

논문 2010-47SC-6-3

주성분 분석법 및 외곽선 영상의 통계적 특성을 이용한 클러터 제거기법 연구

(A Study on Clutter Rejection using PCA and Stochastic features of
Edge Image)

강 석 종*, 김 도 종*, 배 현 덕**

(Suk-Jong Kang, Do-Jong Kim, and Hyeon-Deok Bae)

요 약

주로 열상(FILIR: Forward-Looking Imfra-Red)을 이용하여 표적을 탐지하는 자동표적탐지(ATD: Automatic Target Detection)장비는 전처리단계, 잠재적 표적탐지 및 클러터 제거 등 3단계를 적용하여 표적을 탐지한다. 열상영상의 전처리단계 및 잠재적 표적탐지단계를 통해 열상영상의 모든 표적후보를 구한다. 이때, 표적후보군에는 표적 및 클러터가 공존하게 되는데, 클러터 제거 단계에서 표적후보군에 포함된 클러터를 제거하여 표적을 분류함으로써 오경보(False Alarm)를 줄이는 기능을 한다. 본 논문은 표적탐지단계 중 클러터 제거방법에 대한 연구내용에 대해 기술하였으며, 연구의 특징은 표적후보군에 포함된 클러터를 제거하기 위하여 표적후보영상의 주성분분석법(PCA: Principal Component Analysis)을 이용한 형태적 특징 및 외곽선 영상(Edge Image)의 통계적 특성을 이용한 표적제거기법을 제시하였다. 주성분분석법 특징값은 미리 선정된 대표표적에 대해 차원축소 고유벡터를 구한 후 표적후보군 영상을 고유벡터에 투영한 유클리드 거리를 이용하였으며, 통계적 특징은 표적후보군의 외곽선영상에 대해 분산 및 표준편차를 이용한 통계적 특징을 적용하였다. 주성분 특징과 통계적 특징을 이용하여 표적과 클러터를 구분하기 위해 선형판별법(LDA: Linear Discriminant Analysis)을 적용하였다. 제안된 알고리즘의 성능확인을 위해 수행한 시뮬레이션 결과 제안된 알고리즘이 주성분분석법 특징 또는 통계적 특징 등 단일특징을 적용하였을 때 보다 좋은 결과를 도출하였다.

Abstract

Automatic Target Detection (ATD) systems that use forward-looking infrared (FLIR) consists of three stages. preprocessing, detection, and clutter rejection. All potential targets are extracted in preprocessing and detection stages. But, this results in a high false alarm rates. To reduce false alarm rates of ATD system, true targets are extracted in the clutter rejection stage. This paper focuses on clutter rejection stage. This paper presents a new clutter rejection technique using PCA features and stochastic features of clutters and targets. PCA features are obtained from Euclidian distances using which potential targets are projected to reduced eigenspace selected from target eigenvectors. CV is used for calculating stochastic features of edges in targets and clutters images. To distinguish between target and clutter, LDA (Linear Discriminant Analysis) is applied. The experimental results show that the proposed algorithm accurately classify clutters with a low false rate compared to PCA method or CV method

Keywords : pricipal component analysis, coefficients of variance, clutter rejection, edge image.

* 정회원, 국방과학연구소 5기술본부
(Agency for Defense development, 5th(Ground Systems) R&D Institute)

** 정회원, 충북대학교 전기공학과
(Department of Electrical Engineering Chungbuk National University)

접수일자: 2010년7월15일, 수정완료일: 2010년11월15일

I. 서 론

전장에서 승무원은 매우 긴장된 상태에서 임무를 수행하기 때문에 피곤해지기 쉬우며, 이로 인해 작전과

연계된 임무를 수행하는데 한계가 발생한다. 따라서 유무인 전투차량, 정찰차량 및 전투로봇 등 군용차량에서는 전자광학장비가 탑재된 자동표적탐지장치를 이용한 탐지기능을 적용하여 전투 시 승무원의 부담을 덜어주는 역할을 한다.

전투차량, 정찰차량 또는 전투로봇 등 군용장비에 탑재되는 자동표적탐지장치는 주로 열상(forward Looking Infrared: FLIR)을 이용하여 표적을 탐지한다. 하지만, 열상은 거리, 측정시간, 측정각도 기상환경에 따른 영향을 많이 받기 때문에^[1~3] 이들 환경에서 입력되는 영상에 대해 효율적인 표적탐지를 위해 표적탐지장치는 3단계 즉 전처리, 잠재적 표적탐지 및 클러터 제거 단계로 나누어 임무를 수행한다. 전처리단계에서는 입력되는 영상에 대해 표적탐지가 용이하도록 영상신호처리를 수행하며, 잠재적 표적탐지 단계에서는 표적과 유사한 모든 표적후보들을 추출한다. 하지만, 모든 잠재적 표적들을 추출한 관계로 그만큼 오경보 확률도 높아지게 된다. 따라서 클러터 제거단계에서는 표적 후보군으로부터 표적만 추출하여 오경보를 줄이는 기능을 수행한다. 본 논문에서는 무인로봇차량에 탑재되는 표적탐지장치의 오경보(false alarm)를 줄이기 위한 클러터 제거기법에 대해 기술을 하였다. 지금까지 열상(FLIR)을 이용하여 많은 표적탐지 알고리즘을 개발하여 왔다. 전형적인 방법으로는 문턱값을 이용한 탐지^[4~6], hit-miss 변환을 이용한 방법^[7] 및 형태학적인 웨이블릿 방법^[8~9]을 적용하여 탐지한다. 최근에는 지역기반 PCA방법^[10], 고유공간 분리변환^[11] 등의 방법을 적용한 클러터 제거기법을 제안하였다. 하지만, 위에서 제시한 논문은 영상의 단일 특징을 이용하여 클러터 제거 기법을 적용하였으며, 이는 지금까지의 경험으로 볼 때 전반적으로 밝은 특성을 갖는 클러터 등은 제거되지 않는 특성을 갖게 된다.

열상은 주변 환경에 따라 다양한 특성을 가진 영상으로 나타나기 때문에 표적제거 시 형상만으로 표적을 구분해 내기는 매우 어렵다. 따라서 형상특성을 주로 이용하는 주성분 분석법만을 이용하여 표적과 클러터를 구분하는 것 또한 어렵다. 특히, 주성분 분석법은 외부 환경 특성을 줄이기 위해 미리 규정된 평균 및 분산으로 정규화 하는데 이때 표적영상과 클러터 영상의 특성이 비슷해져서 구분이 되지 않아 클러터를 제대로 구분하지 못하는 경우가 발생한다. 이를 해결하기 위하여 외곽선영상에 대한 통계적 특성을 주성분 분석법의 특

성과 결합하여 클러터 제거를 수행하였다. 일반적으로 열영상에 대해 인공적인 물체의 외곽선 영상을 구하면 배경과 또렷하나 자연적인 물체는 인공적인 물체에 비해 외곽선이 또렷하지 않는 특성을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 형상을 이용한 주성분 분석법을 이용한 형태적 특성과 외곽선 영상의 통계학적인 특성을 결합하여 표적과 클러터를 구분하여 클러터 제거를 제거함으로써 단일특징을 적용 시 보다 더 좋은 성능을 가짐을 확인하였다. 여러 종류의 다양한 특징에 대한 표적 및 클러터의 구분은 선형판별식(LDA)을 적용하여 구분하였다.

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 제안된 클러터 제거 알고리즘에 대해 1) 주성분 분석법을 이용하여 축소차원 및 표적특징 계산, 2) 외곽선 영상을 이용한 통계특성 계산 3) 선형판별법을 이용한 표적-클러터 분리 및 4) 시험영상을 이용한 클러터 제거방법을 기술하였고, III장에서는 II장에서 제안된 알고리즘에 대한 시뮬레이션을 수행하여 타당성을 확인하였으며, IV장에서는 결론을 기술하였다.

II. 본 론

본 장에서는 영상처리단계 및 탐지단계에서 추출된 표적 후보군 영상으로부터 표적과 클러터를 구분하여 클러터를 제거하는 방법을 제안하였다. 이를 위하여 실제 환경에서 획득한 표적 및 클러터 영상을 이용하여 주성분 분석법을 이용한 표적차원축소, 고유영역(Eigenspace)을 이용한 표적 및 클러터의 특성 및 외곽선 영상의 통계적 특성을 결합하여 선형판별법을 이용하여 학습 및 그 결과를 이용하여 표적 및 클러터를 판별하는 것으로 알고리즘 구성은 [그림 1]과 같다.

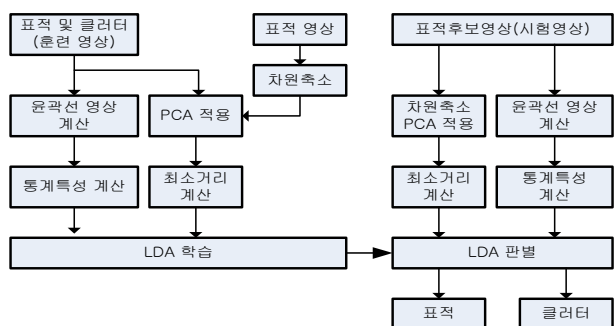


그림 1. 제안된 알고리즘 구성도
Fig. 1. Configuration of proposed algorithm.

1. 주성분 분석법을 이용한 축소차원 및 특징 추출
주성분 분석법을 이용하여 클러스터를 제거하기 위하여 표적영상의 차원축소 후 훈련영상에 대한 주성분 특징(고유영역에서 유클리드 거리)을 구하였다.

가. 표적영상의 차원축소

N 개의 표적영상을 고유벡터로 표현하면 아래 식 (1)과 같이 표현되며, 표적탐지를 위한 속도개선을 위해서는 축소차원으로 표현할 수 있으며, 표현은 식 (2)와 같다.

$$x = \bar{x} + \sum_{k=1}^N u_k^T x u_k = \bar{x} + \sum_{k=1}^N \alpha_k u_k \quad (1)$$

$$\hat{x} = \bar{x} + \sum_{k=1}^k u_k^T x u_k = \bar{x} + \sum_{k=1}^K \alpha_k u_k \quad (2)$$

여기서 \bar{x} 는 표적영상들의 평균값, u_k 는 고유벡터이다.

하지만 표적탐지를 위하여 차원축소를 할 경우 차원축소에 따른 오차는 필연적으로 발생하며, 오차는 식 (3)과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} E_k &= \min \sum_{k=K+1}^N \|x - x_k\|^2 = \min \sum_{k=K+1}^N u_k^T \Sigma u = \sum_{k=K+1}^N (\lambda_k u_k^T u_k) \\ &= \sum_{k=K+1}^N \lambda_k \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)을 살펴보면 차원축소의 오차는 선택되지 않은 고유값(Eigenvalue)의 적분 값으로 표현됨을 알 수 있다. 따라서 축소차원의 차수는 고유값을 이용하여 고유벡터를 결정할 수 있음을 알 수 있다.

나. 주성분 분석법을 이용한 축소차원 고유벡터

표적영상에 대한 축소 고유벡터를 구하기 위하여 수동으로 N개의 표적을 선별하여 주성분 분석법에 적용하였으며, 고유값(Eigenvalue)를 이용하여 축소 고유벡터를 구하였으며 알고리즘은 다음과 같다.

1단계: 크기가 $N1 \times M1$ 인 N개의 표적영상에 대해 표적집합을 구한 후 각각의 영상에 대해 배경밝기의 영향을 줄이기 위해 식 (4)와 같이 정규화를 수행한다.

$$I_i = \frac{(I_i - m) \times \mu_{std}}{std} + \mu_m \quad (4)$$

여기서, std 및 m은 각 표적영상의 표준편차 및 평균을 나타내며 μ_{std} 및 μ_m 은 정규화 영상을 위해 미리 설정된 표준편차 및 평균을 의미한다.

2단계: 표적전체의 평균영상을 구한 후, 각각의 표적영상에 대한 평균 영상값을 이용하여 식(5)와 같이 공분산행렬을 구한다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Phi_n \Phi_n^T \quad (5)$$

여기서,

$$\Phi_i = I_i - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_n \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (6)$$

$$\Gamma = [I_1 I_2 I_3 \dots I_N] \quad (7)$$

3단계: 공분산행렬(C)을 이용하여 고유값을 구한 후 식 (8)을 이용하여 고유벡터를 구한다.

$$u_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \lambda_{in} \Phi_n \quad (i = 1, 2, 3, \dots, N) \quad (8)$$

4단계: 1.가항의 차원축소 방법을 적용하여 K개의 고유벡터를 구한다.

다. 학습영상을 이용한 유클리드 거리 특징

학습영상을 표적의 차원축소된 고유벡터에 투영 후 유클리드 거리값을 구하여 표적과 클러스터를 구분하기 위한 학습 알고리즘은 다음과 같다.

1단계: 입력되는 훈련영상에 대해 아래 식 (9)와 같이 정규화를 수행한다.

$$I_{TR} = \frac{(I_{TR} - \bar{x}) \times \mu_{std}}{x_{std}} + \mu_m \quad (9)$$

여기서, std, \bar{x} 및 μ_{std} , μ_m 는 표적영상의 고유벡터를 구할 때 사용한 값과 동일한 값이다. (단,

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Gamma_n)$$

2단계: 학습영상을 차원축소된 표적영상의 표적영상에 대한 평균영상벡터를 뺀 후 식 (10)과 같이 차원 축소된 표적 고유벡터에 투영한다.

$$PJ_i = u_i^T \cdot \phi \quad (i = 1, 2, \dots, K) \quad (10)$$

여기서,

$$\phi = I_{TR} - \bar{x} \tag{11}$$

3단계: 차원축소된 고유벡터에 투영된 학습표적의 유클리드 거리는 식 (12)를 이용하여 구한다.

$$E_{uc} = \sum_{i=1}^K [PJ_i]^2 \tag{12}$$

2. 외곽선 영상을 이용한 통계특징

일반적으로 열영상은 인공물체에 대해서는 강한 외곽선영상을 갖는데 비해 자연물체에 대해서는 비교적 약한 외곽선 영상을 갖는 경향이 있다. 따라서, 학습영상에 대하여 표적 및 클러터의 외곽선 영상의 통계적 특징을 이용하여 표적 및 클러터를 구분하였다. 표적 및 클러터를 구분하기 위하여 통계적 특징을 적용하기 위해서는 통계치가 동일한 조건에서 비교되어야 하기 때문에 표적 및 클러터 외곽선 영상에 대한 상대분산 개념을 적용한 변동계수(CV: Coefficient of Variance)을 이용하였다.

1 단계: 학습영상에 대해 Sobel 연산자를 적용하여 외곽선 영상을 구한다.

$$M_{sobel}[x][y] = \sqrt{(G_h[x][y])^2 + G_v[x][y]^2} \tag{13}$$

2 단계: 학습영상에 대한 외곽선 영상의 표준편차를 평균으로 나누어 통계치가 동일한 조건에서 비교될 수 있도록 식 14와 같이 구한다.

$$CV = \frac{std_{edge}}{mean_{edge}} \times \alpha \tag{14}$$

여기서 std_{edge} , $mean_{edge}$ 는 각각 외곽선 영상의 표준편차 및 평균값이고 α 는 weighting factor이다.

3. 선형판별법을 이용한 표적-클러터 분리

클러터 제거를 위한 문턱치 계산은 훈련영상을 이용하여 표적 및 클러터영상에 대한 차원축소 고유벡터에 대한 유클리드 최소거리 및 외곽선 영상의 통계특성을 선형판별식에 적용하여 클러터를 제거하였다. 선형판별법을 이용하여 수식 15의 목적함수 $J(w)$ 를 최대로 하는 최적화된 해 w^* 는 수식 17을 이용하여 구하였다.

$$J(w) = \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \tag{15}$$

여기서 S_b 는 클래스내 분산, S_w 는 클래스간 분산으로 아래 식 16과 같이 표현된다.

$$S_b = \frac{1}{c} \sum_{k=1}^c (\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^T \tag{16}$$

$$S_w = \frac{1}{c} \sum_{k=1}^c \sum_{i|x_i=1} (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T$$

여기서, c 는 클래스 수, k 는 학습영상 수이고 μ 는 전체 평균값이고, μ_k 는 클래스의 평균값이다.

$$w^* = \operatorname{argmax} \left\{ \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \right\} = S_w^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \tag{17}$$

4. 시험영상에 대한 클러터 제거

표적후보군으로 구성된 입력영상에 대해 클러터를 제거하기 위한 알고리즘은 다음과 같다.

- 1 단계: 입력영상에 대해 정규화 영상으로 변환 후 차원 축소된 표적 고유벡터에 투영하여 유클리드 거리 데이터 및 외곽선영상의 통계특성(변동계수)를 구한다.
- 2 단계: 입력영상의 유클리드거리 및 외곽선영상의 통계특성을 학습된 선형판별법 판별식 w^* 에 적용하여 표적 및 클러터를 구분한다.

III. 시뮬레이션 및 해석

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 실제 환경에 위치한 차량표적의 적외선(InfraRed) 영상을 이용

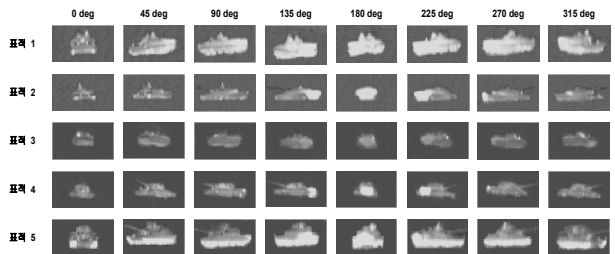


그림 2. 표적차량 5종에 대해 45도 간격으로 촬영한 영상
Fig. 2. 5 target vehicle images with a 45 degree separation in aspect angle.

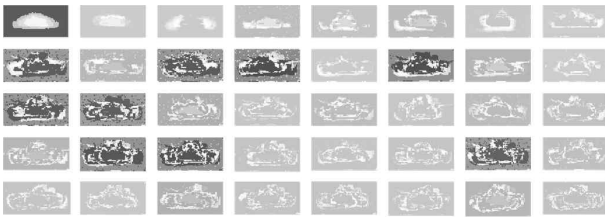


그림 3. 표적차량의 고유벡터
(고유값 크기순으로 배열)
Fig. 3. Eigenvectors of target vehicles.

표 1. 표적벡터의 고유값
(그림 3의 고유벡터 순으로 기술)
Table 1. Eigenvalue of target vectors. (description with according to Eigenvectors order in Fig. 3.

구분	1	2	3	4	5
1	25267545	21421	9241	5545	2869
2	177464	18324	8781	5294	2710
3	103625	17861	8204	4500	2631
4	95481	14110	7334	4330	2547
5	42533	13275	7095	3897	2366
6	31299	12800	6498	3705	2068
7	29595	11264	6193	3489	1843
8	21606	10896	6119	2982	1508

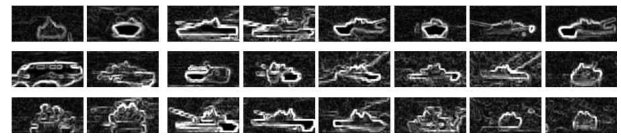
하여 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용된 영상은 그림 2와 같이 대표적인 차량표적 5종류에 대해 0도에서 45도씩 증가하면서 촬영한 80×40픽셀의 영상을 사용하였다.

표적차량에 대해 고유벡터 및 고유값은 그림 3. 및 표 1과 같다. 그림 3에서 고유벡터는 좌측 최상단이 최대 고유값에 대응하는 표적 고유벡터이고, 우측 최하단이 최소 고유값에 대응하는 고유벡터이며, 표 1에서는 최대 고유값은 좌측 최상단이고 최소 고유값은 우측 최하단이며 아래로 갈수록 우측으로 갈수록 작은 값을 가진다.

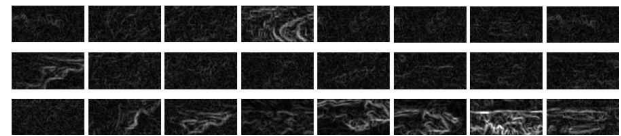
차원축소된 표적차량의 고유벡터는 고유값을 고려하여 상위 8개를 선택하였다.

그림 4는 열영상에 대하여 인공물체와 자연물체의 차이를 보여준다. 그림 4의 (a)는 표적차량의 외곽선 영상이며, (b)는 자연물체의 외곽선 영상을 보여준다. 그림에서 볼 수 있듯이 자연물체는 인공물체에 비해 외곽선 영상이 강하지 않음을 알 수 있다.

표 2는 일부 표적 및 클러터에 대한 통계적 특성을



(a) 표적영상의 윤곽선 영상



(b) 클러터영상의 윤곽선 영상

그림 4. 표적 및 클러터 영상의 외곽선 영상
Fig. 4. Edge images of targets and clutters.

표 2. 표적영상 8장 및 클러터 영상 8장에 대한 통계적 특징

Table 3. Stochastic features of targets and clutters with 8 images each.

구분	표적 외곽선 영상 통계특성			클러터 외곽선 영상 통계특성		
	평균 (μ)	표준편차 (σ)	변동계수 (μ / σ)	평균 (μ)	표준편차 (σ)	변동계수 (μ / σ)
1	28.9	12.7	0.44	25.4	2.45	0.096
2	41.8	25.4	0.61	20.9	1.75	0.083
3	71.1	24.3	0.34	21.4	1.85	0.086
4	77.3	17.7	0.23	35.9	4.05	0.110
5	47.5	24.7	0.52	19.1	2.07	0.110
6	35.8	29.7	0.83	21.4	1.97	0.090
7	35.3	22.9	0.65	18.9	1.87	0.10
8	45.1	32.3	0.72	19.4	2.56	0.31

기술하였다. 표에서 보듯이 표적의 외곽선에 대한 변동계수(CV: Coefficient of variance)값은 일반적으로 클러터에 대한 변동계수값보다 큰 값을 가짐을 알 수 있다.

표적과 클러터가 혼재할 경우 제안된 알고리즘을 적용하여 클러터제거성능을 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 우선, 62장의 표적영상 및 82장의 클러터 영상을 이용하여 축소차원 PCA 특징 및 외곽선 통계특성을 이용하여 선형판별식 학습을 수행하였다. 그림 5는 학습에 사용된 표적 및 클러터 영상 각각에 대해 축소차원의 차량고유벡터에 투영 시 유클리드 거리를 x-축에, 외곽선영상의 통계특성인 변동계수를 y-축으로 나타냈을 때 표적 및 클러터 분포도를 보여준다. 그림 5에서 보여주듯이 표적영상의 외곽선 영상의 통계적 특성(붉은 색 □표시)은 자연물체의 외곽선 영상의 통계적 특성(파란 색)보다 큰 값을 가지며, 표적영상의 주성분 분석

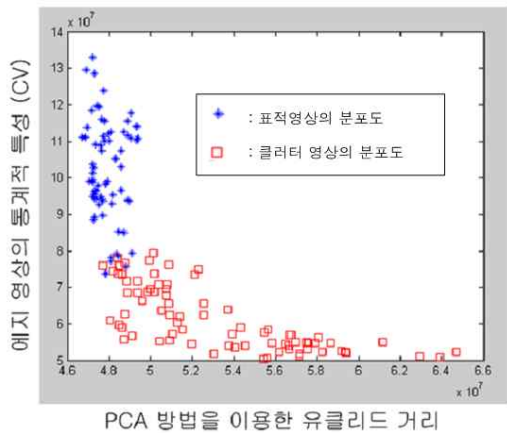


그림 5. 표적 및 클러터의 분포도 (학습용 표적 및 클러터)

Fig. 5. Distribution of target and clutter images (Using training images of targets and clutters).

표 3. 시뮬레이션 결과 요약 (PCA 고유벡터 전체 차원 적용)

Table 3. Summarization of simulation result (Application with full dimension of target eigenvectors using PCA method).

구 분	시험영상수	PCA특징	외곽선영상 통계적특징	특징점 결합방법
표적탐지	319	318	251	312
클러터	654	533	640	605
클러터/표적 탐지율(%)		87.5	91.5	94.2

표 4. 시뮬레이션 결과 요약 (PCA 고유벡터 축소 차원 적용)

Table 4. Summarization of simulation result (Application with reduced dimension of target eigenvectors using PCA method).

구 분	시험영상수	PCA특징	외곽선영상 통계적특징	특징점 결합방법
표적탐지	319	318	251	312
클러터	654	531	640	604
클러터/표적 탐지율(%)		87.3	91.5	94.1

법을 적용한 축소차원의 고유벡터에 투영한 유클리드 거리(파란 색 * 표시)는 클러터 영상이 축소차원에 투영된 유클리드 거리보다 작은 값을 가진다. 그림 5의 데이터를 이용하여 선형판별식의 최적해를 학습하였다.

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 319개의 표적영상이 포함된 973개 시험영상에 대해 MATLAB

응용 SW를 이용하여 시뮬레이션을 수행하였으며, 표적/클러터 판별은 미리 학습된 선형판별식을 적용하여 구하였으며, 결과는 표 3 및 표 4와 같다.

표 3 및 표 4에서 보여주는 바와 같이 시험영상을 대해 클러터 제거성능을 확인 시 주성분분석법 특징만을 이용한 경우 표적탐지확률은 높지만 클러터를 탐지할 확률은 낮았다. 또한, 외곽선영상을 이용한 통계적 특징을 이용 시 표적탐지확률은 상대적으로 낮지만, 클러터를 탐지할 확률은 높게 나타났다. 따라서 두 개의 특징을 이용하여 클러터를 제거 시 단일 특징을 사용 시 보다 좋은 결과를 얻었다. 특히, 주성분 분석법을 이용하여 클러터 제거 시 표적의 고유벡터를 축소 시와 전체 고유벡터를 이용 시 차이가 거의 발생하지 않음을 알 수 있다. 이는 축소차원의 고유벡터가 전체차원의 고유벡터에 비해 충분한 에너지를 포함하기 때문인 것으로 판단된다.

IV. 결 론

본 논문은 열영상(Forward Looking Infrared: FLIR)의 표적 후보영상으로부터 오경보(False Alarm)를 최소화하기 위하여 주성분 분석법을 적용한 축소차원을 이용하여 유클리드 거리계산값과 외곽선 영상의 통계학적 특징인 변동계수를 구하여 선형판별법에 의한 클러터 제거기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 성능입증은 MATLAB 응용 소프트웨어를 이용하여 시뮬레이션을 수행하였으며, 시뮬레이션결과 제안된 기법이 주성분 분석법 특징 또는 외곽선 영상의 통계적 특징 등 단일 특징을 적용하였을 때 보다 좋은 결과를 도출 클러터를 제거하는 것보다 좋은 특성을 가졌다. 특히, 주성분 분석법을 이용한 고유벡터의 수를 줄여서 적용하여도 클러터 제거율은 차이가 없음을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] L. Wang, S.Z. Der, N.M. Nasrabadi, "Automatic target recognition using a feature-decomposition and data-decomposition modular neural network", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 7 (8), pp1113-1121, 1998.

[2] S. G. Sun J. Park and H.W.Park, "Identification of Military Ground Vehicles by Feature Information Fusion in FLIRI mages", Proc.IEEE,

- 3rd Int. Symp., Image and Signal Processing and Analysis, Vol. 2, pp871-876, 2003.
- [3] S. G. Sun "Small Target Detection Using Center-Surround Difference with Locally Adaptive Threshold", Proceeding of the 4th international Symposium on Image and Signal Processing and Analysis(2005) ,pp402-407, Oct. 2005.
- [4] Nobuyuki Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram", IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-9, No. 1, pp62-66Jan. 1979.
- [5] Joan S. Weszka and Azriel Rosenfeld, "Threshold Evaluation Techniques", IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-8, No. 8 pp622-629 Aug. 1978.
- [6] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wang, "A Survey of Thresholding Techniques", Computer Vision, Graphics, and Image processing, 41, pp-233-260, 1988.
- [7] D. Casasent and A. Ye, "Detection Filters and Algorithm fusion for ATR", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 6, No. 1, pp-114-125, 1997.
- [8] Q. H. Pham, T. M. Brosnan and M. J. T. Smith, "Sequential Digital Filters for Fast Detection of Targets in FLIR Image Data", proc. SPIE, Vol. 3069, pp62-73, 1997.
- [9] R. Murenzi, et. al. "Detection of targets in low resolution FLIR Imagery using two-Dimensional directional Wavelets", Proc. SPIE, Vol.3371, pp510-518, 1998.
- [10] S. A. Rizvi, N. M. Nasrabadi, and S. Z. Der, "A Clutter Rejection Technique for FLIR Imagery Using Region-Based Principal Component Analysis", Proc. SPIE, Vol.3718, pp139-142, 1999.
- [11] L.A. Chan, N. M. Nasrabadi and D. Torrieri, "Bipolar Eigenspace separation Transformation for Automatic Clutter Rejection", Proc. IEEE Int. Conf., Image Processing, Vol. 1. pp139 - 142, 1999.

 저 자 소 개



강 석 종(정회원)

1985년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.1987년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.1987년~현재 국방과학연구소
5기술편부 책임연구원

<주관심분야 : 영상안정화, 자동표적탐지, 적응신호처리>



김 도 종(정회원)

1984년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.1987년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.2001년 한국과학기술원
전자공학과 박사졸업1987년~현재 국방과학연구소 5기술편부
책임연구원

<주관심분야 : 영상안정화, 자동표적탐지 인지 및 추적, 적응신호처리>



배 현 덕(정회원)

1980년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업.1992년 서울대학교 전자공학과
박사졸업.1983년~1987년 광동대학교
조교수

1987년~현재 충북대학교 전자/전기공학과 교수

1994년 미국 Syracuse University 교환교수

<주관심분야 : 적응신호처리분야, 영상신호처리,
전자회로 및 통신 신호처리 Wavelet 신호처리분
야>