

# PCA 기반의 SVM을 이용한 SAR 이미지의 표적 인식에 관한 연구

장하영, 이일병  
연세대학교 컴퓨터과학과  
e-mail : hpnoac2006@empal.com

## A Study on Target Recognition with SAR Image using Support Vector Machine based on Principal Component Analysis

Hayoung Jang, Yillbyung Lee  
Dept of Computer Science, Yonsei University

### 요 약

차세대 지능적 무기체계의 자동화를 목표로 SAR(Synthetic Aperture Radar) 영상 신호를 이용한 표적 인식을 향상을 위한 여러가지 방법들이 제안되어 왔다. 기존의 연구들은 SAR 영상의 고차원 특징을 그대로 사용했기 때문에 표적 인식의 성능저하가 있었다.

본 연구에서는 정보 획득 거리가 길고, 날씨에 제약이 없이 전천후 작전 운용이 가능하도록 레이더의 특징과 고해상도 영상을 결합한 SAR 이미지를 이용한 표적 인식을 향상 방법을 제안한다. 효과적인 표적 인식을 하기위해 고차원의 특징벡터를 저차원의 특징벡터로 축소하는 PCA(Principal Component Analysis)를 기반으로 하는 SVM(Support Vector Machine)을 사용한 표적 인식 기법을 사용하였고, PCA 기반의 SVM 분류기를 이용한 표적 인식이 SVM 만을 사용한 표적 인식보다 향상된 성능을 보인 것을 확인하였다.

### 1. 서론

차세대 지능적 무기체계의 자동화를 위한 자동 표적인식 시스템은 표적의 획득과 인식 과정을 자동화함으로써 실제의 상황에서 빠르고 신뢰성있게 전투를 수행하는 시스템을 그 목적으로 한다. 자동 표적인식 시스템에 대한 연구는 신호처리, 패턴인식, 그리고 인공지능 분야의 기술에 기반을 두어 활발한 연구가 진행되어져 왔다.[1][2][3] 레이더는 진파를 사용하기 때문에 파장이 빛보다 긴 특징이 있어 구름이나 해무와 같은 일기의 영향을 받지 않는 장점이 있다. 그러므로 정보 획득 거리가 길고 날씨에 제약이 없이 전천후 작전 운용이 가능하다. 최근에는 레이더의 특징과 고해상도 영상을 결합한 SAR(Synthetic Aperture Radar) 영상 신호가 자동 표적인식 시스템에 널리 사용되고 있다. 자동 표적인식 시스템은 입력영상의 대비도를 높이고 잡음을 줄이는 전처리 과정, 영상에서의 표적 검출(Detection), 영상에서 표적의 형상을 추출하기 위한 영상분할(Segmentation), 분할된 표적의 특징(Feature) 추출, 추출된 특징의 특징 벡터를 이용한 분류(Classification) 모델에 의한 표적 인식, 표적을 요격하기 위한 추적(Tracking) 및 요격 선택(Aim Point Selection)의 과정으로 구성된다[4]. 본 연구에서는 SAR의 고해상도 영상을 이용한 표적 인식을 향상 기법을 제안한다. 표적 인식을 위한 영상 신호로부터 추출한 표적의 특징 벡터를 이용해

서 그것이 속하는 클래스로 분류(Classification)하는 과정이다. 분류를 위한 모델들은 크게 템플릿 정합법(template matching), 통계적 접근법, 신경망 접근법, 구조적 접근법 등이 있다[5]. 효과적인 표적 인식을 하기위해 표적의 특징을 추출하여 특징 벡터를 생성할 때 고차원의 특징 벡터를 저차원의 특징 벡터로 축소하는 PCA(Principal Component Analysis)를 이용한다[6]. 또한 이렇게 추출된 특징 벡터를 이용한 표적 인식 모델로는 표적 인식의 구조적인 리스크를 최소화하고 최적의 대역적인 식별이 가능하게 하기위해 SVM(Support Vector Machine)을 사용하여 표적을 인식하는 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 표적 인식과 관련된 관련 연구를 소개하고 3장에서는 PCA(Principal Component Analysis)과 SVM(Support Vector Machine) 그리고 이것을 이용한 표적 인식 기법을 제안한다. 4장에서는 실험 결과를 소개하여 본 논문에서 제안하는 기법의 성능을 평가한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

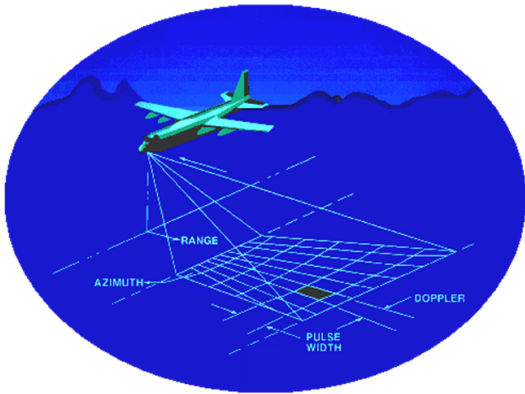
### 2. 관련 연구

#### 2.1 SAR(Synthetic Aperture Radar)

환경모니터링, 지구자원 지도제작 및 군 관련 시스템은 넓은 지역에 대한 고해상도 영상을 필요로 한다. 각 목적

에 따른 필요한 영상들이 악천후나 밤낮에 관계없이 확보되어야 한다. SAR는 대기의 조건과 시간에 대하여 최소한의 제약을 갖고 있으며, 지형이나 지물에 대한 레이더 주파수가 일정하게 반응하기 때문에 사진이나 광학영상의 특성을 보완할 수 있다.[7]

SAR는 공중에서 지상 및 해양을 관찰하는 레이더로서 공중에서 레이더파를 순차적으로 쏘 이후 레이더파가 굴곡면에 반사되어 돌아오는 미세한 시간차를 선착순으로 합성해 2D 지상 지형도를 만들어 내는 레이더 시스템이며 주간 및 야간, 그리고 악천후를 가리지 않고 영상을 생성할 수 있는 특징이 있다. SAR 레이더가 장착되는 플랫폼은 특별한 제한이 없으며 제트기, 헬리콥터, 대형 정찰기를 비롯하여 최근에는 무인정찰기에 장착되고 있다.



(그림 1) SAR 레이더의 원리

## 2.2 표적 인식(Target Recognition)

### 2.2.1 템플릿 매칭 (Template Matching)

템플릿은 학습을 위한 데이터 집합으로 만들어진 참조 이미지를 의미한다. 이러한 템플릿은 전형적으로 학습 이미지와 같은 수의 픽셀들로 구성된다. 이러한 템플릿 매칭은 표적인식시 매우 높은 정확도를 제공하지만 템플릿 모델의 크기가 크고 표적 인식 과정에서의 계산의 부담이 크다는 단점이 있다. 필터 템플릿 방식은 템플릿을 테스트 이미지의 필터로 활용하는 방식이다. [8]에서 처음으로 Maximum Average Correlation Height(MACH)와 Distance Correlation Classifier Filter(DCCF)를 결합한 필터 템플릿 방식이 제안되었다. MACH/DCCF 방식에서는 먼저 각 표적의 클래스에 포함되는 이미지의 평균과 각 클래스사이의 거리를 최대로 하는 DCCF 필터를 생성하여 각 테스트 이미지를 필터링하여 필터된 이미지와 템플릿 사이의 평균 최소 에러(mean squared error)를 계산한다. 테스트 이미지는 이 에러를 최소로 하는 템플릿의 클래스로 인식된다.

### 2.2.2 하이 레벨 특징 기반 인식

다양한 하이레벨 특징들이 표적인식률을 높이기 위해서 사용될 수 있다. 특정의 레이더 시스템에서는 레이더 반사 단면적(RCS, radar cross section)와 대수표준편차, (LSD,

log standard deviation) 또한 중요한 하이레벨 특징중 하나이다 [10]. 여기서 RCS는 표적이 레이더파를 반사하는 정도를 나타내는 것이고 LSD는 표적 영역에서 픽셀의 강도(intensity)에 대한 픽셀들 사이의 변화를 의미한다. [9]에서는 위치와 피크의 크기를 하이레벨의 특징으로 사용하였다. [11]에서는 표적 영역의 모양으로부터 특징을 유도해낸 Hu Moments가 제안되었다. Hu Moment는 회전 가능성이 없고 스케일에 독립적이라는 특징이 있지만 표적 이미지가 독립적이지 않기 때문에 이러한 장점은 의미 없는 것이 된다. 또한 표적 인식 시스템이 훈련 데이터에 너무 잘 맞추어져 있을 때 오버피팅(overfitting)이 일어나는 문제점이 있다. 본 논문에서는 기존에 제안된 SAR 이미지에 대한 템플릿 매칭 방식에 의한 표적인식과 하이레벨 특징 기반의 표적인식의 문제점을 해결하기 위해서 최대 마진 기반의 인식모델인 SVM을 이용하여 SAR 이미지에 대한 표적인식 모델을 개발한다.

## 3. PCA 기반의 SVM을 이용한 표적 인식

### 3.1 PCA 기반의 특징 추출

본 연구는 SAR 영상을 이용한 자동 표적 인식 시스템에 사용가능한 SAR 영상에서의 표적의 특징 추출과 추출된 표적의 표적인식 단계에서의 표적 인식률을 개선하는 것을 목표로 한다. 먼저 표적의 특징 추출을 위해 PCA법을 이용하고 추출된 특징을 가지고 일반화 성능이 우수한 분류 모델인 SVM을 이용하여 표적인식을 수행한다.

### 3.2 SVM(Support Vector Machine)

#### 3.2.1 선형 SVM (Linear SVM)

SVM은 통계적 학습 이론을 바탕으로 이원분류 문제를 해결하기 위해 1995년 Vapnik에 의해 제안되었다. SVM의 목적은 특정벡터  $x$ 와 목표변수  $y$ 로 이루어진 데이터 집합을  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ 으로 나타내고, 주어진 데이터로부터 구한 목적 함수를 이용하여 새로운 데이터가 입력되었을 때, 리스크를 최소화하면서 최적의 구조적 초평면을 찾는 것이다. 단, 여기서 목표 변수인  $y$ 는 두개의 집단을 전제로 한다. 많은 선형 분류기 중에서 일반화의 손실 (Loss)을 최소화하는 것을 선택한다. 이때 일반화의 손실을 최소화하기 위해서 마진(Margin)을 최대로 갖는 선형 분류기를 선택한다. 왜냐하면 최적의 분류 결정면을 결정하기 위한 학습과정에서 마진을 최대로 하는 것이 일반화의 손실을 줄여주기 때문에 최대 마진을 가진 분류 결정면을 최적의 분류 결정면으로 결정한다. 즉, SVM은 마진을 최대화하는 초평면으로 결정한다.

#### 3.2.2 비선형 SVM (Nonlinear SVM)

SVM에서는 선형으로 분리 할 수 없는 경우에 입력공간을 분리하는 비선형 분류 결정면을 이용하게 되는데, 비선

형 분류 결정면에 대한 식을 분석적으로 계산해낸다는 것은 매우 어려운 일이다. 이런 경우, SVM을 이용한 비선형 분류문제는 입력공간의 데이터를 고차원(High Dimensional)의 특징 공간(Feature Space)으로 커널 함수(Kernel Function)를 이용하여 변환된 후, 특징 공간에서 선형의 경계선을 찾는 문제로 전환된다. 즉, 낮은 차원에서의 비선형 함수는 높은 차원에서 선형 함수로 근사화시킬 수 있기 때문에 결국 최적의 선형 함수를 결정하는 것과 동일하게 된다.

### 3.3 제안 기법

본 연구에서 제안하는 PCA 기반의 SVM을 이용한 SAR 이미지의 표적 인식 과정은 다음과 같다. SAR 이미지를 전처리한 후 PCA에 의한 특징을 추출한다. 이후 SVM 학습에 의한 분류기를 생성하고, 표적 인식 하는 과정을 거친다.

SAR 이미지 전처리 과정은 입력 이미지의 대비도를 높이고 잡음을 줄이는 과정과 이미지에서 표적 검출(Detection), 이미지에서 표적의 형상을 추출하기 위한 영상분할(Segmentation) 과정을 포함한다. 이 과정을 통해서 표적 이미지의 크기가  $n \times n$  픽셀인  $M$ 개의 SAR 이미지가 준비된다. 이미지 전체 픽셀 값을 사용하여 이미지에 대한 특징 벡터를 나타내기 위해 맨 윗 줄부터 한 줄씩 차례대로 나열하여 각 영상을  $n^2 \times 1$ 의 열벡터로 변환시키고 이것들을 원소로 하는 행렬  $S$ 를 구성한다.

$$S = [x_1, x_2, \dots, x_M] \quad (1)$$

3단계 PCA에 의한 특징 추출 단계에서는 먼저 집합  $S$ 의 SAR 이미지의 평균 벡터를 계산한다.

$$\Gamma = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2)$$

다음으로 각 이미지의 벡터와 평균 벡터의 차  $\Delta$ 를 다음과 같이 계산하여 행렬  $A$ 를 구성한다.

$$\Delta_i = x_i - \Gamma \quad (3)$$

$$A = [\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_M] \quad (4)$$

다음으로 행렬  $S$ 의 공분산 행렬을 다음의 식을 이용하여 계산한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Delta_i \Delta_i^T = AA^T \quad (5)$$

공분산 행렬에 대한  $M$ 개의 고유값과 이에 대응하는 고유벡터를 계산하여 상위  $k$ 개의 고유값에 해당하는 고유벡터  $u$ 를 사용하여 변환 행렬  $W$ 를 생성한다.

$$W = [u_1, u_2, \dots, u_m] \quad (6)$$

마지막으로  $W$ 에 의한 선형 변환에 의해 특징 데이터  $Y$ 를 추출함으로써 특징 추출 단계를 끝마친다.

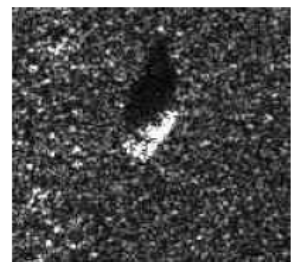
4단계에서 SVM 학습에 의한 분류기 생성하고 새로운 SAR 이미지에 대해 표적을 인식하게 된다.

## 4. 실험 결과

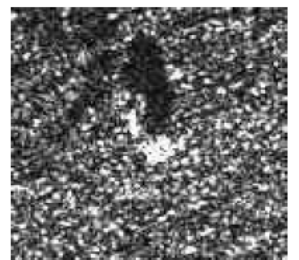
본 연구에서는 SAR 이미지를 활용하여 PCA 기반의 SVM을 이용한 표적인식 실험을 실행하였다. 실험환경은 Intel(R) Core(TM) i5 CPU M460 2.5GHz, RAM 4GB, OS Win7(64bit)이다.

### 4.1 실험 데이터

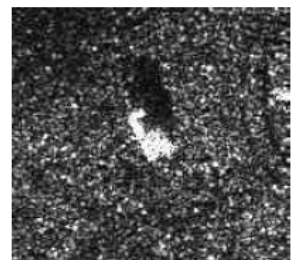
실험에 사용된 SAR 이미지는 2S1, BRDM2 그리고 T64이고 각 이미지의 일 예를 그림 2, 그림 3, 그림 4에 표시하였다. 각 이미지는 군사용으로 사용되는 탱크와 장갑차에 대한 SAR 이미지이며 탱크(2S1, T64)와 장갑차(BRDM2)가 정지한 상태에서의 영상이다. 각 이미지는 전처리 과정을 거쳐 80 X 80 픽셀 크기로 정규화 하였다.



(그림 2) SAR 이미지 2S1



(그림 3) SAR 이미지 BRDM2



(그림 4) SAR 이미지 T64

SVM 학습을 위한 데이터 개수는 아래와 같다.

<표 1> 훈련 데이터와 테스트 데이터의 수

이미지	훈련 데이터 개수	테스트 데이터 개수
2S1	232	521
BRDM2	233	532
T64	233	515

PCA을 위해 공분산 행렬을 이용하여 고유값과 이에 대응하는 고유벡터를 계산하여 상위 15개의 고유값을 사용하여 변환 행렬을 생성하여 학습을 위한 특징을 추출하였다.

본 연구의 실험을 위한 SVM 분류기는 대만 대학교의 Lin Chih-Jen 교수가 개발한 LibSVM(A Library of support vector machine)을 사용하여 PCA 기반의 SVM 분류기를 생성하였다. 성능 비교를 위해 PCA 기반의 SVM 분류기에 의한 표적 인식률과 SVM 분류기에 의한 표적 인식률을 비교하였다.

**4.2 성능 비교**

제안된 PCA 기반의 SVM 분류기에 의한 표적 인식의 성능 비교를 위해서 고차원의 특징 벡터를 사용하는 SVM 분류기에 의한 표적인식과 비교 하였다.

아래 <표 2>는 SAR 이미지의 표적 인식률을 비교하여 설명한다. SVM만을 사용한 표적 인식률보다 PCA를 적용한 SVM에 의한 표적 인식률이 각각 높은 표적 인식률을 보였다.

<표 2> 표적 인식률 비교

이미지	SVM	PCA기반의 SVM
2S1	91.2 %	93.8%
BRDM2	87.3 %	93.5%
T64	90.3 %	94.2%

**5. 결론**

본 연구에서는 정보 획득 거리가 길고 날씨에 제약이 없이 전천후 작전 운용이 가능하도록 레이더의 특징과 고 해상도 영상을 결합한 SAR 이미지를 이용한 차세대 지능적 무기체계의 자동화를 위한 자동 표적 인식 시스템에서 중요한 위치를 담당하고 있는 표적 인식률 향상 방법을 제안하였다.

PCA 기반의 SVM 분류기를 이용한 표적 인식 실험에서 SVM만을 사용한 표적인식 보다 향상된 표적 인식률을 보인 것을 확인하였다.

**참고문헌**

[1] B. Bhanu, "Automatic Target Recognition: State of Art Survey," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 364-379, 1986

[2] K. Augustyn, " A new Approach to Automatic Target Recognition, IEEE Trans. Aerospace and Electronics Systems, Vol. 28 No 1, pp 105-114, 1992

[3] Yang, Yinan, Yuxia Qiu, and Chao Lu. "Automatic Target Classification Experiments on the MSTAR SAR Images," Proceedings of the 6th International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/ Distributed Computing and First ACIS International Workshop on Self-Assembling Wireless Networks, May, 2005

[4] 박영태, "자동 표적인식 기술 동향", 전자공학회지, 제23권 10호, 1255~1263, 1996

[5] 한학용, 패턴인식 개론, 한빛 미디어, 2011

[6] 박혜영, 이관용, 패턴인식과 기계학습, 2011

[7] Principle, J., M. Kim, and J. Fisher. "Target discrimination in synthetic aperture radar(SAR) using artificial neural networks," IEEE Transactions in Image Processing, Vol. 7 No. 8 1998 August, pp1136-1149

[8] Mahalanobis, Abhijit, Daniel W. Carlson, and B. V. Kumar. "Evaluation of MACH and DCCF correlation filters for SAR TAR using the MSTAR public database." Proceedings of the SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V, Vol 3370, pp460-468, September, 1998

[9] Saghri, J.A. and C. Guilas. "Hausdorff Probabilistic Feature Analysis in SAR Image Recognition." Proceedings of SPIE, Applications of Digital Image Processing XXVIII, vol. 5909 (September 2005): 21 - 32.

[10] Pink, Tan Hwee, and Umaiyal Ramanathan. "Intelligent Selection of Useful Features for Optimal Feature-Based Classification." IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS), vol. 7 (July 2000): 3012 - 3014.

[11] Yang, Yinan, Yuxia Qiu, and Chao Lu. "Automatic Target Classification Experiments on the MSTAR SAR Images", Proceedings of the Sixth International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/ Distributed Computing and First ACIS International Workshop on Self-Assembling Wireless Networks (May 2005): 2 - 7.