

# Support Vector Machine을 이용한 선에코 특성 분석 및 탐지 방법

## Analysis and Detection Method for Line-shaped Echoes using Support Vector Machine

이한수 · 김은경 · 김성신<sup>†</sup>

Hansoo Lee, Eun Kyeong Kim, and Sungshin Kim<sup>†</sup>

부산대학교 전자전기컴퓨터공학과

<sup>†</sup> Department of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University

### 요 약

SVM은 학습 데이터를 두 개의 집단으로 분리시키는 최적의 초평면을 찾는 이진 분류기로서 우수한 성능 때문에 다양한 분야에서 귀납 추론, 이진 분류, 예측 등을 목적으로 사용되는 알고리즘이다. 또한 대표적인 블랙박스 모델 중 하나이기 때문에 학습 후 생성되는 SVM의 해석에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 SVM 알고리즘을 이용하여 기상 레이더의 데이터 내에 비교적 높은 반도로 발생하여 기상 예보의 정확도를 감소시키는 비강수예코 중 하나인 선에코를 자동으로 탐지하는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 학습 데이터로는 평균 반사도, 크기, 발생 형태, 중심 고도 등과 같은 특성을 활용하였는데, 이는 기상 레이더 데이터에 저장된 다양한 데이터 중 반사도 값을 선택한 후 클러스터링 기법을 통해 추출한 것이다. 이와 같이 학습된 SVM 분류기를 실제 사례를 바탕으로 하여 검증하였으며, Decision Tree 알고리즘을 적용하여 생성한 분류기의 해석을 수행하였다.

**키워드** : 레이더 데이터 분석, 서포트 벡터 머신, 태양섬광예코, 전파간섭예코, 분류 기법

### Abstract

A SVM is a kind of binary classifier in order to find optimal hyperplane which separates training data into two groups. Due to its remarkable performance, the SVM is applied in various fields such as inductive inference, binary classification or making predictions. Also it is a representative black box model; there are plenty of actively discussed researches about analyzing trained SVM classifier. This paper conducts a study on a method that is automatically detecting the line-shaped echoes, sun strobe echo and radial interference echo, using the SVM algorithm because the line-shaped echoes appear relatively often and disturb weather forecasting process. Using a spatial clustering method and corrected reflectivity data in the weather radar, the training data is made up with mean reflectivity, size, appearance, centroid altitude and so forth. With actual occurrence cases of the line-shaped echoes, the trained SVM classifier is verified, and analyzed its characteristics using the decision tree method.

**Key Words** : Radar Data Analysis, Support Vector Machine, Sun Strobe Echo, Radial Interference Echo, Classification.

## 1. 서 론

접수일자: 2014년 9월 14일

심사(수정)일자: 2014년 9월 28일

게재확정일자: 2014년 11월 26일

<sup>†</sup> Corresponding author

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단-글로벌 박사 펠로우십사업의 지원을 받아 수행된 연구이며(No. 2013-034596), BK21플러스, IT기반 융합산업 창의 인력양성사업단에 의하여 지원되었음

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

SVM (Support vector machine) 기법은 최근 패턴인식 분야에서 각광을 받고 있는 분류기법 중 하나로서, 주어진 데이터를 이용하여 이를 두 그룹으로 가장 잘 나눌 수 있는 초평면 (Hyperplane)을 구하는 방법이다 [1-2]. SVM은 다른 알고리즘과 비교했을 때 다음과 같이 여러 가지 뛰어난 장점을 가지고 있다. 첫 번째로 실제 사례에 대한 활용에 있어서 인공신경망 (Artificial neural network) 수준의 높은 성과를 낼 수 있다는 점이다. 두 번째는 Overfitting, Local Optimization Search와 같은 문제점을 보완하였다는 것이다. 마지막으로 상대적으로 적은 학습데이터로 신속하게 분류작업을 수행할 수 있다는 것이다. 따라서 SVM을 이용한 분류 및 회귀 기법이 다양한 분야에서 많이 적용되어 사용되고 있다.

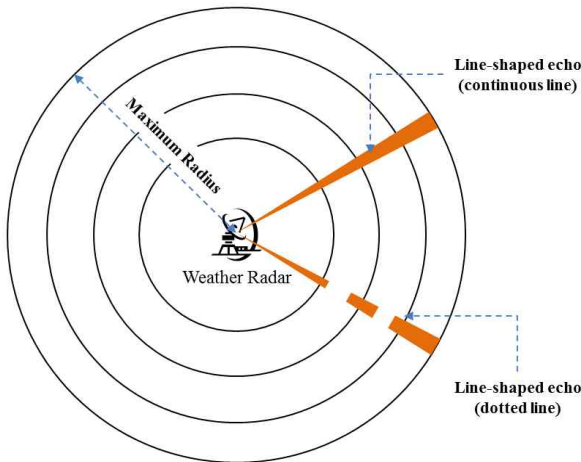


그림 1. 선에코 발생 특성

Fig. 1. Occurrence features of line-shaped echo

하지만 SVM 기법은 언급한 장점 이외에도 단점을 가지고 있는데, SVM이 인공지능경망과 같은 블랙박스 모델 (Black box model) 이기 때문에 데이터를 통해서 학습된 지식에 대한 이해할 수 있는 명확한 설명이 제공되지 않는다는 것이다 [3]. 특히 전문가 시스템이나 케이스 기반 추론에 있어서 해당 기법을 사용자에게 납득시킬 수 있다는 것은 매우 중요한 요소이다. 따라서 이전부터 블랙박스 모델을 설명할 수 있는 방법에 대한 연구가 진행되어 왔다. 대표적인 블랙박스 모델인 인공지능경망에 대한 연구가 주로 수행되어 왔으며 [4], 최근에는 인공지능경망을 통해 연구된 결과를 바탕으로 하여 SVM 에 대한 연구도 수행되고 있다 [5-7].

본 논문에서는 다양한 활용 범위를 가지는 SVM을 기상 레이더가 관측하여 저장한 데이터 내에 존재하는 비기상에코 중 선에코를 식별 및 제거하기 위해서 적용할 수 있는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 선에코는 레이더 데이터 내에 실선 혹은 파선 형태로 발생하며, 기상 예보를 수행하는 데 있어서 정확도를 감소시키는 원인이 되는 비기상에코 중 하나에 속하기 때문에 이를 제거하는 방법에 대한 연구가 수행되어 오고 있다 [8-9]. 선에코는 발생 원인에 따라 태양점광에코와 전과간섭에코로 나눌 수 있으며 그 발생 형태는 그림 1에 나타난 것과 같다. 태양점광에코는 주로 일출이나 일몰시에 저고도영역에서 나타나며, 레이더의 위치가 지평선이나 수평선에 인접해 있는 경우 주로 관측된다. 대체적으로 낮은 반사도 분포를 가지며, 여러 레이더 사이트에서 동시다발적으로 표출되는 특성이 있다. 전과간섭에코는 전과 송신탑 등과 같은 곳에서 기상 레이더가 관측을 위해 사용하는 주파수와 유사한 대역의 신호가 발생할 경우 나타난다. 반사도 분포가 비교적 높으며 신호가 발생한 근원 방향으로 지향성을 가지고 표출되는 특성이 있다 [9].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 SVM의 기본적인 특성에 대해서 간략하게 설명한다. 그리고 3장에서는 SVM의 특성을 분석하기 위해 Decision Tree를 적용하는 방법에 대해서 설명한다. 4장에서는 실제 선에코 표출 사례를 이용하여 제안한 SVM 분류기의 성능을 시험 및 검증하고 그 결과를 분석한다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대해서 제시한다.

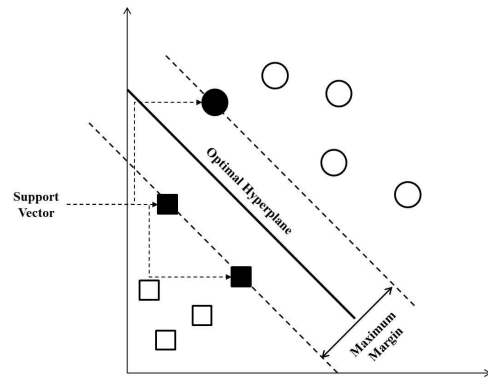


그림 2. SVM의 동작 원리  
Fig. 2. Principle of SVM

## 2. Support Vector Machine

SVM 기법은 주어진 데이터를 이용하여 이를 두 그룹으로 가장 잘 나눌 수 있는 초평면을 구하는 방법이다. 이 기법은 기존의 통계적인 학습 이론에서 이용되는 경험 기반의 에러 최소화 (Empirical risk minimization)와는 달리 구조적 위험성 최소화 (Structural risk minimization) 방법을 이용하여 에러를 줄여나가는 방법에 기초를 두고 있다. 즉 전체집단을 하위 집단으로 세분화한 뒤 이 집단에 대한 경험적 위험도를 최소화하는 의사결정함수를 선택하는 것이다. 이를 통해서 SVM 기법은 보다 적은 학습 데이터를 이용해서 우수한 성능의 분류, 예측, 추정 결과를 도출할 수 있다는 장점을 가진다 [1-2].

SVM은 그림 2에 나타난 것과 같이 두 클래스를 가지는 데이터를 최대의 여백 (Margin)을 가지고 나눌 수 있는 초평면  $\langle \omega \cdot x_i \rangle + b$  을 찾는 것을 목적으로 한다. 이 때 여백의 경계 상에 위치한 특징벡터를 Support vector라고 부른다. 두 클래스를 나눌 수 있는 최적의 초평면은 주어진  $n$  개의 데이터  $(x_i, y_i)$  에 대하여 식 (1)에 나타난 것과 같은 Quadratic programming problem을 통해서 도출될 수 있다 [10].

$$\begin{aligned} & \text{minimize}_{\langle \omega \cdot x + b \rangle} \langle \omega \cdot \omega \rangle \\ & \text{subject to } y_i(\langle \omega \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 \\ & \quad \quad \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{1}$$

식 (1)에서  $\omega$ ,  $b$ ,  $y_i$ 는 각각 가중치 벡터, 바이어스, 데이터의 클래스를 나타낸다. 위 식을 Lagrange multiplier  $\alpha$ 를 이용하여 나타내면 식 (2)와 같이 표현할 수 있으며, 이를 풀면 식 (3)과 식 (4)에 나타난 것과 같이 최적의 가중치 벡터와 바이어스를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{maximize } W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle x_i \cdot x_j \rangle, \\ & \text{subject to } \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{2}$$

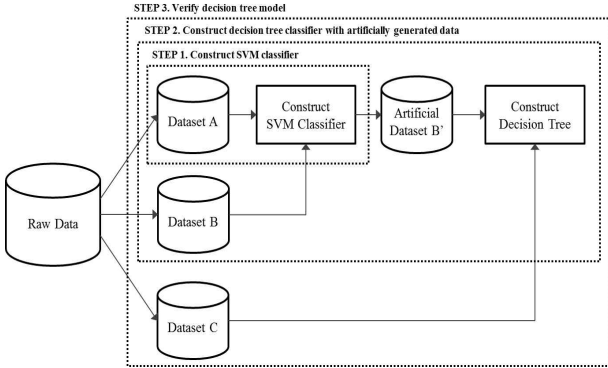


그림 3. Decision Tree를 이용한 SVM 분석 과정  
Fig. 3. SVM analyzing process using Decision Tree

$$\omega^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (3)$$

$$b^* = -\frac{\max_{y_i=-1}(\langle \omega^* \cdot x_i \rangle) + \min_{y_i=1}(\langle \omega^* \cdot x_i \rangle)}{2} \quad (4)$$

하지만 선형적으로 데이터가 분류되지 않을 경우 SVM은 원 데이터를 고차원 공간으로 사상시켜서 최적의 초평면을 찾게 된다. 이 때 비선형적으로 사상된 초평면을 벡터  $\phi(\cdot)$ 를 이용하여 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다. 그리고 식 (5)에 나타난  $\phi(\cdot)$ 에 의해서 정의되는 함수를 커널 함수 (Kernel function) 라고 하며, 식 (6)과 같이 표현할 수 있다.

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \phi(x_i)^T \phi(x_j) + b^* \quad (5)$$

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (6)$$

이 때, 커널 함수만 알고 있으면 개별적인 데이터의 사상 값을 알지 못하더라도 최적 분류가 가능해지게 된다. 이를 커널 트릭 (Kernel trick)이라고 한다. 대표적으로 사용되는 커널 함수의 종류는 Linear Function, Polynomial Function, Gaussian Radial Basis Function, Multilayer Perceptron Kernel Function 등이 있다 [1,11].

### 3. SVM + Decision Tree

인공신경망 기법이나 SVM 기법의 경우 블랙박스 모델이기 때문에 초기에 데이터 집합 간의 의존성이나 관계에 대한 사전 정보가 부족할 때 매우 강력한 도구로서 사용할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 학습 결과 및 분류 결과에 대한 적절한 설명을 할 수 없다는 특징이 있기 때문에 시스템에 대한 이론을 새로이 정립한다거나, 의료 분야와 같이 어떻게 결과가 도출되는지에 대한 설명이 반드시 필요한 경우에 적용하기 위해서 블랙박스 모델을 분석하는 방법에 대한 연구가 계속되어 오고 있다 [3].

SVM 기법을 분석하기 위한 대표적인 연구로는 Support Vector와 Sequential-Covering Approach를 이용한 방법 [5], Decision Tree를 이용한 방법 [6-7] 등이 있다. 특히

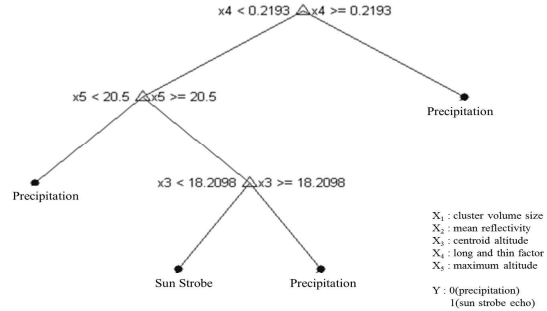


그림 4. Decision Tree로 나타낸 태양섬광에코를 위한 SVM 분류기의 특성  
Fig. 4. Characteristics of SVM classifier for sun strobe echo described by Decision Tree

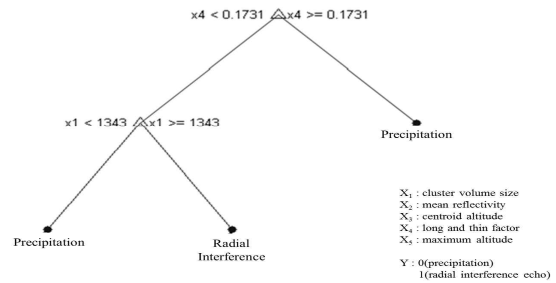


그림 5. Decision Tree로 나타낸 전파간섭에코를 위한 SVM 분류기의 특성  
Fig. 5. Characteristics of SVM classifier for radial interference echo described by Decision Tree

Decision Tree는 블랙박스 모델과는 대조적으로 화이트박스 모델 (White box model)로 분류되는 기법으로, 결과를 쉽게 이해할 수 있고 어떤 과정을 거쳐서 결과가 도출되었는지에 대해서 쉽게 해석할 수 있는 장점이 있기 때문에 블랙박스 모델의 해석을 위해 자주 사용되는 기법이다.

본 논문에서는 실제 선예코 데이터를 이용하여 학습한 SVM 분류기를 분석하기 위해서 Decision Tree를 이용하였다 [7]. 전반적인 순서는 그림 3에 나타난 것과 같으며, 이를 간략히 정리하면 아래와 같이 크게 세 가지 과정으로 구분할 수 있다. 첫 번째로 Raw Dataset을 A,B,C 세 등분으로 나누고, 이들 중 Dataset A를 이용하여 SVM 분류기를 구성하는 과정이다. 두 번째로는 Dataset B를 A를 이용하여 생성된 SVM 분류기에 대입하여 Artificial Dataset B'을 구한 후, 이를 이용하여 Decision Tree를 학습시키는 과정이다. 마지막으로 세 번째는 Dataset C를 이용하여 Decision Tree의 성능을 검증하는 과정이다. 단계 2에서 Dataset B'은 SVM 분류기를 통해서 도출된 결과를 나타낸 것이기 때문에 SVM의 성능에 따라서 Dataset B와 클래스가 다르게 나타날 수 있다. 이를 통해서 SVM의 분류 결과와 Decision Tree를 이용해서 SVM의 특성을 분석할 수 있다. 태양섬광에코와 전파간섭에코의 실제 데이터를 이용해서 학습된 SVM을 바탕으로 한 Decision Tree는 그림 4와 그림 5에 나타난 것과 같다.

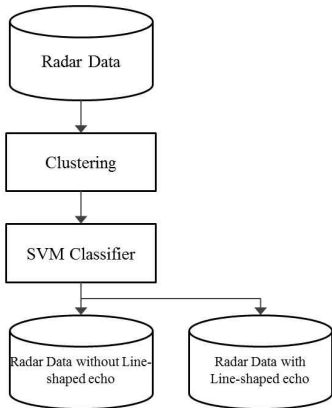


그림 6. SVM을 이용한 선에코 분류 순서도  
 Fig. 6. A Flowchart of line-shaped echo using SVM

학습 데이터를 구성하기 위해서는 선에코 분류 과정에 대해서 파악할 필요가 있다. 그림 6에 나타난 것과 같이 레이더 데이터가 입력되면 클러스터링을 통해서 입력 데이터가 생성된다. 여기서 적용된 클러스터링 기법은 유클리드 거리 (Euclidean distance) 기반의 Single-Pass Clustering 기법을 사용하였다 [12]. 본 논문에서 대표적인 클러스터링 기법인 k-means clustering, fuzzy c-means clustering 등과 같은 기법을 사용하지 않은 이유는 레이더 데이터에 클러스터링을 적용하는 데 있어서 몇 개의 클러스터가 생성되는지에 대한 사전 정보가 없기 때문이다. Single-Pass Clustering 기법을 거쳐서 생성된 클러스터에서 특성을 추출하여 SVM 분류기의 입력 데이터로 활용한다. 생성된 클러스터의 위치 및 반사도 정보를 이용하여 다양한 정보를 생성할 수 있다.

이 때, 기상 예보관이 레이더 영상에서 선에코를 식별 및 제거하는데 사용하는 전문가 지식을 바탕으로 하여 클러스터에서 특성을 추출하였다. 태양선편광에코를 판별하는데 사용되는 전문가 지식은 좁고 긴 발생 형태, 낮은 중심고도, 낮은 반사도 분포, 여러 레이더 사이트에 동시다발적으로 관측되는 특성 등이 있다. 그리고 전과간섭에코를 판별하는데 사용되는 전문가 지식은 좁고 긴 발생 형태, 낮은 중심고도, 높은 반사도 분포, 레이더 관측각의 최대 고도가 에코의 최대 고도가 된다는 점 등이 있다. 본 논문에서는 위에서 언급한 전문가 지식을 바탕으로 생성된 클러스터의 부피 (Cluster volume size), 클러스터의 평균 반사도 (Mean reflectivity), 클러스터의 중심 고도 (Centroid altitude), 클러스터의 좁고 긴 형태 (Long and thin factor), 클러스터의 최대 고도(Maximum altitude)를 SVM 분류기의 입력 변수로서 활용하였다. 반사도 값의 범위는 0~70, 좁고 긴 형태를 나타내는 값의 범위는 0~1로 하였으며, 0은 선 모양을, 1은 원 모양을 각각 나타낸다.

#### 4. 실험 및 결과

우리나라에서 현재 기상 예보를 위해 설치되어 관측을 수행하고 있는 단일편파 레이더 사이트에서 생성된 데이터를 분석하여, 선에코가 실제로 관측된 사례를 선정 및 분석하여 SVM 분류기를 학습시키기 위한 데이터를 구성하였

다. 구성된 데이터를 학습 데이터와 검증 데이터로 나누어서 SVM 분류기에 적용하였으며, 이를 실제 선에코 탐지 사례에 대입하여 그 결과를 레이더 영상 표출을 통해서 검증하였다.

태양선편광에코는 각각 일출시와 일몰시에 관측된 데이터를 통해 실험을 진행하였다. 그리고 전과간섭에코도 실제로 레이더에 관측된 사례를 통해서 실험을 진행하였다. 사례 선정은 선에코와 다른 기상에코 및 비기상에코가 혼재되어 있는 경우를 우선적으로 선정하였다. 커널 함수로는 RBF 함수를 이용하였으며, 선에코 식별 및 제거 실험의 결과는 그림 7과 그림 8에 나타난 것과 같다.

그림 7은 전과간섭에코의 실제 사례를 제한한 SVM 분류기를 적용한 결과를 나타낸 것이다. 2012년 6월 22일 진도 레이더에 탐지된 전과간섭에코의 원본 레이더 영상, 원본 영상에서 전과간섭에코가 제거된 영상, 제거된 전과간섭에코만 표출한 영상을 순서대로 나열하였다. 분류 결과를 바탕으로 제안하는 SVM 분류기가 전과간섭에코를 잘 식별하여 제거하는 것을 확인할 수 있었다.

그림 8은 태양선편광에코의 실제 사례를 제한한 SVM 분류기를 적용한 결과를 나타낸 것이다. 2011년 11월 10일 일몰시간에 성산 레이더에 탐지된 태양선편광에코의 원본 레이더 영상, 원본 영상에서 태양선편광에코가 제거된 영상, 제거된 태양선편광에코만 표출한 영상이 순서대로 나열되어 있다. 분류 결과를 바탕으로 SVM 분류기가 태양선편광에코의 식별 및 제거를 성공적으로 수행하는 것을 확인할 수 있었다.

학습된 SVM 분류기의 특성을 분석하기 위해서 4장에서 언급한 Decision Tree를 활용한 결과, 그림 4와 그림 5에 나타난 것과 같은 모델을 얻을 수 있었다. 그림을 통해서 태양선편광에코와 전과간섭에코를 탐지하는 데 있어서 클러스터의 좁고 긴 모양을 나타내는 변수가 가장 중요한 역할을 수행하는 것을 알 수 있었으며, 이는 생성된 SVM이 여러 학습 데이터 중에서 클러스터의 좁고 긴 형태를 바탕으로 분류를 수행한다는 것을 의미한다.

#### 5. 결론 및 향후 연구

기상 레이더의 관측 데이터 내에 발생하는 비기상에코 중 선에코의 식별 및 제거를 수행하기 위해서 SVM 기법을 이용하는 방법에 대한 연구를 수행하고, 생성된 SVM 분류기의 특성을 Decision Tree를 이용하여 분석한 후, 이를 통해서 분류기의 주요 변수 및 규칙을 추출하는 방법에 대해서 연구를 수행하였다. 선에코의 구성 요소인 태양선편광에코와 전과간섭에코는 레이더 데이터 내에 비교적 높은 빈도를 가지고 발생하는 비기상에코 중 하나로써 기상 예보 결과에 악영향을 미칠 수 있는 요소이기 때문에 이를 식별 및 제거할 필요가 있다.

따라서 본 논문에서는 학습 및 검증 데이터를 구성하여 SVM 분류기를 구성하는 방법을 제안하였으며, 실제 사례를 통해서 제안한 SVM 분류기의 성능을 검증하고, Decision Tree를 이용해서 SVM의 특성을 분석하여 주요 변수와 규칙을 추출하였다. 태양선편광에코와 전과간섭에코 모두 발생 형태, 즉 클러스터의 좁고 긴 형태에 대한 변수가 가장 큰 영향력을 가지는 것을 확인할 수 있었다.

본 논문의 연구 결과를 토대로 하여 제안한 SVM 분류기를 이상전과에코나 파랑에코 등과 같은 다른 종류의 비기

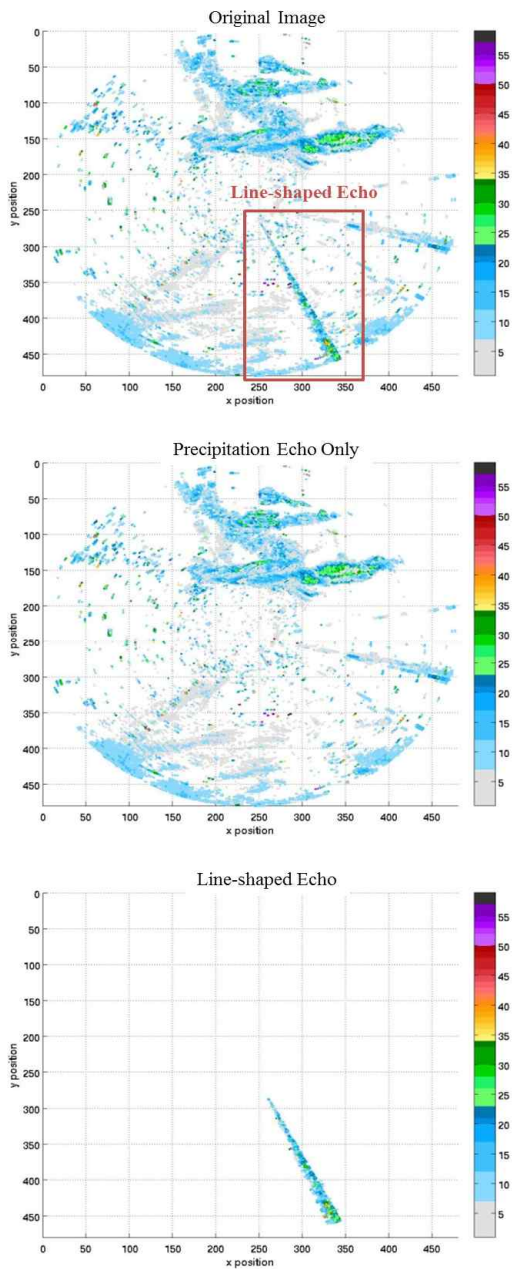


그림 7. SVM 분류기를 이용한 전파간섭에코 실제 관측사례 및 식별 결과: (Top) 원본 레이더 데이터 영상; (Middle) 전파간섭에코가 제거된 데이터 영상; (Bottom) 제거된 전파간섭에코 표출 영상.

Fig. 7. Actual observation case and classification result using SVM of the radial interference echo: (top) original radar data image; (middle) radar data image without the radial interference echo; (bottom) represented image of removed the radial interference echo

상에코를 식별 및 제거하는데 적용할 수 있는 방법에 대해서 연구하고자 한다. SVM 기법을 이용해서 다른 종류의 비기상에코를 식별 및 제거할 수 있는 우수한 성능을 가지는 분류기를 개발할 수 있을 것이다. 뿐만 아니라, 개발된 분류기를 Decision Tree 기법을 이용해서 분석하여 각 비

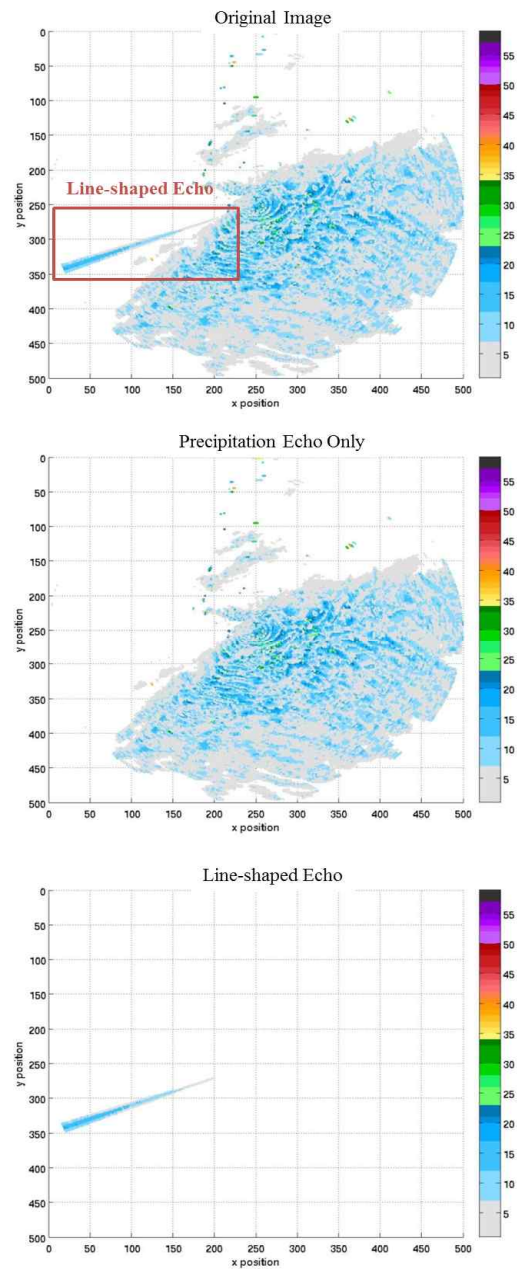


그림 8. SVM 분류기를 이용한 태양섬광에코 실제 관측사례 및 식별 결과: (Top) 원본 레이더 데이터 영상; (Middle) 태양섬광에코가 제거된 데이터 영상; (Bottom) 제거된 태양섬광에코 표출 영상.

Fig. 8. Actual observation case and classification result using SVM of the sun strobe echo: (top) original radar data image; (middle) radar data image without the sun strobe echo; (bottom) represented image of removed the sun strobe echo

기상에코의 주요 특성 및 판별 규칙을 유도한다면, 그 결과와 여러 가지 우수한 데이터 마이닝 기법을 바탕으로 하여 최적화된 분류기를 구현하는데 사용할 수 있을 것이며, 실제 시스템에 도입하여 활용한다면 예보 정확도를 높이는데 기여할 수 있을 것이다.



## References

- [1] Christopher JC. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, June. 1998.
- [2] Shigeo Abe, *Support vector machines for pattern classification*, Springer, 2010.
- [3] Nahla H. Barakat and Andrew P. Bradley, "Rule extraction from support vector machines: a review," *Neurocomputing*, vol. 74, no. 1, pp. 178-190, December. 2010.
- [4] Robert Andrews, Joachim Diederich and Alan B. Tickle, "Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks," *Knowledge-based systems*, vol. 8, no. 6, pp. 373-389, December. 1995.
- [5] Nahla H. Barakat and Andrew P. Bradley, "Rule Extraction from Support Vector Machines: A Sequential Covering Approach," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 19, no. 6, pp. 729-741, June. 2007.
- [6] Haydemar Nunez, Cecilio Angulo and Andreu Catala, "Rule-Based Learning Systems for Support Vector Machines," *Neural Processing Letters*, vol. 24, no. 1, pp. 1-18, August. 2006.
- [7] Nahla H. Barakat and Joachim Diederich, "Learning-based Rule-Extraction from Support Vector Machines," *The 14<sup>th</sup> International Conference on Computer Theory and Applications*, September. 2004.
- [8] Zhou Jiao and Gao Yuchun, "A Study on Removal of Radial Interference Echo with Weather Radar," *IEEE 2010 International Conference on Multimedia Technology*, pp. 1-5, October. 2010.
- [9] Hansoo Lee and Sungshin Kim, "A Study of Line-shaped Echo Detection Method using Naive Bayesian Classifier," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 24, no. 4, pp. 360-365, August. 2014.
- [10] Byung-In Choi and Frank Chung-Hoon Rhee, "Support Vector Machine based Clustering Merging," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 14, no. 3, pp. 369-374, June. 2004.
- [11] Seong-Jun Kim, "A Wavelet-based Profile Classification using Support Vector Machine," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 18, no. 5, pp. 718-723, October. 2008.
- [12] Yong Hyun Kim, Sungshin Kim, Hye-Yeong Han, Bok-Haeng Heo and Cheol-Hwan You, "Real-Time Detection and Filtering of Chaff Clutter from Single-Polarization Doppler Radar Data," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 30, no. 5, pp. 873-895, May. 2013.

## 저 자 소 개



### 이한수(Hansoo Lee)

2010년 : 부산대학교 전자전기공학부 공학사  
 2012년 : 부산대학교 전자전기공학과  
 공학석사  
 2013년~현재 : 부산대학교 전자전기컴퓨터  
 공학과 박사과정

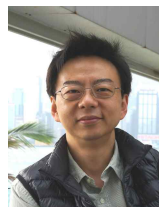
관심분야 : Intelligent system, Data mining, Classification  
 Phone : +82-10-6788-9372  
 E-mail : hansoo@pusan.ac.kr



### 김은경(Eun Kyeong Kim)

2014년 : 부산대학교 전자전기공학부 공학사  
 2014년~현재 : 부산대학교 전자전기컴퓨터  
 공학과 공학석사

관심분야 : Intelligent system, Data mining  
 Phone : +82-10-2888-5348  
 E-mail : kimeunbyeong@pusan.ac.kr



### 김성신(Sungshin Kim)

1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사  
 1996년 : Georgia Inst. of Technology,  
 전기및컴퓨터공학부 공학박사  
 1998년~현재 : 부산대학교 전기공학부 교수

관심분야 : Intelligent System, Intelligent Robot, Fault  
 Diagnosis and Prediction  
 Phone : +82-51-510-2374  
 Fax : +82-51-513-0212  
 E-mail : sskim@pusan.ac.kr