논문 2010-47SC-5-8

적외선영상에서 질감 특징과 신경회로망을 이용한 표적탐지

(Target Detection Using Texture Features and Neural Network in Infrared Images)

선 선 구*

(Sun-Gu Sun)

요 약

적외선영상에서 표적을 효율적으로 탐지하는 새로운 자동표적탐지 알고리즘을 제안한다. 이 연구의 목적은 실제 야지환경에서 획득된 적외선영상에서 낮은 오경보 확률로 표적의 위치를 정확히 찾는 것이다. 제안한 방법이 기존의 방법과 다른 점은 초기 탐지단계에서 사용되는 모폴로지 필터링 기법을 밝기정보를 갖고 있는 원래 입력 영상이 아닌 가버(Gabor) 응답 영상에 적용한 것과 표적과 클러터를 구분하기 위해 표적의 정확한 윤곽선 추출을 필요로 하지않는 것이다. 제안한 방법은 크게 3단계로 구성된다. 첫째로, 영상에서 돌출된 영역을 찾기 위해 입력영상으로부터 4 방향의 가버 응답을 구하고 픽셀별로 가버응답 합 영상을 구한다. 이 영상에 모폴로지 기법을 적용하여 돌출된 영역의 위치를 찾는다. 둘째로, 원래의 입력영상의 돌출된 영역에서 지역적인 질감특징 정보들을 찾는다. 마지막 단계로, 찾아진 지역적 특징 정보들이 신경회로망인 다층퍼셉트론 (Multi-Layer Perceptron)으로 입력되어 학습된 훈련 데이터들과의 비교를 통해 실제 표적과 클러터를 구분한다. 실험에서는 제안한 방법을 군사용 적외선 영상장비를 사용하여 실제 야지 환경에 획득된 영상에 적용하여 우수성과 실용가능성을 확인한다.

Abstract

This study is to identify target locations with low false alarms on thermal infrared images obtained from natural environment. The proposed method is different from the previous researches because it uses morphology filters for Gabor response images instead of an intensity image in initial detection stage. This method does not need precise extracting a target silhouette to distinguish true targets or clutters. It comprises three distinct stages. First, morphological operations and adaptive thresholding are applied to the summation image of four Gabor responses of an input image to find out salient regions. The locations of extracted regions can be classified into targets or clutters. Second, local texture features are computed from salient regions of an input image. Finally, the local texture features are compared with the training data to distinguish between true targets and clutters. The multi-layer perceptron having three layers is used as a classifier. The performance of the proposed method is proved by using natural infrared images. Therefore it can be applied to real automatic target detection systems.

Keywords: Automatic target detection, forward-looking infrared, Gabor response, morphology, multi-layer perceptron

I. 서 론

적외선 센서는 물체로 부터 반사되는 적외선을 감지하여 영상화하는 수동형 센서로서 상대방에 노출될 염려가 적고 빛이 없는 어두운 환경에서도 물체의 형상정보를 획득할 수 있어 군수장비 분야에 필수적으로 사용된다. 전쟁터와 같은 극한상황에서는 승무원들의 판단능력이 현저히 저하되므로 자동으로 표적을 탐지하는 것은 지능화된 군용장비 개발에 있어서 불가피한 발전방향 이다. 그렇지만, 원거리에서 획득된 적외선영상에서의 자동표적탐지는 저해상도, 배경의 클러터 잡음 및

* 정회원-교신저자, 국방과학연구소
(Agency for Defense Development)
접수일자: 2010년1월4일, 수정완료일: 2010년9월1일

환경 요소에 의한 가변성 등으로 인해 매우 어렵고 도전적인 연구 분야로 알려져 있다[1~5].

적외선영상에서의 자동표적탐지 시스템의 일반적인 구조는 3 단계의 순서적인 처리과정을 거친다. 첫 번째 단계는 입력영상에서 배경에 비해 돌출된 영역을 찾는 단계이며, 두 번째 단계는 각각의 돌출된 영역에서 특징을 추출하는 단계이며, 마지막 단계는 추출된 특징들을 특징 분류기의 입력으로 사용하여 미리 학습된 분류기를 동작시켜 표적과 클러터를 구분하는 3 단계로 구성된다.

많은 연구자들이 전방관측 적외선영상에 대한 다양한 표적탐지 알고리즘을 개발 했다. 전형적인 방법은 입력영상에서 모폴로지 웨이브렛을 사용하는 방법[6], 모폴로지 필터를 사용하는 방법[7~8]이다. S. A. Rizvi는 PCA (Principal Component Analysis)를 특징으로 사용한 신경회로망 접근방법[9]을 적용하였고, L. A. Chan은 잠재적인 표적 후보군으로부터 클러터를 분리하기 위해 EST (Eigenspace Separation Transform) 변환 방법[10]을 적용하였다.

그러나 입력영상에 대해 모폴로지 필터를 적용하는 방법[7~8]은 표적의 윤곽과 배경의 밝기값 차가 작은 저해상도 적외선영상에서 때때로 표적의 위치를 탐지 못하는 경우가 발생한다.

본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 원래의 입력 영상에 모폴로지 필터를 적용하는 대신에 가버 필터를 이용하여 4 방향 성분의 에지 이미지를 찾고, 4 개의 에지 이미지를 픽셀별로 합한 영상에 대해 모폴로지 필터를 적용한다. 또한, 이전의 연구자들에 의해 증명된 것과 같이 초기 표적탐지 단계에서 표적의 정확한 중심을 찾지 못한 상태에서 기하학적 특징추출을 하여 표적과 클러터를 분류하는데 사용하면 오 경보율 (False Alarm Rate)이 증가한다. 이런 문제점을 해결하고자 제안한 방법에서는 표적의 정확한 중심을 찾을 필요가 없는 질감 특징을 표적과 클러터의 분류에 사용한다.

Ⅱ장 1절에서는 입력 영상으로부터 돌출된 영역을 찾는 방법을 설명하고, Ⅱ장 2절에서는 돌출된 영역에서 지역적인 co-occurrence 행렬을 기반으로 질감특징 추출을 설명하고, Ⅱ장 3절에서는 다층퍼셉트론을 사용한 표적과 클러터의 분류 방법에 대해 설명한다. Ⅲ장에서는 다양한 환경의 야지에서 획득된 적외선영상에 대해 제안한 표적탐지 방법을 적용한 실험에 대해 기술하고 실제 군용 시스템에 대한 적용 가능성을 확인한다.

Ⅱ. 새로운 표적탐지 알고리즘

제안한 방법은 순차적으로 수행되는 다음과 같은 3 단계의 세부 알고리즘을 포함한다. 첫 번째는 입력영상에 대한 가버필터 응답과 모폴로지를 적용하여 입력영상에서 돌출된 영역을 찾는 단계이며, 두 번째는 돌출된 영역에서 지역적인 co-occurrence 행렬을 적용하여 질감특징을 추출하는 단계이다. 마지막 세번째 단계는 분류기로 다층퍼셉트론을 사용하고 입력으로 전 단계에서 추출된 질감 특징을 사용하여 표적과 클러터를 구분하는 단계이다. 그림 1은 제안한 방법의 전체 순서도를 나타낸다. 학습 데이터를 사용하여 다층 퍼셉트론을 학습하는 것은 off-line 처리과정 이며, 입력 데이터에 대한 시험은 on-line 처리과정을 통해 수행된다.

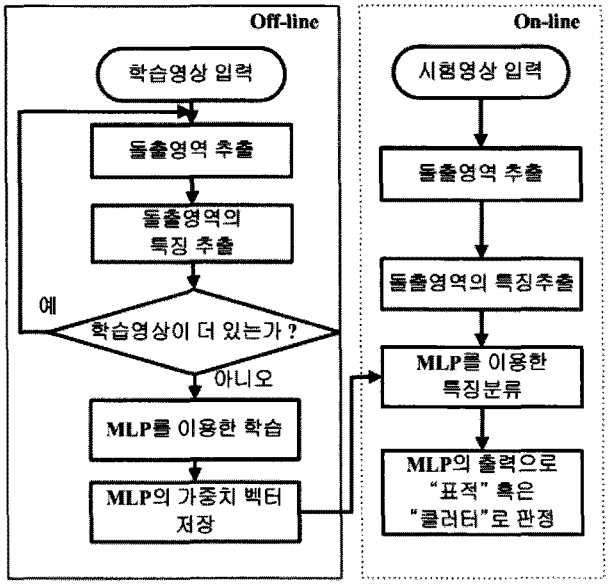


그림 1. 제안한 표적탐지 알고리즘의 전체 순서도
Fig. 1. Overall flowchart of the proposed target detection algorithm.

1. 가버 응답을 사용한 돌출영역 추출

적외선 센서의 제한된 능력 때문에 야지에서 획득된 적외선영상은 배경잡음, 표적윤곽의 가변성, 온도를 비롯한 환경에 의한 가변성, 부분적 가려짐 등 여러 가지 변화요인이 있다. 표적 온도에 대한 사전지식이 없을지라도 전차나 미사일과 같은 군용표적은 적외선영상에서 배경으로 부터 돌출된 영역일 확률이 매우 높다. 그림 2는 적외선영상의 예를 보인 것이다. (a)는 좌측에서 우측으로 접근하는 미사일을 적외선 센서로 획득한 영상이다. (b)는 주간에 획득된 영상으로 1 Km 이상의 원거리 표적

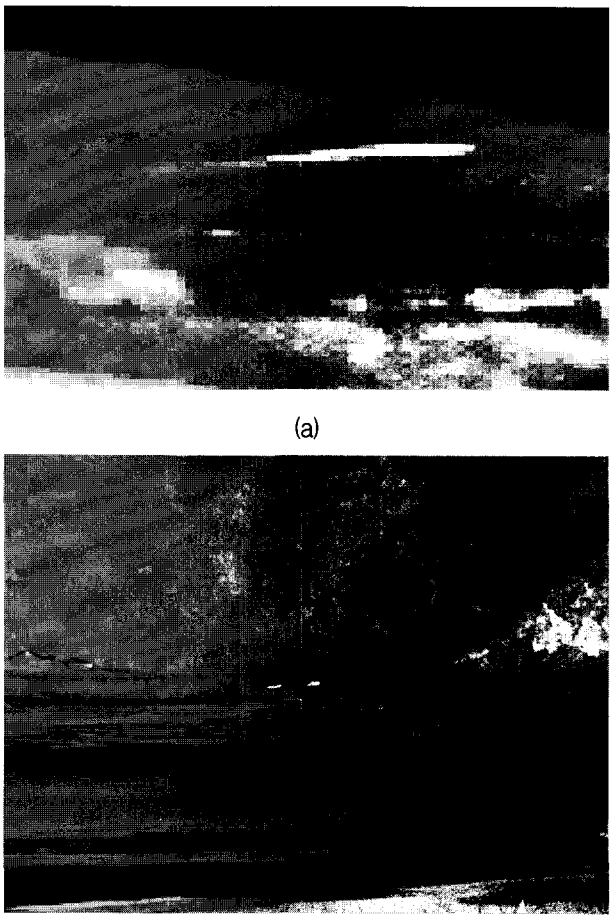


그림 2. 적외선영상의 예
(a) 접근하는 미사일, (b) 군용 차량
Fig. 2. Example of an infrared images.
(a) approaching missile, (b) army vehicles.

을 적외선 센서로 획득한 영상이다. 그림 2의 예에서 표적부분이 영상에서 돌출된 영역일 확률이 매우 높은 것을 알 수 있다.

그러나 원거리에서 획득된 저 해상도의 적외선영상에서는 표적의 윤곽이 확실히 구분되지 않는다. 입력 영상으로 부터 돌출된 영역을 찾기 위한 세부 과정은 다음과 같다.

단계 1) 수식 (1)을 이용하여 입력 영상에 대해 4 개의 2 차원 가버 필터 응답 영상을 만든다. 4 개의 영상을 각 픽셀별로 더해 합 영상을 만든다. 2 차원 가버 필터[11]는 아래 식 (1)을 사용한다.

$$G(x,y)=e^{-\pi[x^2/\alpha^2+y^2/\beta^2]}\cdot e^{-2\pi i[u_0x+v_0y]} \quad (1)$$

여기서 α 와 β는 필터의 폭과 높이를 나타내며, u_0 와 v_0는 필터의 변조 정도를 나타낸다. 이 논문에서는 4

그림 3. 4 방향의 가버필터 합 영상
Fig. 3. The summation image of four Gabor responses.

방향 (0°, 45°, 90°, 135°)의 에지 정보를 얻기 위해 가버 필터 응답을 사용한다. 그림 3은 그림 2의 (b)에 대해 4 개의 가버 필터 응답의 합 영상을 보인 것이다. 영상에서 표적의 크기는 표적까지의 거리와 관계가 있으며, 거리가 멀어 매우 작게 보인다.

단계 2) 가버 필터 응답의 합 영상에 모폴로지 필터의 열림 (Opening) 연산을 적용한다. 열림 연산은 침식 (Erosion) 연산 후에 확장 (Dilation) 연산을 적용하는 것이다[12]. 이 연산과정은 좁게 패인 부분이나 얇게 돌출된 영역을 제거한다. $F(x,y)$를 단계 1의 결과 영상이라 하고, $b(x,y)$를 구조요소 (Structuring element)라 할 때 식 (2)는 흑백 영상에서 열림 연산을 나타낸다.

$$F_1 = F \circ b \quad (2)$$

구조요소는 직사각형으로 폭이 31 픽셀이며, 높이가 11 픽셀의 크기이다. 이 구조요소의 크기는 표적의 크기와 관계되어 있으며 대략 표적의 최대크기로 정한다. 표적의 크기는 일반적으로 거리의 함수로 거리가 멀어짐에 따라 선형적으로 줄어드는 것으로 모델링 한다. 이것이 제안한 표적탐지 알고리즘의 유일한 가정이며 많은 이전의 자동표적탐지 알고리즘에서 이미 적용되고 있다[7~8].

단계 3) 식 (3)과 같이 가버 필터 응답의 합 영상에서 열림 연산의 결과를 픽셀별로 뺀 차영상을 생성한다.

$$F_2(x,y) = F(x,y) - F_1(x,y) \quad (3)$$

단계 4) 식 (4)를 사용하여 단순한 임계치 (thresholding) 방법으로 이진영상을 생성한다. 임계치 t

는 표준편차 (σ)에 가중치를 곱해 식 (4) 부터 (6) 까지를 사용하여 반복적으로 결정된다. 가중치 w_1은 입력영상에서 돌출된 영역의 수가 미리 정의된 수 Nc 와 대략 일치하도록 반복적으로 변한다.

$$F_3(x,y) = 1, \quad \text{if } F_2(x,y) \geq t$$
$$= 0 \quad \text{otherwise}, \tag{4}$$

$$t = \omega_1 \times \sigma \tag{5}$$

단계 5) 이진 영상인 $F_3(x,y)$에 대해 레이블링 (Labeling) 알고리즘[12]을 수행한다. $F_3(x,y)$에서 "이진 1"인 영역이 입력영상에서의 돌출된 영역이다. $F_3(x,y)$에서 "이진 1"인 영역이 매우 큰 영역은 입력영상에서 밝은 배경부분일 확률이 매우 높기 때문에 다음 단계의 수행절차에서 제외하고자 한다. 여기서 최대 표적크기에 대한 사전지식이 이용된다. 레이블링 과정에서 이진 물체의 크기가 표적의 최대 크기보다 2 배 이상인 "이진 1"인 개체는 제거한다.

단계 6) 단계 4와 단계 5의 과정을 반복한다. 이 때 만일 돌출 영역의 수가 미리 정의된 Nc 보다 크지 않으면 식 (6)에 의해 w_1을 변화 시킨다.

$$\omega_1 = \omega_1 - \varepsilon \tag{6}$$

여기서 w_1의 변화 폭 ε = 0.2, Nc = 10으로 정했으며 w_1의 초기 값은 4.0으로 정했다. 제안한 방법에서는 ε과 w_1은 단계 4 부터 단계 6의 반복 횟수와 관계된 파라메타들로서 알고리즘 수행시간과 관계가 있다. 또한 초기에 돌출된 영역을 찾는 것과 관련된 파라메타인 Nc는 오경보율과 수행시간과 관계가 있는 파라메타로서 Ⅲ장에서 실험을 통해 정한다.

그림 4는 그림 2 (b)의 영상에 대한 돌출영역 추출 결과를 보인 것이다. 그림 4에서 백색 부분의 위치가 입력영상에서 돌출된 영역이 있는 위치를 나타낸다.

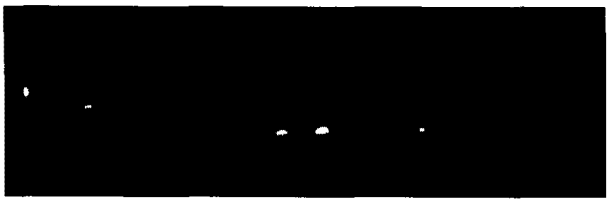


그림 4. 그림 2(b)에 대해 돌출영역 추출 결과의 부분영상

Fig. 4. The result of salient region extraction for middle area of Fig. 2(b).

2. Co-occurrence 행렬을 이용한 질감특징 추출

Ⅱ.1절의 단계 5의 이진 레이블링 과정에서 돌출영역의 중심, 크기 및 외부를 둘러싼 최소의 직사각형 크기가 얻어진다. 여기서 얻어진 중심을 기반으로 입력영상으로 부터 돌출된 영역의 부분영상을 선택한다. 이 부분영상을 영상 칩 (image chips) 이라고 부르며, 추후의 특징 분류 과정을 거쳐 실제 표적 칩 혹은 클러터 칩으로 분류될 것이다. 영상 칩의 크기는 관심이 있는 최대 표적의 크기를 기반으로 가로 35 픽셀 및 세로 15 픽셀의 크기로 정했다. 이 크기는 최대표적 보다 조금 큰 크기를 정한 것이다.

흑백 영상에서 co-occurrence 행렬은 질감을 이용한 통계적 특징을 추출하는데 사용된다[13]. 영상 칩의 중심을 (x_c,y_c)라고 할 때 영상 칩의 co-occurrence 행렬은 식 (7)과 같이 정의될 수 있다.

$$C_{x_c,y_c}^{dx,dy}(i,j) = P(g(x,y) = i \mid g(x+dx, y+dy) = j) \tag{7}$$

식 (7)은 x, y 방향에 대한 픽셀 간의 거리 (dx, dy)의 함수 이다. (dx, dy)가 정해지면 이 행렬의 (i, j) 요소의 값은 현재 픽셀 (x, y)의 밝기 값이 i이고 거리가 (dx, dy) 만큼 떨어진 픽셀의 밝기값이 j인 픽셀의 수를 나타낸다. 실제 표적과 클러터를 분류하기 위해 영상 칩에 대해 Haralick[13] 질감특징을 사용한다. 수평방향, 수직 방향 및 두 개의 대각선 방향, 즉 (dx = 0, dy = 1), (dx = -1, dy = 0), (dx = -1, dy = 1), (dx = -1, dy = -1)를 이용하여 co-occurrence 행렬을 구한다. 이 행렬에서 다음과 같은 4 개의 특징을 정의한다.

$$f_1(x_c,y_c) = \sum_{i,j}[(i-j)^2 C_{x_c,y_c}^{dx,dy}(i,j)], \tag{8}$$

$$f_2(x_c,y_c) = \sum_{i,j}[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)C_{x_c,y_c}^{dx,dy}(i,j)}{\sigma_i\sigma_j}], \tag{9}$$

$$f_3(x_c,y_c) = \sum_{i,j}[C_{x_c,y_c}^{dx,dy}(i,j)^2], \tag{10}$$

$$f_4(x_c,y_c) = \sum_{i,j}[\frac{C_{x_c,y_c}^{dx,dy}(i,j)}{1+|i-j|}]. \tag{11}$$

식 (8)부터 (11)에서 f_1은 대조비, f_2는 상관관계, f_3은

에너지, f_4는 동질성을 각각 나타낸다. 각 방향에 4 개의 특징을 추출하여 4 방향 모두 추출하면 16 개의 특징이며 이 특징들로 특징 벡터를 생성한다. 이 특징벡터가 실제 표적 칩과 클러터 칩을 구분하는 특징 분류기의 입력으로 사용된다.

3. 다층퍼셉트론[14]을 이용한 클러터 제거

일반적으로 식물, 지형지물, 바위와 같은 자연물의 질감은 군사용 표적과 같은 인공물의 질감과 다르다. 클러터 제거는 16 개의 입력 뉴런과, 10 개의 숨겨진 뉴런, 2 개의 출력 뉴런을 갖는 다층퍼셉트론 이다.

다층퍼셉트론의 입력벡터는 식 (12)와 같다.

$$f = \{f_1^0,..,f_4^0,f_1^{90},..,f_4^{90},f_1^{135},..,f_4^{135}, f_1^{45},..,f_4^{45}\} \quad (12)$$

여기서 위첨자 0, 90, 135, 45는 영상 칩 질감특징의 4 방향에 해당한다. 다층퍼셉트론의 각 뉴런은 시그모이드(sigmoid) 함수로 설계되었다. 입력벡터는 정규화된 가우시안 함수로 정규화 하였다. 다층퍼셉트론의 학습률은 0.01 이고, 각 뉴런의 초기 가중치는 난수로 할당하였다. 이 파라메타들의 선택은 학습시간에 영향을 주며, 제안한 표적탐지 알고리즘의 성능에는 거의 영향을 주지 않는다.

학습단계에서 사용되는 학습용 표적 칩 및 클러터 칩은 II.1절의 돌출영역 추출 알고리즘을 통해 추출된 영상 칩들을 수동으로 사람에 의해 식별한 것을 사용하였다. 영상에서의 표적의 크기가 거리에 반비례하므로 최대 표적의 크기를 영상 칩의 크기로 정한 것이다. 학습데이터로서 173 개의 표적 칩과 173 개의 클러터 칩을 사용하여 총 346 개의 특징벡터를 다층퍼셉트론이 균등하게 학습할 수 있도록 하였다. 다층퍼셉트론의 학습은 비 실시간으로 수행되므로 학습에 소요되는 시간은 크게 중요하지 않다.

III. 실험 및 분석

실험에 사용된 영상센서는 육군 차량에 장착된 적외선 열영상장치 이다. 영상은 다양한 환경조건 즉, 다양한 시간, 계절, 엔진상태 및 관측각도 등에 따라 다양하게 얻어진다. 이 실험에 사용된 표적의 종류는 3개의 전차, 2개의 보병용 차량, 1개의 트럭이다. 표적의 관측각도는 0°에서 360°이고 고각은 차량이 거의 평탄한 지면에 위치한 상태로 거의 0°이다. 영상은 영상장치가 광시계인 상태로 획득되어 영상의 크기는 가로 및 세로가 640 × 480 픽셀이며, 영상에서 표적의 최대크기는 31 × 11 픽셀 이다. 제안한 표적탐지 알고리즘을 시험하기 위해 60 장의 영상이 선별되었다. 그림 5는 그림 2(b)의 입력 영상에 대해 제안한 방법을 적용한 표적 탐지 결과를 나타낸 것이다. 2 개의 표적이 탐지 되었으며, 2 개의 오 탐지가 발생하였다.

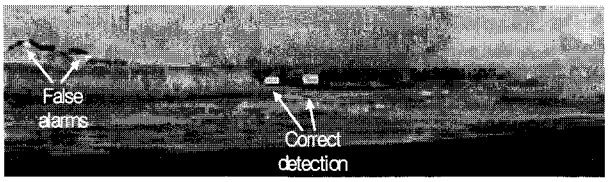
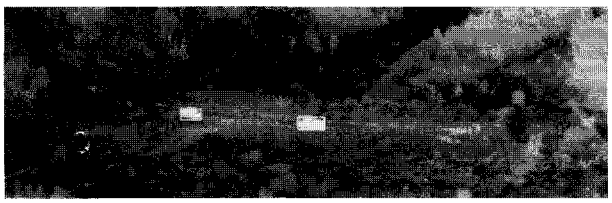


그림 5. 그림 2(b)에 대한 표적탐지 결과
Fig. 5. The result of target detection for Fig. 2(b).

(a)



(b)

그림 6. (a) 적외선영상의 다른 예, (b) 표적탐지 결과
Fig. 6. (a) Another example of infrared image and (b) The result of target detection for Fig. 6(a).

그림 6(a)는 야간에 획득된 영상의 예를 보인 것이며, 그림 6(b)에 표적탐지 결과를 나타내었다. 배경이 다소 단순하기 때문에 오경보가 발생하지 않았다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 ROC (Receiver Operating Characteristic) 곡선을 채택하였다. 영상 칩은 실제 표적 칩 (사건 "T")과 클러터 칩 (사건 "C") 두

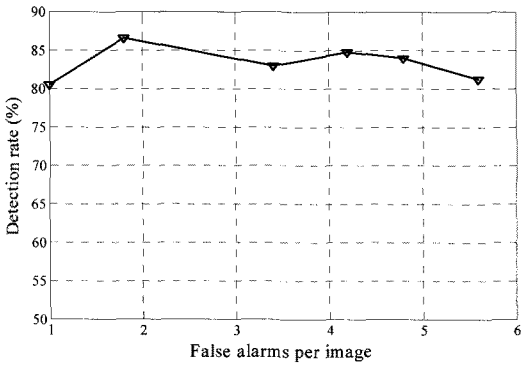
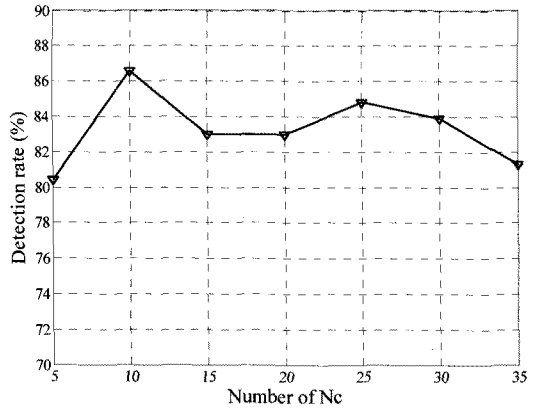
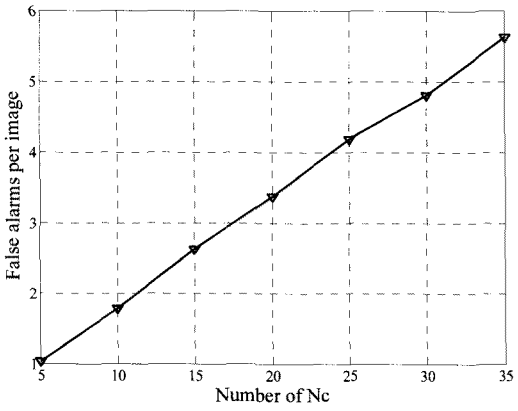


그림 7. 제안한 표적탐지 방법에 대한 ROC 곡선
Fig. 7. ROC curve for the proposed method.



(a)



(b)

그림 8. (a) N_c 변화에 따른 탐지확률,
(b) N_c 변화에 따른 오 경보율
Fig. 8. (a) Detection rate with respect to N_c and
(b) false alarms with respect to N_c.

개 중의 한가지로 정의 될 수 있다. 영상 칩이 표적탐지 알고리즘에 입력되었을 때 유효한 표적일 경우는 "예" ("Y")라고 응답하고, 클러터일 경우 "아니오" ("N")라고 응답한다. 식 (13), (14)와 같이 표적 탐지율 (Detection Rate)은 사건 "T"가 일어났을 때 "예"라고 응답할 확률

표 1. Co-occurrence 행렬의 밝기값 수준에 따른 표적 탐지확률과 오경보율 분석
Table 1. Detection rates and false alarms with respect to grayscale of co-occurrence matrix.

	Co-occurrence 행렬의 밝기값 수준 (ε=0.2, Nc=10, ω_1 = 4.0 일때)			
	32	64	128	256
표적 탐지확률 (%)	78.5	86.6	81.4	75
영상 한 장당 오경보율 (%)	1.9	1.8	1.8	1.7

로 정의되며, 사건 "C"가 일어났을 때 "예"라고 응답할 확률을 오 경보율 (False Alarm Rate)라고 정의한다.

$$\text{Detection rate} = P(Y \mid T) \tag{13}$$

$$\text{False alarm rate} = P(Y \mid C) \tag{14}$$

그림 7은 제안한 알고리즘에 대해 ROC 곡선 분석 결과를 나타낸다. 그림 7에서와 같이 각 영상 한 장에 1.5개의 오경보율을 허용할 때 약 85 % 이상의 표적 탐지확률을 갖는다. 또한 실험적으로 설정한 파라메타 Nc (초기탐지에서의 돌출된 영역의 수)의 변화에 따른 탐지확률과 오 경보율의 변화를 그림 8에 분석하였다. Nc가 증가할수록 영상 한 장당 오경보율은 증가하는 것을 알 수 있다. 또한, Nc가 증가하면 알고리즘 수행시간이 증가하는 것을 직관적으로 알 수 있다. 그림 8과 같은 분석을 통해 최적의 성능 및 수행시간을 도출하기 위해 Nc = 10으로 설정하였다.

일반적으로 co-occurrence 행렬의 밝기값 수준은 256 수준을 사용한다. 그러나 밝기값 수준이 32, 64, 128 수준일 때 표적 탐지확률 및 오경보율을 비교 분석하여 표 1에 보였다. 표 1에서와 같이 64 밝기값 수준일 때 최적의 성능을 얻을 수 있었으므로 이 실험에서 64의 밝기값 수준을 적용하였다.

Ⅳ. 결 론

전방관측 적외선영상에서의 새로운 표적탐지 알고리즘을 제안하였다. 적외선영상에서는 칼라정보를 포함하지 않고 해상도가 상대적으로 낮기 때문에 가용한 정보가 제한되어 표적의 윤곽을 정확히 추출하기 힘들다. 따라서 질감정보를 표적탐지의 특징으로 사용하는 것은

매우 타당한 접근방법 이다. 제안한 방법에서는 영상에서의 돌출된 영역을 찾기 위해서 4 방향의 가버 필터 응답의 합 영상에 모폴로지 방법 및 부분영상의 지역적 밝기값 분산을 활용한 적응적 임계치 설정 방법을 제안하였다. 또한 지역적인 co-occurrence 행렬을 사용한 질감특징을 추출하고, 다층퍼셉트론의 입력으로 사용하여 실제 표적과 클러터를 구분한다. 실험에서 제안한 방법을 야지에서 획득된 적외선영상에 적용하여 평가했으며, 제안한 알고리즘에 적용된 파라메타 들의 탐지확률 및 오 경보율에 대한 민감도를 분석하였다.

참 고 문 헌

[1] J.A. Ratches, R.H. Vollmerhausen and R.G. Driggers, "Target acquisition performance modeling of infrared imaging systems: past, present, and future," IEEE sensors journal, Vol. 1., no 1, pp. 31-40, 2001.

[2] S.K. Rogers, J.M. Colombi, C.E. Martin, J.C. Gainey, K.H. Fielding, T.J. Burns, D.W. Ruck, M.Kabrisky and M. Oxley, "Neural networks for automatic target recognition," Neural Networks, Vol. 8. no. (7/8), pp. 1153-1184, 1995.

[3] 유정재, 선선구, 박현욱, "CCD 영상에서의 실시간 자동 표적탐지 알고리즘," 전자공학회논문지 제41권, SP편 6호, 99-108쪽, 2004년 11월

[4] S.G. Sun and H.W. Park, "Automatic target recognition using boundary partitioning and invariant features in forward-looking infrared images," Opt. Eng., Vol. 42, no. 2, pp. 524-533, 2003.

[5] D.S. Jun, S.G. Sun and H.W. Park, "An automatic target detection using binary template matching," Opt. Eng., Vol. 44, no. 3, pp. 036401-1~036401-7, 2005.

[6] D. Casasent and A. Ye, "Detection filters and algorithm fusion for ATR," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, no. 1, pp. 114-125, 1997.

[7] 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, pp. 62-73, 1997.

[8] U. Braga-Neto, M. Choudhary and J. Goutsias, "Automatic target detection and tracking in forward-looking infrared image sequences using morphological connected operators," Journal of Elect. Imaging, Vol. 13, no. 4, pp. 802-812, 2004.

[9] 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 3718, pp. 57-66, 1999.

[10] L.A. Chan, N.M. Nasrabadi and D. Torrieri, "Bipolar eigenspace separation transformation for automatic clutter rejection," Proc. IEEE Conf., on Image Processing, Vol. 1, pp. 139-142, 1999.

[11] R.M. Braithwaite, and B. Bhanu, "Hierarchical Gabor filters for object detection in infrared images," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision Pattern Recognition, pp. 628-631, 1994.

[12] A.K. Jain, "Fundamentals of digital image processing," Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989.

[13] R.M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," IEEE Proc., Vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.

[14] S. Haykin, "Neural Networks," Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1999.

저 자 소 개

선 선 구(정회원)-교신저자
1987년 한양대학교 전자공학과 학사 졸업.
1989년 한양대학교 전자공학과 석사 졸업.
2003년 한국과학기술원 전기전자공학과 박사 졸업.
1989년~현재 국방과학연구소 책임연구원.
<주관심분야 : 컴퓨터비젼, 레이다 신호처리, 영상레이다>