

적외선 영상에서 변위추정 및 SURF 특징을 이용한 표적 탐지 분류 기법

김재협*, 최봉준*, 천승우*, 이종민**, 문영식**

The Target Detection and Classification Method Using SURF Feature Points and Image Displacement in Infrared Images

Jae-Hyup Kim*, Bong-Joon Choi*, Seung-Woo Chun *, Jong-Min Lee **, Young-Shik Moon **

요약

본 논문에서는 적외선 영상에서 영상 변위를 이용하여 기동 표적 영역을 탐지하고, SURF(Speeded Up Robust Features) 특징점에 대한 BAS(Beam Angle Statistics)를 이용하여 분류하는 시스템에 대하여 설명한다. 영상 기반 기술 분야에서 대표적인 대응점 정합 알고리즘인 SURF 기법은 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 기법에 비해 정합 속도가 매우 빠르고 비슷한 정합 성능을 보이기 때문에 널리 사용되고 있다. SURF를 이용한 대부분의 객체 인식의 경우 특징점 추출과 정합의 과정을 수행하지만, 제안하는 기법은 표적의 기동 특성을 반영하여 영상의 변위 추정을 통하여 표적의 영역을 탐지하고 SURF 특징점 들의 기하구조를 판단함으로써 표적 분류를 수행한다. 제안하는 기법은 무인 표적 탐지/인식 시스템의 초기모델 구축을 위하여 연구가 진행되었으며, 모의 표적을 이용한 가상 영상과 적외선 실 영상을 이용하여 실험한 결과 약 73~85%의 분류 성능을 확인하였다.

▶ Keywords : 표적 탐지, 표적 분류, 영상 정합, 영상 변위, SURF, BAS(Beam Angle Statistics)

Abstract

In this paper, we propose the target detection method using image displacement, and classification method using SURF(Speeded Up Robust Features) feature points and BAS(Beam Angle Statistics) in infrared images. The SURF method that is a typical correspondence matching method in the area of image processing has been widely used, because it is significantly faster than the SIFT(Scale Invariant Feature Transform) method, and produces a similar performance. In addition, in most SURF based object recognition method, it consists of feature point extraction and matching process. In proposed method, it detects the target area using the displacement, and target classification is performed by using the

•제1저자 : 김재협 •교신저자 : 문영식

•투고일 : 2014. 6. 19, 심사일 : 2014. 7. 16, 게재확정일 : 2014. 9. 19.

* 삼성탈레스(Samsung Thales Co.)

** 한양대학교 컴퓨터공학과(Dept. of CSE, Hanyang University)

geometry of SURF feature points. The proposed method was applied to the unmanned target detection/recognition system. The experimental results in virtual images and real images, we have approximately 73~85% of the classification performance.

▶ Keywords : Target Detection, Target Classification, Image Registration, Image Displacement, SURF, BAS(Beam Angle Statistics)

I. 서 론

80년대 이후 적외선(infrared) 영상 분야의 광학 및 센서 기술이 비약적으로 발달하고 있으며, 관련된 신호처리 시스템 부문 또한 크게 발전을 거듭하고 있다. 이에 따라, 초고속 신호처리가 가능한 센서 및 신호처리 시스템의 구현이 가능한 수준에 있으며, 다양한 군사적/민간적 시스템의 제안과 개발이 진행되고 있다. 특히, 군용 장비에서 IR 센서 기반의 장비 개발이 활발히 이루어지고 있으며, 이외에도 다수의 감시/정찰용 장비의 개발이 개발되었다. 국내에서 기존의 IR 센서 기반의 군장비는 센서의 안정화와 시야 확보를 위한 감시정찰 도구에 한해 개발되어 왔으나, 최근에는 고속 처리기를 함께 장착하는 지능형 시스템의 개발이 수행되고 있다. 대표적으로 Kim 등[1]은 적외선 영상 기반의 Gunnery 분류 기법에 대하여 제안하였으며, Sun 등[2]은 적외선 영상 내에서의 지상 표적 분류 기법에 대하여 제안하였다. 그러나, 현재의 개발 단계로써는 이론적 또는 응용적인 단계에 있으며, 향후 지속적인 연구 개발이 진행되어야 한다. 본 논문에서는 표적의 탐지, 추적, 분류를 수행하는 종합 지능 시스템의 구축 연구에서, 적외선 영상 내에 정의되는 위협 표적에 대한 분류 기법에 대하여 설명한다. 일반적인 영상 표적 분류를 위해서는 표적과 배경의 분리, 특징값 추출, 분류 모델 설계 및 학습의 단계를 거친다. 그러나, 적외선 영상은 일반 가시광 대역의 영상과는 달리, 표적 및 배경 등에서 텍스처(Texture) 정보를 획득하기가 어렵기 때문에, 일반적인 단계로 구성된 표적 분류 기법을 적용하는데 어려움이 있다.

제안하는 기법은 표적 영역 내에서 추출할 수 있는 지역적인 특징점의 연결 기하구조를 이용하여 표적 분류를 수행한다. 기동 위협 표적을 대상으로 할 경우, 일정 수준 이상의 표적과 배경의 분리를 보장할 수 있다. 따라서, 표적의 지역적

인 특징점을 균일하게 추출할 수 있다면, 우수한 분류 성능을 보장할 수 있다. 다양한 환경에서 지역적인 특징 위치를 찾기 위해서는 크게 특징점 추출과 표현자(Descriptor) 생성의 두 가지 과정이 필요하다. 첫 번째 특징점 추출 과정은 영상에서 환경이 변하더라도 강인하게 찾아질 수 있는 특징의 위치를 찾는 것이다. 특징점은 대응되는 영상에서도 물리적으로 동일한 곳에 위치하여야 하며, 다른 영상에서 해당 특징점이 찾아질 확률 또한 높아야 한다. 두 번째 과정은 이전 과정에서 찾은 특징점을 설명할 표현자를 만드는 과정이다. 표현자는 환경 변화에 불변하는 특징을 가져야 하며, 다른 특징점과 구분되어야 한다.

이러한 설명한 조건을 만족시키며 특징점을 찾고, 표현자를 만드는 방법들이 여러 논문들에서 소개되었다[3-5]. 이러한 불변적 특성으로 인하여 다양한 분야에서 응용되고 있으며, 객체 인식[6][7], 위치 인식[8][9], SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)[10][11] 등에 응용되었다. 국내의 연구에서는 Yoon 등[12]이 확장 SURF를 이용한 정합 특성에 대하여 연구하였으며, Kang 등[13]은 SURF 특징점을 이용한 얼굴 인식에 대하여 연구를 수행하였다.

제안하는 기법은 SURF 특징점의 균일성에 근거하여, 분리된 표적 영역 내에서 일정한 위치에서 특징점이 추출되는 점을 활용하였다. 즉, 서로 다른 형태를 가지는 표적 형상에서는 서로 다른 위치에서 SURF 특징점이 추출되며 이는 표적의 종류를 분류할 수 있는 좋은 특징으로 활용될 수 있다. 또, 회전, 스케일링 등의 변환에 대해서도 동일한 표적 영상은 동일한 특징점이 추출될 확률이 높기 때문에 표적 분류의 특징으로서 활용이 가능하다. 본 논문에서는 2장에서는 제안하는 기법에 대한 개요를 설명하고, 3장에서는 표적 영역의 탐지와 표적 분리 기법에 대하여 설명한다. 4장에서는 표적 분류를 위한 특징 추출 및 분류 기법에 대해 설명하고, 5장에서는 실 환경에서 획득된 적외선 영상과 모의 영상을 통한 실

험 결과를 설명하고, 6장에서는 결론을 설명한다.

II. 제안하는 기법

제안하는 기법은 적외선 영상 내의 기동 표적에 대해, 표적과 배경을 분리한 후 표적 영역 내에서 추출되는 SURF 특징점의 기하학적 구조와 방향성을 이용하여 표적 분류를 수행한다. 그림 1은 제안하는 기법의 개요를 나타낸다.

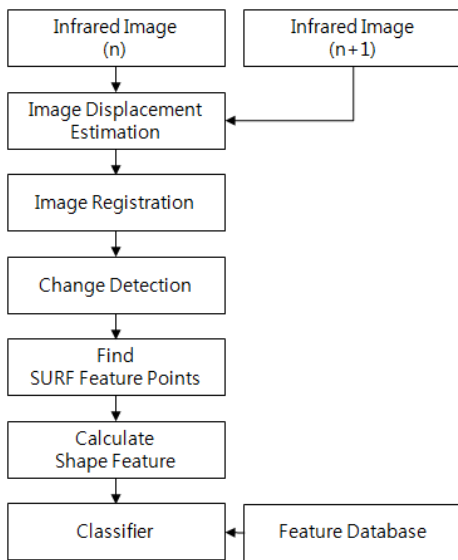


그림 1. 제안하는 기법
Fig. 1. The flow chart of proposed method

표적과 배경의 분리에서는 기동 표적의 특성을 활용한다. 즉, 연속적으로 획득되는 적외선 영상에서, 영상 간의 정렬(Registration)을 통해 좌표계를 일치시킨 후 차영상(Difference imaging) 기법을 통해 표적의 영역을 확장한다. 표적의 영역에 대해서는 SURF 특징점을 추출하여 특징점 간의 율과 특징값을 계산하여 표적 분류를 수행한다.

III. 표적영역 탐지 및 추출

제안하는 기법 및 개발 시스템은 한 위치에서 영상을 획득하고, 일정한 구간 회전 후에 다시 제자리로 왔을 때 영상을 획득하는 구동 형태를 가지고 있으며, 두 영상의 정렬과 차영상 기법이 효과적으로 적용될 수 있는 시스템이다.

시스템의 안정화와 외란 요인이 없는 경우, 두 영상은 변

위(Displacement)가 없어야 하지만, 대부분의 시스템의 경우 다양한 내/외부적 요인으로 인하여 다소간의 변위가 발생할 수 있다. 두 영상간의 변위 추정은 Shi 등[15]의 기법을 적용하였다. Shi 등은 영상 간의 변위를 단순 이동 모델(Pure Translation Model)과 어파인 모델(Affine Model)로 정의하였으며, 블록 영역내의 밝기 값의 흐름을 최소화 하는 변위를 계산하였다. 제안하는 기법에서는 시스템의 구조상, 매칭되는 두 영상의 변위가 크지 않고, 표적과 배경의 분리가 일정 수준이상 보장된다는 조건하에서 단순 이동 모델을 이용하여 변위를 추정하였다.

식 1은 Shi 등이 제안하는 변위 모델의 기본 식을 나타낸다. J 와 I 는 서로 다른 시점에서의 두 영상을 의미하며, d 는 변위 요소를 의미한다. X 는 영상 내의 픽셀의 위치 벡터를 의미한다.

$$J(X + d) = I(X) \tag{1}$$

따라서, 두 영상간의 변위를 계산하기 위해서는 식 (1)을 만족하는 최적의 d 를 계산해야 한다. 식 (2)에서는 이를 위한 목적식을 보여주고 있으며, ϵ 는 최적의 변위 d 를 찾기 위한 에러를 의미한다. W 는 변위 d 를 계산하기 위해 참조하는 윈도우의 크기를 의미하며, w 는 윈도우 내의 각 픽셀에 대한 가중치를 의미한다.

$$\epsilon = \iint_W [J(X + d) - I(X)]^2 w(X) dX \tag{2}$$

기울기 기반의 최적화 기법에 의해 식 (2)에서의 ϵ 를 최소화 하는 d 를 구할 수 있으며, 두 영상간의 변위를 추정하여 정렬할 수 있다. 변위 d 를 구하는 과정은 다음과 같다.

$$\frac{\delta \epsilon}{\delta d} = 2 \iint_W [J(X + d) - I(X)] \left(\frac{\delta J(X + d)}{\delta d} - \frac{\delta I(X)}{\delta d} \right) w(X) dX \tag{3}$$

목적식의 해법을 위하여 d 를 포함하는 J 항에 대하여 X 에 대한 테일러 근사를 적용하면 식 (4)와 같이 표현된다.

$$J(X + d) = J(X) + d \frac{\delta J(X)}{\delta X} \tag{4}$$

식 (3)의 각 항에 대하여 식 (4)를 통해 식을 전개하면 각각 식 (5)와 (6)으로 표현된다.

$$J(X+d) - I(X) = J(X) - I(X) + d \frac{\delta J(X)}{\delta X} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \frac{\delta J(X+d)}{\delta d} - \frac{\delta J(X)}{\delta d} &= \frac{\delta J(X+d)}{\delta d} \\ &= \frac{\delta J(X)}{\delta d} + \frac{\delta d \frac{\delta J(X)}{\delta X}}{\delta d} \\ &= \frac{\delta J(X)}{\delta X} \end{aligned} \quad (6)$$

식 (5)와 (6)을 식 (3)에 대입하여 정리하면 식 (7)~(9)와 같이 전개된다.

$$\frac{\delta \epsilon}{\delta d} = \iint_w \left[J(X) - I(X) + d \frac{\delta J(X)}{\delta X} \right] \frac{\delta J(X)}{\delta X} w(X) dX = 0 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} &\iint_w [J(X) - I(X)] \frac{\delta J(X)}{\delta X} w(X) dX \\ &+ d \iint_w \frac{\delta J(X)}{\delta X} \frac{\delta J(X)}{\delta X} w(X) dX = 0 \end{aligned} \quad (8)$$

$$d = - \frac{\iint_w [J(X) - I(X)] \frac{\delta J(X)}{\delta X} w(X) dX}{\iint_w \frac{\delta J(X)}{\delta X} \frac{\delta J(X)}{\delta X} w(X) dX} \quad (9)$$

식 (9)는 벡터 X 의 차용으로 산술형으로 표현되지만, X 는 영상의 위치 (x, y) 를 의미하므로, 식 (9)는 벡터 연산을 통해 계산된다.

계산 과정에서 W 의 크기에 따라 각 픽셀에서 필요로 하는 연산량이 기하급수적으로 증가할 수 있으며, 픽셀의 개수에 따라 연산량이 증가한다. 따라서, 제안하는 기법에서는 영상

내에서 Harris 코너 탐색기(Harris Corner Detector)[16]를 이용하여 선택된 픽셀에 대하여 변위를 추정한다. 그림 2에서는 선택된 픽셀에 대하여 두 영상에서의 변위를 추정한 예를 보여주고 있다.

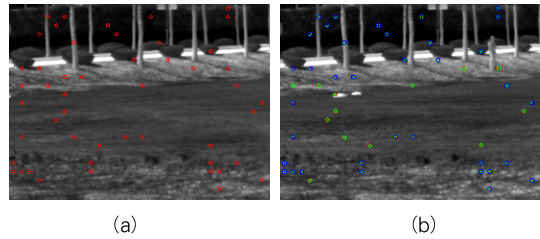


그림 2. 두 영상간의 변위 추정
Fig. 2. The displacement estimation in two images

그림 2의 경우, 첫 번째 영상 (a)를 획득한 후, 영상 센서가 360° 회전한 후, 다시 해당 위치에서 영상 (b)를 획득한 경우이다. 그림 2(a)의 빨간 점은 선택된 픽셀의 위치를 나타낸다. 그림 2(b)는 빨간 점 각각에 대하여 추정된 변위를 녹색 점으로 표시하였다. 픽셀에서의 변위 계산에서 발생할 수 있는 오차를 고려하여 변위 벡터의 분포 상에서 $\pm \sigma$ 범위를 벗어나는 픽셀은 제거하였으며, 범위 내 포함되는 픽셀에 대하여 파란 점으로 표기하였다. 제약조건에 만족하는 픽셀의 변위를 통해 전체 영상의 변위를 추정하였다.

그림 3은 두 영상의 정렬과 차영상을 이용한 표적 영역 분리의 결과를 나타낸다.

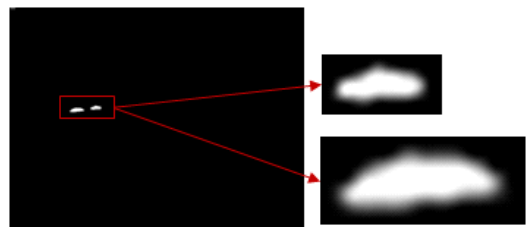


그림 3. 표적 분리 예
Fig. 3. The example of target segmentation

그림 4는 두 영상의 변위 추정을 통한 표적 영역 탐지 및 표적 영역의 이진 분리의 과정을 단계적으로 보여준다.

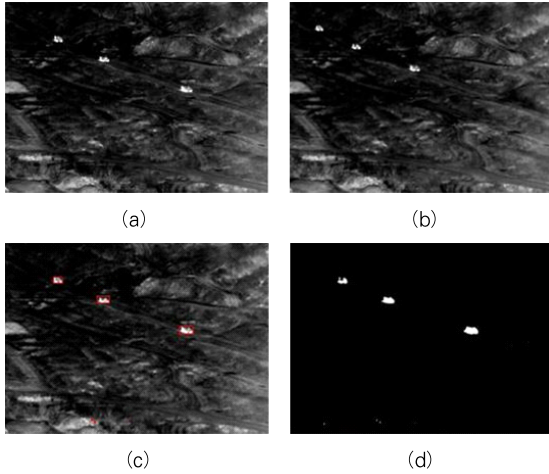


그림 4. 표적 탐지 및 분리 예. (a) 프레임 n (b) 프레임 n+1 (c) 표적 탐지 (d) 표적 분리
 Fig. 4. The example of target detection and segmentation. (a) frame n (b) frame n+1 (c) target detection (d) target segmentation

IV. 표적 분류

제안하는 기법에서는 분리된 표적 영역에 대한 윤곽 정보를 기반으로 표적의 종류를 분류한다. 이때 중요한 고려 사항이 특징추출과 분류 모델이다. 앞서 언급에서와 같이, 적외선 영상은 미세한 환경 변화와 시스템 요소에 의해 아주 작은 시간차에도 영상 정보의 차이가 발생한다. 획득 영상의 분석을 통해 일시적인 대기 변화, 바람 등으로 인한 온도 변화가 발생하여 시스템 상 1초 이내의 같은 시점의 영상에서도 표적과 배경의 밝기값이 차이가 발생하였다. 따라서, 일반적인 텍스처 기반의 특징값에서는 동일 표적에 대한 일관성 있는 특징을 정의하기 어렵다.

앞서 언급한바와 같이, 본 논문에서 설명하는 시스템은 기동 표적에 대한 적외선 영상을 대상으로 하고 있다. 따라서, 3장에서와 같이 영상의 정합을 통해 표적 영역을 분리하고 있으며, 이는 정확도 높은 표적 영역 추출을 보장한다. 제안하는 기법에서는 이러한 정보를 바탕으로 윤곽 기반의 특징을 활용하여 표적 분류 모듈을 설계하였다.

표적의 윤곽을 이용한 특징에는 대표적으로 BAS(Beam Angle Statistics) 특징값을 들 수 있다[17]. BAS는 윤곽의 주요 픽셀간의 빔(beam) 사이의 각도를 통계적으로 계산하여 특징값으로 사용하는 기법으로써, 특징 픽셀들의 설정과 빔 간의 각도 계산을 기본으로 한다. 윤곽 특징 픽셀간의 빔 간의 각도의 통계적 특성을 이용하므로, 표적 영역 추출 과정

에서 발생할 수 있는 다양한 지역적 오차에 강건할 수 있다. 그러나, 특징 픽셀의 선정에 따른 결과의 차이가 발생하며, 윤곽 설정 오차가 특징픽셀의 선정에 큰 영향을 미치게 된다. 따라서, 주어진 표적 영역과 윤곽 정보에 강건한 특징 픽셀 선택 기법이 필요하며, 제안하는 기법에서는 SURF 특징 추출 기법을 적용하였다.

특징점 추출 알고리즘인 SURF는 크게 영상 내에서 계산되는 특징점을 추출한 후, 특징점을 표현하는 값을 계산하는 단계로 이루어진다. 특징점 추출은 영상에서 코너(Corner) 점을 선택하여 사용한다. 가장 널리 사용되는 코너 판별식은 근사 헤시안 행렬 (approximated hessian matrix)이며, 행렬식의 값이 0보다 큰 경우 코너로 판단한다.

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (10)$$

근사 헤시안 행렬을 구성하는 D는 가우시안 커널 (gaussian kernel)의 2차 편도 함수 (second order partial derivative)의 근사식을 의미하며, 각각의 근사식은 그림 5와 같이 필터 (filter)의 형태로 영상에 회전 (convolution)된다. 필터 내부 구성은 밝기에 따라 각각 -2, 0, 1의 가중치가 부여된다.

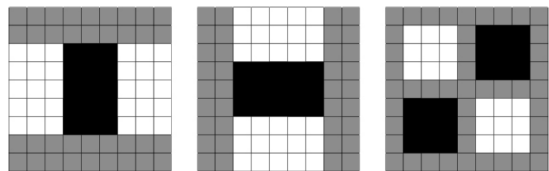


그림 5. 근사 헤시안 행렬 필터. (a) Dxx (b) Dyy (c) Dxy
 Fig. 5. Filters of approximated hessian matrix. (a) Dxx (b) Dyy (c) Dxy

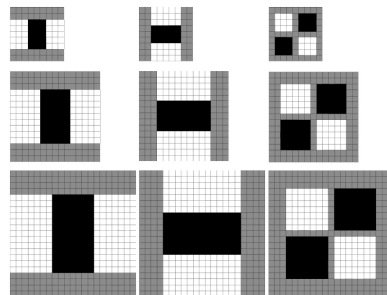


그림 6. 피라미드 필터
 Fig. 6. The pyramid of filters

필터들은 그림 6과 같이 스케일이 일정하게 증가되는 피라미드(Pyramid) 방식을 적용하여 영상 내에서 다양한 스케일의 코너를 탐지한다. 탐지된 각 특징점에 대하여 특징값을 계산하며, 검출된 특징점의 위치 주변의 화소 값을 이용하여 특징점의 방향을 계산한다. 그림 7과 같이 x 방향과 y 방향으로의 1차 도함수에 해당하는 하-웨이블릿 필터 (haar-wavelet filter)로 회선시킨 후, 결과로 얻어지는 기울기의 크기와 방향을 사용하여 결정한다.

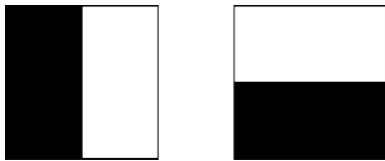


그림 7. 하-웨이블릿 필터
Fig. 7. The haar-wavelet filters

그림 7에서의 필터의 구조는 1과 -1로 구성된다. 또, 필터의 크기는 2x2로 고정된다. 기울기가 계산되는 화소 값들의 범위는 특징점의 스케일에 따라 다르며, 계산된 기울기들은 그림 8의 사각형에 해당한다.

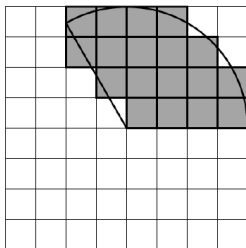


그림 8. 특징점의 방향 계산
Fig. 8. The orientation calculation of interesting points

특징점의 위치를 중심으로 하는 부채꼴 모양의 슬라이딩 윈도우 (sliding window)가 360° 회전하면서 윈도우 내부의 기울기들을 모두 더하여 다수의 벡터를 생성한다. 이 벡터들 중에서 가장 크기가 큰 벡터의 방향이 특징점의 방향이 된다.

방향이 계산된 특징점은 최종 단계인 벡터 형태의 서술자(descriptor)로 구성된다. 이는 그림 9와 같이 특징점의 위치와 방향을 기준으로, 주변의 화소 값들을 이용해 20x20의 기울기들을 다시 계산한다. 그림 9에서 화살표는 특징점의 방향을 의미한다. 계산된 기울기들은 5x5의 기울기 16개로 분할된다. 5x5의 기울기는 x 방향의 기울기와 y 방향의 기울기로 분류된 다음 합이 계산된다. 즉, x 방향과 y 방향에 따라

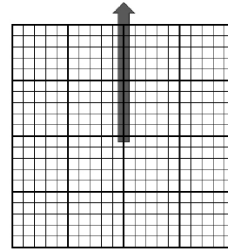


그림 9. 서술자 계산을 위한 기울기 분할
Fig. 9. The gradient partition for descriptor configuration

기울기를 나눈 다음, 모두 합한 값과 절댓값을 취한 후 합한 값을 계산함으로써 총 4개의 값이 계산된다. 나머지 5x5 기울기에서도 이를 동일하게 적용하면 총 64개의 값이 계산되며, 이를 이용해 64차원의 서술자를 구성하게 된다. 방향과 절댓값뿐만 아니라 값의 크기도 고려하여 분류하면 총 8개의 값이 계산된다. 이를 이용하여 구성된 서술자는 128차원이 된다. 일반적인 텍스처 기반의 SURF 특징점 추출과정은 매우 복잡하고, 많은 계산 시간을 소요한다. 그러나, 제안하는 기법은 기동 표적의 분리 후, 표적 영역에 대한 SURF 특징점만을 검출하므로, 표적 내/외의 구분이 확실하고, 텍스처 정보 또한 영역내의 픽셀의 카운트 만으로 가능하기 때문에 수행시간이 매우 짧게 이루어진다.

분리된 표적 영역에서 SURF 특징점을 추출하면 표적 영역 영상이 텍스처 정보를 포함하지 않으므로 특징점은 표적의 윤곽 영역에서 발생하며, 서술자의 값은 주변 윤곽의 에지 성분으로 구성된다. 표적 분리 영역에서 SURF를 추출하는 이유는 적외선 영상에서는 미세한 환경의 변화가 표적 영상의 텍스처 변화에 그대로 반영되기 때문에 일반적인 텍스처 영상

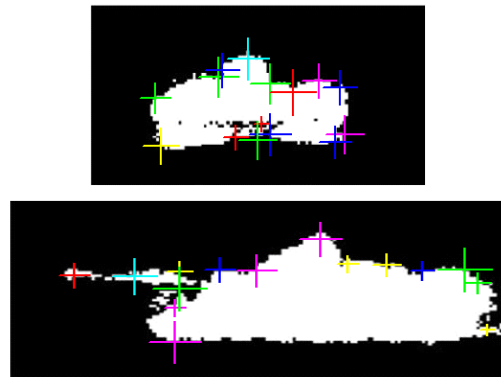


그림 10. SURF 특징 추출 예
Fig. 10. The example of SURF feature point extraction

에 대한 SURF 특징값의 적용이 균일성을 잃는다. 따라서, 기동 표적의 특성을 이용하여 분리된 이진 표적 영역에 대하여 SURF 특징점을 구하여, 표적의 윤곽 중 특이점을 가지는 픽셀을 일관되게 추출하여 표적 분류의 특징으로 활용한다. 그림 10은 적외선 영상에서 분리된 표적 영역에 대하여 SURF 특징 값을 추출한 예를 나타낸다. 예에서는 실험과정에서 추출한 15개의 선별된 SURF 특징점의 위치를 표시하고 있으며, 기울기의 크기에 따라 +기호의 크기를 달리 하도록 표시 하였다.

표적 윤곽의 주요 특징 점이 결정되면, 각 특징점 간의 빔을 설정하고 각도를 이용하여 특징값 BAS를 계산한다. BAS의 기본이 되는 빔 앵글의 계산은 식 (11)과 그림 11에서 나타내고 있다. 빔 앵글은 특징점 픽셀 중 i 번째를 기준으로 할 경우, 전후 k 번째 위치의 픽셀과의 벡터를 이용하여 각도를 계산할 수 있다. 식 (11)과 같이 두 각도의 차이를 k 에 대한 특징값으로 활용하며, 다양한 k 값에 대한 히스토그램이 구성된다. 그림 11은 k 가 4일 경우에 대한 한 예를 나타낸다.

$$c_k(i) = \text{ang}(v_{i-k}) - \text{ang}(v_{i+k}) \quad (11)$$

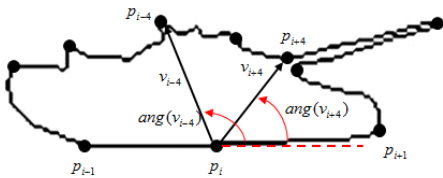


그림 11. 빔 앵글 계산 예
Fig. 11. The example of beam-angle calculation

분류 모델은 오류 역전파 신경망(Backpropagation Neural Networks)을 사용하였다. 오류 역전파법은 네트워크에 어떤 입력패턴을 가하고 전방향으로 전파시켜 그때 출력값을 계산하여 원하는 결과와 비교한 후 그 오차를 줄이는 방향으로 가중치를 변화시키는 방법이다. 출력층에서의 오차를 이용하여 최종 은닉층과 출력층사이의 가중치를 변화시키게 되므로 오차 역전파법이라 한다. 이 학습은 가중치 공간에서 오차의 기울기를 감소시키는 방향으로 가중치를 변화시키는 최대경사법(steepest gradient descent method)이다.

표적 특징 벡터에 대한 분류에는 신경망[18][19], SVM(Support Vector Machine)[20], Adaboost, Deep learning 등의 다양한 기법이 연구되어왔다. 그러나, 제안하는 기법의 목표가 되는 시스템이 응용 연구 단계의 연구이며,

시스템의 요구에 따라 4~10개의 다양한 표적 분류 클래스가 존재할 수 있는 점, 그리고 단계별 성능 분석의 용이성 등을 고려하여 구현과 성능 예측이 간단하고 복잡한 다중 클래스 분류에서도 일정 수준의 성능을 보장하는 신경망 기법을 우선적으로 채용하였다.

제안하는 기법에서는 입력층과 출력층을 제외한 은닉층은 1개 층으로 구성하였으며, 은닉층의 개수는 최대 50개, 출력층은 최대 10개의 노드로 구성하였다. 출력층은 시스템의 요구에 따라 출력 벡터가 변경된다. 본 논문에서는 4개 및 6개 표적 분류에 경우에 대한 실험을 설명하였으므로, 최대 출력 노드는 6개로 설계되었다.

V. 실험 결과

제안하는 기법의 표적 분류 성능을 확인하기 위하여, 초기 개발단계에서 획득한 실제 적외선 영상과 모의 적외선 영상을 이용하여 성능평가를 수행하였다. 표 1에서는 실험에 사용된 영상의 예를 나타낸다. 군사 장비의 연구 개발 과정에서 획득한 데이터이므로, 보안상의 이유로 세부적인 표적의 명칭은 생략하였다.

표 1. 실험 영상
Table 1. Images in experiment

영상	표적 종류
실제 적외선 영상	Tank A
	Tank B
	Armored
	SUV
모의 적외선 영상	Tank A
	Tank B
	Armored A
	Armored B
	Truck
	Car

실제 적외선 영상은 4종의 지상 표적에 대한 영상이며, 각 표적 당 400 개의 영상을 선별하여 각각 학습과 분류를 수행하였다. 모의 적외선 영상은 모의 영상 생성 시스템으로부터 획득한 영상으로써, 미리 설정된 시나리오에 따라 배경을 모델링하고, 적외선 영상에서 발생할 수 있는 신호 레벨을 모의하여 표적 영상을 생성한다. 모의 적외선 영상에서는 6종의 지상 표적에 대한 영상이며, 표적 당 400개의 영상을 선별하

였다. 실제 적외선 영상은 전방 환경에서 기동 훈련 중인 표적에 대하여 획득한 영상이며, 모의 적외선 영상은 정밀도 높은 3D 모델링을 이용하여 표적을 구성하여 영상으로 획득하였다. 그림 10은 실제 적외선 영상 및 모의 적외선 영상에 대한 표적 분류 결과를 나타낸다.

영상의 개수가 표적 당 400개인 이유는 표적의 자세 중에서 기본적인 정면, 후면, 좌측면, 우측면의 4가지 방향에 대하여 각 100 개를 선정 한 결과이다. 다양한 지형 환경과 고도에 따라서 표적의 자세는 적게는 8종, 많게는 십 여 중에 이를 수 있기 때문에, 응용 단계의 실험적 시스템 개발 에서는 인지적으로 구분이 확실한 4종의 방향에 대해서만 우선적으로 연구를 진행하였다.

그림 12와 13은 선택된 표적 영상을 이용한 표적 탐지/분류 실험 결과를 나타낸다. 실험은 각 표적 영상에 대하여 50%를 임의의 선택하여 학습시키고, 나머지 50%를 분류 실험 영상으로 하는 교차 검증(Cross Validation) 기법을 100회 반복하여 분류 결과를 확인한 실험이다. 가로축은 신경망 은닉층의 노드의 개수이며, 세로축은 분류 결과를 정리한 백분율의 결과이다.

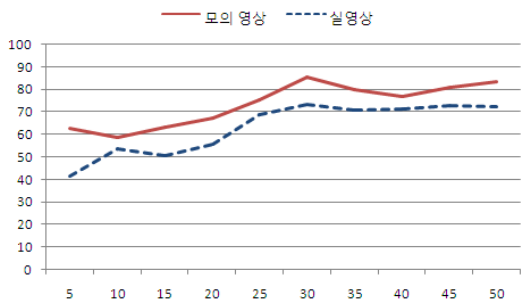


그림 12. 표적 분류 실험 결과
Fig. 12. The experimental result

그림 12는 4종의 방향의 표적을 모두 다른 표적으로 간주하여 표적 분류를 실험한 결이다. 모델링된 환경 하에서 생성된 모의 적외선 영상에서 약 10% 가량 높은 분류 성능을 확인하였으며, 은닉층의 노드의 개수가 25개 이상이 되면 성능에 큰 변화를 확인할 수 없었다. 모의 적외선 영상에서의 표적 분류는 최대 85% 수준으로 확인되었으며, 실 적외선 영상에서의 표적 분류는 최대 73% 수준으로 확인되었다. 대부분의 오류는 Tank 표적에서 발생되었으며, 이는 두 종류의 Tank 표적의 형태적 차이가 다소 작기 때문이다. 또, 표적 방향의 경우 정면과 후면의 분류 오류가 다수 발생하였다. 이는 적외선 영상에서 지상 표적의 정면과 후면의 구분이 매우

어렵기 때문이며, 수평 고도에서는 육안으로도 구별이 용이하지 않은 경우가 다수 있음을 확인하였다. 그림 13은 표적 분류의 카테고리를 정후면/좌우측면 2개의 카테고리로 정리했을 때의 분류 결과를 나타낸다.

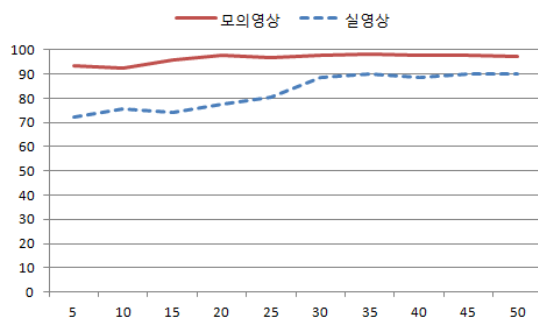


그림 13. 표적 분류 실험 결과
Fig. 13. The experimental result

본 실험에서는 일정 수준의 분류 모델 구조에서 90% 이상의 높은 분류 성능을 도출하였다. 이는 동일한 형식의 실험을 통해 정후면의 분류가 매우 어려움을 확인할 수 있다. 분류 특징값이 윤곽 기반의 통계값 이므로 좌우측면의 분류에서는 큰 어려움이 없으나, 영상 기반으로 구분이 어려운 표적의 정후면 구분은 전체 분류 성능에 큰 영향을 미침을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 적외선 영상에서 표적 영역을 분리하고 SURF 기반의 특징을 추출하여 표적 분류를 수행하는 기법에 대하여 설명하였다. 실험 결과, 실제 적외선 영상에서는 최대 73% 수준의 낮은 분류 결과를 확인하였으며, 모의 적외선 영상에서는 85% 수준의 분류 성능을 확인할 수 있었다. 그러나, 전후면에 구분에 대한 획기적인 처리가 기본적으로 필요한 상태이다. 운용적 측면에서 지상 위협 표적의 전면과 후면 상태는 곧 아군 장비의 대응과 운용에 직결되는 가장 중요한 요소이기 때문이다.

현재의 기초 연구 단계에서는, 다양한 지형 요소와 고도, 방향에 적응적인 기법으로써는 미진함을 확인할 수 있었다. 또한, 충분한 수준의 실험이 미진한 상태이며, 표적의 종류와 실험 환경에 따라 앞서 언급한 분류 결과가 상당한 차이가 발생할 수 있다. 또한, 적외선 영상의 특성상, 가시광 대역의 영상에 비해 많은 정보를 포함하지 못하기 때문에, 표적의 분류

에 활용할 수 있는 기법이 제한적이다. 표적 영상에 대한 특징 추출과 분류에 대한 연구는 민간 분야에서 매우 많은 기법들이 제시되고, 검증되어 왔다. 이러한 기법들에 대한 다양성 있는 접근이 지속적으로 필요하다.

본 논문에서 언급된 군사용 영상 시스템은 주/야간에 대한 적용을 위해 적외선 영상을 기반으로 하고 있다. 따라서, 일반 환경에서의 지상 표적이 적외선 영상에서 보일 수 있는 다양한 특징에 대한 물리적 분석이 함께 이루어져야 우수한 표적 분류 시스템을 구축할 수 있다. 또한, 작은 신호레벨의 표적에 대한 추적과 분류는 군사적 화력 무기 기반의 시스템에서 다수 연구가 진행되어 왔으나, 지상 표적에 대한 연구는 현재 시작 단계이다. 따라서, 향후 더욱 다양한 방향에서의 표적 탐지와 분류 기법 개발이 진행될 예정이다.

참고문헌

- [1] Jae Hyup Kim, Gyu Hee Park, Jun Ho Jeong, and Young Shik Mood, "Gunnery Classification Method using Shape Feature of Profile and GMM," *Journal of IEEK CI*, Vol. 48, No. 5, pp. 16-23, Nov. 2011.
- [2] Sun-Gu Sun, Hyun Wook Park, "Automatic Target Recognition by selecting similarity-transform- invariant local and global features," *Journal of IEEK SP*, Vol. 3, No. 4, pp. 10-20, July 2002.
- [3] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, no. 10, pp. 1615-1630, 2005.
- [4] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [5] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," *Proc. of European Conference on Computer Vision*, Vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [6] D. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features", *Proc. of ICCV*, 1999.
- [7] H. Bay, Beat Fasel, and Luc Van Gool, "Interactive museum guide: Fast and robust recognition of museum objects," *Proc. of First International Workshop on Mobile Vision*, 2006.
- [8] H. Tamimi, H. Andreasson, A. Treptow, T. Duckett, and A. Zell, "Localization of mobile robots with omnidirectional vision using particle filter and iterative SIFT," *Proc. of 2nd European Conf. on Mobile Robots (ECMR'05)*, September 2005.
- [9] A. C. Murillo, J. J. Guerrero, and C. Sagues, "SURF Features for Efficient Robot Localization with Omnidirectional Images," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3901-3907, 2007.
- [10] S. Se, D. Lowe, and J. Little. "Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant feature," *Proc. of the International Conference on Robotics & Automation (ICRA)*, 2001.
- [11] M. Cummins and P. Newman, "FAB-MAP: Probabilistic Localization and Mapping in the Space of Appearance," *International Journal of Robotics Research*, Vol. 27, No. 6, pp. 647-665, 2008.
- [12] Hyunsup Yoon, Youngjoon Han, and Hernsoo Hahn, "Extended SURF Algorithm with Color Invariant Feature and Global Feature," *Journal of IEEK SP*, Vol. 46, No. 6, pp. 58-67, Nov. 2009.
- [13] Minku Kang, Wonkook Choo, and Seungbin Moon, "Face Recognition based on SURF Interest Point Extraction Algorithm," *Journal of IEEK CI*, Vol. 48, No. 3, pp. 58-67, May 2011.
- [14] P. A. Viola and M. J. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *Proc. of CVPR*, pp. 511-518, 2001.
- [15] J. Shi and C. Tomasi, "Good Features to Track," *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 593-600, 1994.
- [16] C. Harris and M.J. Stephens, "A combined corner and edge detector," *In Alvey Vision*

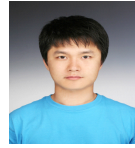
Conference, pp. 147-152, 1988.

[17] N. Arica et al, "BAS: a perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics," Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp. 1627-1639, 2003.

[18] Young-Gu Lee and Woo-Seung Choi, "Learning Networks for Learning the Pattern Vectors Causing Classification Error," Journal of KSCI, Vol. 10, No. 5, pp. 77-86, Nov. 2005.

[19] S. K. Kang, Y. U. Kim, I. M. So, and S. T. Jung, "Enhancement of the Correctness of Marker Detection and Marker Recognition based on Artificial Neural Networks," Journal of KSCI, Vol. 13, No. 1, pp. 89-97, Jan. 2008.

[20] Kwang Seong Kim and Doosung Hwang, "Support Vector Machine Algorithm for Imbalanced Data learning," Journal of KSCI, Vol. 15, No. 7, pp. 11-17, July 2010.



천 승 우
 2002: 영남대학교
 전기전자공학부 공학사.
 2005: 도우호쿠대학
 응용정보과학 공학석사.
 2008: 도우호쿠대학
 응용정보과학 공학박사
 현 재: 삼성탈레스 전문연구원
 관심분야: 신경망회로, 패턴인식
 Email : sw45.chun@samsung.com



이 중 민
 2007: 한양대학교
 컴퓨터공학과 공학사.
 2009: 한양대학교
 컴퓨터공학과 공학석사.
 현 재: 한양대학교
 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야: 영상처리, 영상개선
 Email : jmlee@visionlab.or.kr

저 자 소 개



김 재 협
 2001: 한양대학교
 전자계산학과 공학사.
 2003: 한양대학교
 컴퓨터공학과 공학석사.
 2008: 한양대학교
 컴퓨터공학과 공학박사
 2008: 한양대학교 엠비엔트 인텔리전스
 SW연구팀 박사후연구원
 현 재: 삼성탈레스 책임연구원
 관심분야: 지능형 영상처리, 패턴인식
 Email : jaehyup.kim@samsung.com



문 영 식
 1980: 서울대학교
 전자공학과 공학사.
 1982: 한국과학기술원
 전기 및 전자공학과 공학석사.
 1990: University of California at
 Irvine 컴퓨터공학과 공학박사
 현 재: 한양대학교 컴퓨터공학 교수
 관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리,
 패턴인식
 Email : ysmoon@hanyang.ac.kr



최 봉 준
 2008: 경희대학교 전자공학과 공학사.
 현 재: 삼성탈레스 선임연구원
 관심분야: 아날로그/디지털 신호처리
 Email : bj19.choi@samsung.com