\mathbf{T}) &= \epsilon \end{aligned} \quad (13)$$

이 \mathbf{T} 로 구한 오경보율을 $FAR(\mathbf{T})$, 탐지율을 $P_D(\mathbf{T})$ 라 하고 다음과 같이 정의한다.

$$FAR(\mathbf{T}) = \frac{\mathbf{T} \text{를 사용했을 때 발생한 오경보의 수}}{\text{샘플 클러스터의 전체 영역}} \quad (14)$$

$$P_D(\mathbf{T}) = \frac{\mathbf{T} \text{를 사용했을 때 탐지된 표적의 수}}{\text{샘플 표적의 수}} \quad (15)$$

다음은 주어진 오경보율 ϵ 을 가지는 \mathbf{T} 중에서 표적 탐지율 $P_D(\mathbf{T})$ 가 가장 높은 \mathbf{T}_{opt} 를 선택하는 트레이닝 과정을 블록 다이어그램으로 표현한 것이다.

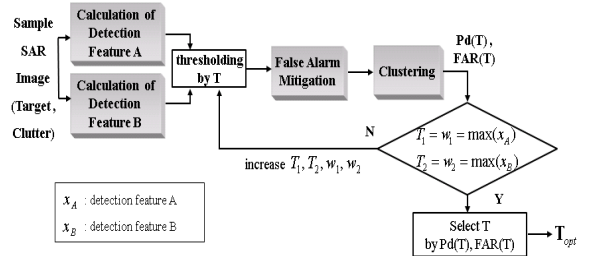


Fig. 9. 변수 값을 얻기 위한 트레이닝

이 트레이닝(training)은 각 동작점마다, 즉 목표로 하는 오경보율 ϵ 이 주어질 때마다 수행한다.

제안한 탐지영역을 SAR ATR에서 적용하려면 기존 탐지특징 결합 방법과 달리 탐지특징 계산 직후에 두 탐지특징 값을 결합해야 한다. 각 픽셀마다 두 탐지특징 값에 대해 제안한 탐지영역에 의해, 즉 식 (11)을 사용하여 표적 픽셀인지 클러스터 픽셀인지 판단한다. 모든 픽셀에 대해 $I_D[m,n]$ 을 얻은 후에는 기존 결합 방법과 달리 오경보 완화 과정, 집단화 과정 등의 나머지 과정은 한번만 수행하여 최종 표적 위치를 얻는다.



Fig. 10. 제안한 탐지특징 결합 과정

위에서 언급했듯이 SAR ATR을 시작하기 전에 주어진 동작점(오경보율)에 대해 Fig. 10에서와 같이 샘플 SAR 영상에 대한 트레이닝을 통해 탐지영역에 사용될 변수를 결정한다.

5. 모의 실험 결과

모의 실험에 사용한 영상 자료는 공개 SAR 영상 자료인 MSTAR 자료를 사용하였다. 본 논문에서 사

용한 MSTAR 자료는 내려본 각(depression angle)이 15도이고, X-band 주파수로 촬영된 0.3m 고해상도 영상으로, 표적 영상의 균질한 주변 부분과 클러터 영상의 균질한 부분의 평균과 분산을 일치하도록 조정하였다.

본 논문에서 제안한 탐지영역에 필요한 변수들을 결정하기 위한 트레이닝(training)에는 내려본 각이 17도인 표적 영상을 총 150개를 사용하였으며, 표적의 종류는 T72, BMP2, BTR70를 동일한 수만큼 선택하였고, 표적이 놓인 방향도 0~180도 사이에 고르게 분포하도록 하였다. 또한, 클러터 영상으로는 약 0.2km²에 해당하는 면적의 비균질(non-homogeneous) 영상을 사용하였다. 기존 탐지특징 결합 방법에 사용되는 두 문턱값을 결정하는 데에도 이와 같이 트레이닝을 수행하였다.

모의 실험에는 내려본 각이 15도인 표적 영상 600개를 사용하였으며 표적의 종류와 방향은 고르게 선택하였고, 클러터 영상은 균질 영상과 비균질 영상을 포함하여 총 면적이 약 3km²에 달하는 영상을 사용하였다. 모의실험에 사용한 탐지특징 조합으로는 본 논문에서 소개한 탐지특징 세 개, Two-parameter CFAR, Variance, Extended Fractal을 이용한 모든 가능한 조합, 즉 EF-TP, EF-VA, VA-TP 세 가지 조합에 대하여 기존 탐지특징 결합방법과 제안한 탐지특징 결합방법에 대한 모의실험을 진행하였다.

모의실험 결과는 FAR에 따른 Pd의 변화를 여러 동작점에 대해 그린 ROC 곡선으로 나타내었다. 앞서 언급한 대로 ROC 곡선은 좌측에 있을수록 동일한 탐지율에 대해 오경보율이 낮으므로 탐지 성능이 우수하다. Fig. 11에서와 같이 EF-VA, EF-TP, VA-TP의 모든 조합에서 거의 모든 동작점에 대해 제안한 방법이 기존 방법보다 주어진 오경보율에 대해 높은 탐지율을 가진다. 기존 방법은 점선으로, 제안한 방법은 실선으로 표현하였다. VA-TP에서는 탐지율이 0.75에서 0.85 사이에 있을 때와 같이 일부 동작점에 대하여 기존 방법이 더 나은 경우도 있지만 실질적으로 중요한 0.9 이상의 탐지율에 대해 제안한 방법이 좋은 성능을 보인다.

또한, 결합 방법에 상관없이 EF-VA와 EF-TP는 Extended Fractal의 성능이 가장 좋기 때문에 VA-TP와 커다란 성능 격차를 보인다. EF-VA가 EF-TP보다 성능이 좋은 것은 Extended Fractal과 Variance의 상보성이 Extended Fractal과 Two-parameter CFAR보다 커서 결합에 의한 효과가 크기 때문이다.

6. 결론

본 논문에서는 SAR ATR 시스템의 사전탐지 단계의 탐지특징들을 새로운 방식으로 결합하는 방법을 제안하였다. SAR ATR에 사용되는 대표적인 탐지특징들의 효율적인 결합을 위해 결합에 사용되는 탐지특징들의 분포를 고려하였다. 기존 결합 방법에서처럼 탐지특징에 대한 개별적인 스레쉬홀딩 방법을 사용하지 않고 탐지특징들의 분포를 고려한 간단한 형태의 탐지영역을 설계하여 스레쉬홀딩에 사용하였다. 제안한 탐지영역을 적용하기 위해 두 탐지특징을 계산한 직후에 결합하였고 탐지영역에 사용되는 변수는 사전에 샘플 SAR 영상에 대한 트레이닝을 수행하여 결정하였다.

모의실험을 통하여 모든 탐지특징 조합에 대해 제안한 탐지특징 결합 방법이 기존 결합 방법보다 주어진 오경보율에 대한 탐지율이 향상됨을 보였다. 본 논문에서 사용하지 않은 탐지특징도 여기서 제시된 방법처럼 조합에 사용할 수 있고, 두 탐지특징만을 조합하지 않고 셋 이상의 탐지특징들에 대해서도 제시된 방법을 확장하여 조합할 수 있다.

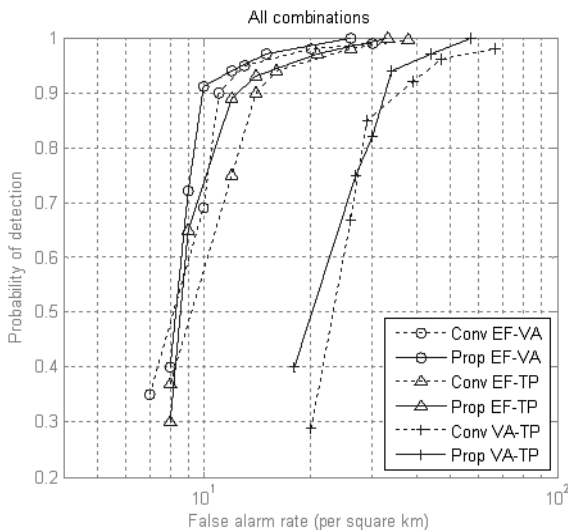


Fig. 11. EF-VA, EF-TP, VA-TP 조합에 대한 기존 방법과 제안한 방법 비교

Reference

- [1] L. M. Novak, S. D. Halversen, G. J. Owirka, and M. Hiatt, "Effects of Polarization and Resolution on SAR ATR", IEEE Trans. on Aero. and Electro. Sys., Vol. 33, No. 1, pp. 102~116, Jan. 1997.
- [2] Q. Phan, T. M. Brosnan, and M. J. T. Smith, "A reduced false alarm rate CFAR-based prescreener for SAR ATR", in Proceedings of the US Army Research Laboratory Sensors and Electron Devices Symposium, Jan. 1997.
- [3] L. M. Kaplan, "Improved SAR Target Detection Via Extended Fractal Features", IEEE Trans. on Aero. and Electro. Sys., Vol. 37, No. 2, pp. 436~451, Apr. 2001.
- [4] L. M. Kaplan, R. Murenzi and K. Namuduri, "SAR Target Detection by Fusion of CFAR, Variance, and Fractal Statistics", in Proceedings of SPIE, Vol. 3374, pp. 167~178, Apr. 1998.
- [5] Q. H. Pham, T. M. Brosnan, and M. J. T. Smith, "Multistage Algorithm for Detection of Targets in SAR Image Data", in Proceedings of SPIE, Vol. 3070, pp. 66~75, Jul. 1997.