

표적분할 신뢰도 값 기반의 형태특징과 지역특징을 이용한 차량표적 분류기법 연구

양동원^{*,1)} · 이용현¹⁾ · 곽동민¹⁾

¹⁾ 국방과학연구소 제5기술연구본부

A Study on Vehicle Target Classification Method Using Both Shape and Local Features with Segmentation Reliability

DongWon Yang^{*,1)} · Yonghun Lee¹⁾ · Dongmin Kwak¹⁾

¹⁾ The 5th Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea

(Received 16 May 2016 / Revised 26 August 2016 / Accepted 9 December 2016)

ABSTRACT

To classify the vehicle targets automatically using thermal images, there are usually two main categories of feature extraction method, local and shape feature extraction methods. Since thermal images have less texture information than color images, the shape feature extraction method is useful when the segmentation results are correct. However, if there are some errors in target segmentation, the shape feature may contain some errors, then the classification accuracy can be decreased. To overcome these problems, in this paper, we propose the segmentation reliability estimation method for target classification. The segmentation reliability can be estimated by using the difference information of average intensities and edge energies between the target and the background area. The estimated segmentation reliability is applied in the decision level fusion method of classification results using both shape and local features. Experiment results using the thermal images of the vehicle targets (main battle tank, armored personnel carrier, military truck, and an estate car) show that the proposed classification method and the segmentation reliability estimation method have a good performance in classification accuracy.

Key Words : Image Segmentation(영상분할), Local Feature(지역특징), Shape Feature(형태특징), Segmentation Reliability (분할 신뢰도), Target Classification(표적 분류)

1. 서론

영상을 기반으로 표적을 분류하는 경우 표적의 윤곽선을 추출하여 표적의 형태를 분석하는 기법이 많이 이용된다. 이러한 방법을 이용할 경우 표적의 형태를 추출하는 영상 분할 기법이 표적 분류 결과에 큰 영향을 미치게 된다. 즉, 영상 분할이 정확하게 이루어

* Corresponding author, E-mail: dwyang@add.re.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

저서 표적 형태를 온전하게 추출 할 수 있다면, 표적 분류가 정확하게 이루어 질 수 있으나, 만일 분할이 정확하게 되지 못한 경우 표적을 오분류 하는 현상이 나타나게 된다. 이러한 어려움으로 기존의 표적 분류 기법은 표적 분할 결과를 활용하지 않는 특징 추출 기법을 많이 활용하였다. 그 대표적인 예로 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)^[1], SURF(Speed Up Robust Features)^[2], HOG(Histograms of Oriented Gradients)^[3], PHOG(Pyramid HOG)^[4] 및 DPM(Deformable Part Model)^[5,6] 방법이 주로 사용되고 있다.

SIFT 방법은 다양한 크기(scale)의 영상을 이용하여 keypoint를 추출한 뒤 각 keypoint에서 방향성 정보를 서술자(descriptor)로 추출하여 특징으로 활용하는 기법이며, SURF 방법은 SIFT와 유사하지만 속도가 향상된 크기 및 회전 불변의 특징 추출 기법이다. HOG 방법은 영상 내에서 보행자를 검출하는 기법에 적용된 특징 추출 기법으로써, 정해진 cell 내부의 방향성 정보를 분석하고 히스토그램화 하여 특징으로 사용하는 방법이다. PHOG 기법은 HOG 방법의 변형으로, pyramid 이미징 기법과 HOG 추출 기법을 결합하여 사용하는 방법이다. DPM 방법은 2010년도에 제안된 방법으로 보행자 전체의 검출과 사람의 부분별 모델을 적용하여 부분 검출 결과를 확률적으로 결합하여 영상 내 사람이 일부 가려지거나 형태의 변화가 일어났을 때 강인하게 탐지 할 수 있는 방법이며, 많이 활용되고 있다.

표적 분할 결과를 활용하는 특징 추출 기법으로는 형태 특징 추출 기법이 있다. 대표적인 형태 특징 추출 기법으로는 중심점과 경계점의 거리를 기반으로 하는 RFD(Radial Fourier Descriptor) 방법과, 표적 영역에 대한 2D Fourier 변환을 이용하는 GFD(Generic Fourier Descriptor) 방법, orthogonal basis function 기반의 ZMI(Zernike Moments Invariants) 방법 등이 존재한다^[7-12]. 최근에는 SC(shape context)^[13] 및 JD(Junction Descriptor)^[14] 방법이 연구되었으며, 열 영상을 기반으로 제안된 TTC(Target Trait Context)^[15] 방법이 연구되었다.

그러나, 군사적 목적으로 표적을 분류하는 장치에서는 일반적으로 주야간 활용 가능성을 고려하여 열 영상(Thermal Image)을 기반으로 표적 분류를 수행하고 있다. 열 영상은 칼라 영상에 비해서 경계 부분이 불분명하고, 배경 및 환경 조건에 따라 표적의 경계가 달라 질 수 있다. 즉, 표적 기동에 따른 화염 발생 시

화염도 표적 부분으로 검출되어 표적의 형상이 다른 형태로 나타날 수 있다. 이로 인해 열 영상을 기반으로 표적 분류를 수행할 경우 표적 분할 결과가 배경 및 환경 조건에 따라 달라질 수 있으며, 그에 따라 표적의 오분류 가능성이 커지게 된다. 칼라 영상에 많이 적용되고 있는 지역 특징 추출 기법의 경우 열 영상이 칼라 영상에 비해서 정보량이 적은 단점으로 인해서 활용이 제한되며, 분류 결과의 정확도도 칼라 영상에 비해 떨어지게 된다.

본 논문에서는 상기 논의된 열 영상을 기반으로 하는 표적 자동 분류의 어려움을 해결하기 위해서, 표적 분할 기법의 신뢰도를 추출하는 새로운 방법을 제안하였으며, 이를 바탕으로 표적 분할 결과의 신뢰도에 따라 형태 특징과 지역 특징을 이용한 분류 결과를 융합함으로써, 표적 자동 분류 결과를 개선시키는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 4종류의 차량 표적을 이용한 분류 실험을 통해서 그 성능이 기존의 형태특징과 지역특징을 이용하는 기법에 비해서 우수함을 입증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 표적 자동 분류 기법에 대하여 자세한 설명을 나타내었으며, 3장에서는 표적 분할 신뢰도 추출 실험 결과와 표적 자동 분류 실험 결과를 나타내었다. 마지막으로 4장에서는 결론을 기술하였다.

2. 표적 분할 신뢰도 기반 표적 분류 방법

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 표적 분할 신뢰도 기반의 표적 자동 분류 방법을 소개한다. 제안하는 방법은 열 영상을 기반으로 표적 분할을 적용하고, 분할 된 결과를 분석하여 분할 신뢰도를 추출한다. 이렇게 추출된 표적 분할 신뢰도를 기반으로 표적 분할 신뢰도가 높은 경우 형태 특징 기반의 표적 분류 결과를 활용하고, 그 반대의 경우 지역 특징 기반의 표적 분류 결과를 적용 할 수 있는 표적 자동 분류 기법을 제안하였다. 이 방법은 형태 특징 추출 기법의 장점을 잘 보존하면서, 표적 분할의 신뢰도가 떨어진 경우 자연스럽게 지역 특징의 결과를 사용함으로써, 표적 자동 분류 결과의 정확도를 높이는 효과가 있을 것으로 기대된다. 2.1절에서는 전체적인 표적 자동 분류 방법에 대해서 설명하고, 2.2절과 2.3절에서는 제안하는 표적 분할 신뢰도 추출 기법과 신뢰도를 기반으

로 형태특징을 활용한 표적 분류결과와 지역특징을 활용한 표적 분류결과를 융합하는 방법에 대하여 상세히 설명한다.

2.1 제안하는 표적 자동 분류 방법

Fig. 1에 제안하는 표적 자동 분류 방법의 개념도를 나타내었다. 입력으로는 열 영상 비디오 시퀀스를 받고, 입력 열 영상 비디오 시퀀스를 이용하여 자동 표적 분할을 수행한다. 이때, 표적 분할은 열상 시퀀스에서 성능이 우수한 백그라운드 모델링 기법을 적용하였다. 배경 모델을 구성하여, 새로운 영상이 입력되었을 때 기존의 배경 모델로부터의 거리를 체크하여 전경/배경을 분리하는 기법이 적용되었다. 표적 분할 결과는 표적의 이진 마스크 영상이며, 그레이 영상과 이진 마스크 영상은 표적 분할 신뢰도 추출 기법에 입력 영상으로 사용된다. 표적 분할 신뢰도 추출 기법에서는 표적 밝기 분포 및 경계 에너지를 분석하여 표적 분할 결과의 신뢰도를 계산하고, 계산된 결과는 표적 분할 신뢰도 값으로 추출되어 표적 분류 기법에 입력 값으로 반영된다. 표적 분류 기법에서는 지역 특징과 형태 특징을 기반으로 표적 자동 분류를 수행한 뒤 분류 결과를 표적 분할 신뢰도를 고려하여 융합 처리 하게 된다.

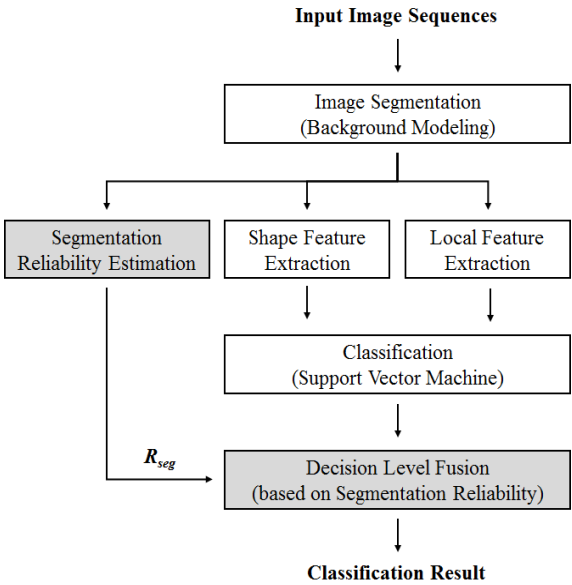


Fig. 1. Proposed target classification method based on segmentation reliability

2.2 표적 분할 신뢰도 추출 방법

Fig. 2에는 본 논문에서 제안하는 표적 분할 신뢰도 추출 방법을 나타내었다.

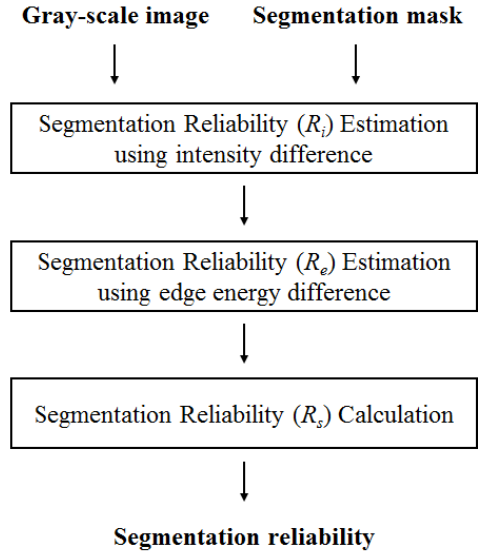


Fig. 2. Segmentation reliability estimation method

입력으로는 그레이 영상과 영상 분할 결과인 이진 마스크 영상을 받는다. 이진 마스크 영상이 표적을 적절히 분할하고 있는지를 판단하기 위해서 먼저 표적 부분과 배경 부분의 평균 밝기를 계산한다. 이때, 표적 영역의 크기에 맞게 배경 영역도 표적으로부터 가까운 영역 기준으로 같은 수의 픽셀만큼을 추출하여 평균을 구한다. 이렇게 구한 표적 영역과 배경 영역의 평균을 각각 μ_t 와 μ_b 라 하면, 그 값은 수식 (1), (2)로 계산 할 수 있다.

$$\mu_t = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} I_t(x_i, y_i) \tag{1}$$

$$\mu_b = \frac{1}{N_b} \sum_{i=1}^{N_b} I_b(x_i, y_i) \tag{2}$$

이때, $I_t(x, y)$ 는 표적 픽셀의 밝기 값을 나타내고, $I_b(x, y)$ 는 배경 픽셀의 밝기 값을 나타내며, N_t 와 N_b 는 각각 표적 픽셀의 수와 배경 픽셀의 수를 나타내며, $N_t = N_b$ 가 되도록 배경 픽셀을 선정하였다.

일반적으로 표적으로 분할 된 영역이 배경으로 분할 된 영역과 밝기 차이가 많이 날 경우 분명한 경계선을 나타내는 분할 결과를 수행했다고 볼 수 있으며, 표적 영역과 배경 영역의 밝기 차이가 큰 경우가 영상 분할에 더 적합한 환경을 의미한다. 따라서 제안하는 방법에서는 표적 분할 신뢰도를 나타내는 지표로 밝기 차이를 활용하였다. 다음의 수식 (3)과 같이 밝기 차이에 의한 표적 분할 신뢰도(R_i)를 정의 했다.

$$R_i = \begin{cases} 1 & \text{if } |\mu_t - \mu_b| > \overline{D}_i \\ \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\overline{D}_i} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

이때, \overline{D}_i 값은 표적 밝기와 배경 밝기 차이의 평균을 나타내며, 평균 값 보다 차이가 큰 경우 항상 1 값으로 수렴하고, 그보다 작은 경우 평균 값 대비 비율을 이용하여 나타내었다. 결과적으로 R_i 값은 $0 \leq R_i \leq 1$ 의 범위를 가지도록 하였다.

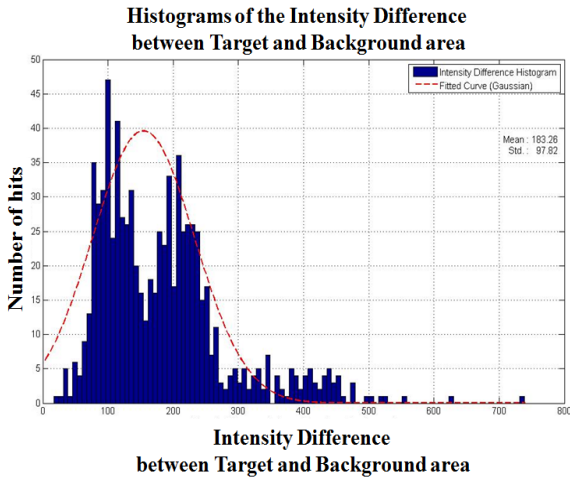


Fig. 3. Histogram analysis results of intensity difference between the target area and the background area

Fig. 3에는 \overline{D}_i 값을 계산하기 위하여 표적이 존재하는 열 영상을 기반으로 표적 영역과 배경 영역의 밝기 차이를 통계적으로 분석한 결과를 나타내었다. 표적 영역의 밝기와 배경 영역의 밝기 차이는 위의 Fig. 3과 같은 분포를 가지며, 분포를 gaussian kernel을 이

용한 curve fitting 결과 평균 183.26과 표준편차 97.82를 가지는 것으로 분석되었다. 이에 따라 본 논문에서는 표적 밝기 차이를 효과적으로 신뢰도 값으로 추출하기 위하여 \overline{D}_i 값을 183.26으로 적용하여 실험을 수행하였다.

제안하는 방법에서는 영상 분할 신뢰도의 정확도를 높이기 위하여 분할 된 영상의 경계부 에너지 차이를 이용한 신뢰도를 추가적으로 추출하여 사용하였다. 경계부분의 그레디언트 값의 합과 배경 부분의 그레디언트 값의 합을 비교하여 그 차이가 크면 클수록 경계 부분의 에너지 차이가 큰 것으로 판단하여 좀 더 신뢰도 높은 영상 분할을 수행한 것으로 판단하였다. 이를 수행하기 위하여 이진마스크 영상의 경계부 에너지 평균(μ_{te})과 배경 에너지 평균(μ_{be})을 다음의 수식 (4), (5)를 이용하여 계산하였다.

$$\mu_{te} = \frac{1}{N_e} \sum_{i=1}^{N_e} |\nabla I_t(x_i, y_i)| \quad (4)$$

$$\mu_{be} = \frac{1}{N_{be}} \sum_{i=1}^{N_{be}} |\nabla I_b(x_i, y_i)| \quad (5)$$

이때, $\nabla I_t(x, y)$ 는 표적 픽셀 (x,y)에서의 밝기 그레디언트 값을 나타내고, $\nabla I_b(x, y)$ 는 배경 픽셀(x,y)에서의 밝기 그레디언트 값을 나타내며, N_e 는 표적의 boundary 픽셀 수를 나타내며, N_{be} 는 N_e 가 되도록 선정한 배경 수를 나타낸다.

일반적으로 표적으로 분할 된 경계부와 배경으로 분할 된 부분의 경계 그레디언트 값의 평균 차이가 많이 날 경우 분명한 경계선을 나타내는 분할 결과를 수행했다고 볼 수 있으며, 영상 분할에 더 적합한 환경을 의미한다. 따라서 제안하는 방법에서는 표적 분할 신뢰도를 나타내는 지표로 경계부 에너지 차이를 활용하였다. 다음의 수식 (6)과 같이 경계부 에너지 차이에 의한 표적 분할 신뢰도(R_e)를 정의 했다.

$$R_e = \begin{cases} 1 & \text{if } |\mu_{te} - \mu_{be}| > \overline{D}_e \\ \frac{|\mu_{te} - \mu_{be}|}{\overline{D}_e} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

이때, \overline{D}_e 값은 표적 경계부의 에너지와 배경 에너

지 차이의 평균을 나타내며, 평균 값 보다 차이가 큰 경우 항상 1 값으로 수렴하고, 그보다 작은 경우 평균 값 대비 비율을 이용하여 나타내었다. 결과적으로 R_e 값은 $0 \leq R_e \leq 1$ 의 범위를 가지도록 하였다.

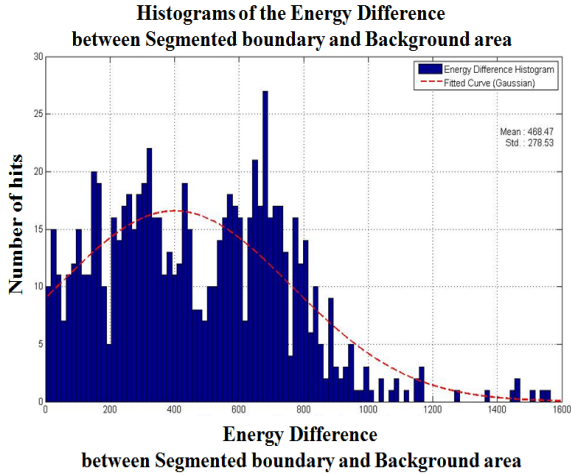


Fig. 4. Histogram analysis results of edge energy difference between the target boundary and the background area

Fig. 4에는 $\overline{D_e}$ 값을 계산하기 위하여 표적이 존재하는 열 영상을 기반으로 표적 영역과 배경 영역의 경계부 에너지 차이를 통계적으로 분석한 결과를 나타내었다. 표적 영역과 배경 영역의 경계부 에너지 차이는 위의 Fig. 4와 같은 분포를 가지며, 분포를 gaussian kernel을 이용한 curve fitting 결과 평균 468.47과 표준편차 278.53을 가지는 것으로 분석되었다. 이에 따라 본 논문에서는 경계부 에너지 차이를 효과적으로 신뢰도 값으로 추출 하기 위하여 $\overline{D_e}$ 값은 468.47로 적용하여 실험을 수행하였다.

밝기 차이 기반의 신뢰도와 경계 에너지 차이 기반의 신뢰도를 이용하여 최종 표적 분할 신뢰도(R_s)를 식 (7)을 이용하여 계산한다.

$$R_s = \alpha R_i + (1 - \alpha) R_e \quad (7)$$

이때, α 값은 주어진 영상 환경에 맞게 $0 \leq \alpha \leq 1$ 의 범위에서 가변하여 적용한다. 제안하는 방법에서는 $\alpha = 0.5$ 를 적용하여 실험을 수행하였다.

2.3 신뢰도 기반 표적 분류 결과 융합 방법

위 2.2절에서 계산한 표적 분할 신뢰도를 이용하여 표적 분류를 수행하기 위해서 다음 그림과 같은 표적 분류 방법을 제안하였다. 추출된 형태 특징과 지역 특징을 입력받아 각각 학습된 분류기를 이용하여 class의 확률 값(P_s, P_l)을 추출한다. 이때, 학습 및 분류기는 본 논문에서는 SVM(Support Vector Machine)을 사용하였으며, 각 class의 확률 값은 입력 데이터로부터 class의 support vector간의 거리의 비로 정의하여 사용하였다. 위와 같이 분류 된 결과로 나온 확률 값은 표적 분류 신뢰도를 기반으로 하는 결과 융합 방법을 적용하여 최종 확률을 계산하였으며, 그 방법은 아래의 식에 나타내었다.

$$P_d(class) = R_s P_s(class) + (1 - R_s) P_l(class) \quad (8)$$

여기서, $P_d(class)$ 는 decision level fusion이 수행된 특정 class의 최종 확률 값을 나타내며, $P_s(class)$ 와 $P_l(class)$ 값은 각각 형태 특징을 이용한 분류 결과 확률과 지역 특징을 이용한 분류 결과 확률을 나타낸다.

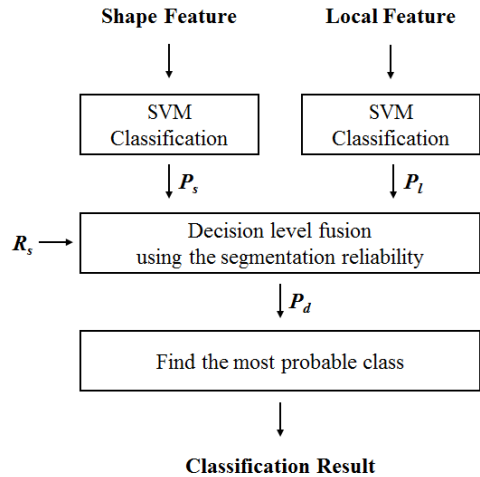


Fig. 5. Decision level fusion method for classification using the segmentation reliability

본 논문에서 제안하는 방법은 표적 분할 신뢰도를 기반으로 하고 있기 때문에 표적 분할 결과가 신뢰도 높을 때에는 형태 특징의 분류 결과를 활용하고, 반대

로 표적 분할 신뢰도가 낮은 경우 지역 특징의 분류 결과를 활용할 수 있다. 따라서 표적 분할 결과에 따라 형태 특징과 지역 특징의 장점을 융합 하여 표적 분류 결과에 반영이 가능하며, 이는 3장에 기술된 실 표적이 존재하는 열 영상 기반의 실험 결과를 통해서 입증 되었다.

3. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안하는 영상 분할 신뢰도 추출 방법을 실영상을 기반으로 실험하여 결과를 분석하였고, 기존의 형태 특징 추출 기법과 지역 특징 추출 기법을 활용하여 제안하는 표적 분류 방법을 적용한 분류 실험 수행 결과를 나타내었다.

3.1 합성 영상 기반 신뢰도 실험 결과

제안하는 신뢰도 추출 방법의 효용성 분석을 위해서 합성 영상을 생성하고, 다양한 분할 영상에 따라서 신뢰도 값이 추출 되는 것을 분석하였다.

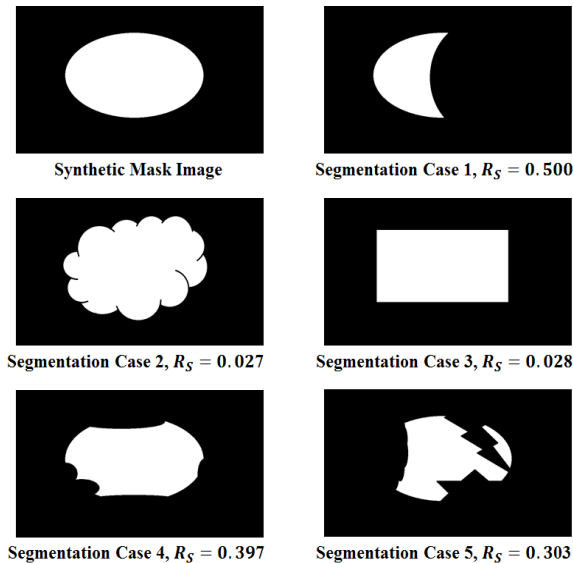


Fig. 6. Segmentation reliability test for synthetic images

먼저 Fig. 6의 합성 영상을 영상 분할의 정답으로 만들어 낸 뒤 영상 분할된 결과를 segmentation case 1 부터 5까지 생성하였다. 이때, 영상은 실제 합성된 정

답 영상과 경계가 일부분 겹치는 영상을 생성하였다. 이 영상을 이용하여 신뢰도 값을 추출 한 결과 합성 영상의 경계부와 겹치는 영역이 많은 영상이 신뢰도 값이 높게 추출 되는 현상을 확인 할 수 있었으며, 이는 제안하는 신뢰도 추출 기법이 분할 결과의 신뢰도를 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

3.2 표적 분할 신뢰도 실험 결과

제안하는 방법의 효용성 분석을 위해서 표적 분할 신뢰도가 높은 경우로부터 표적과 배경의 밝기 차이가 작은 경우, 경계 에너지 차이가 작은 경우와 밝기와 경계 에너지 차이가 모두 작은 경우에 대하여 분석을 수행하였다.

먼저 Fig. 7에는 표적 분할 신뢰도가 높게 나타나는 경우에 대한 예를 나타내었다.

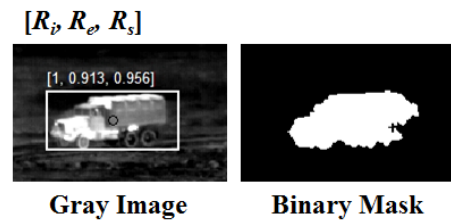


Fig. 7. An example of the high segmentation reliability

표적이 정확하게 자동 분할되었으며, 밝기 차이에 의한 신뢰도($R_i = 1.0$)와 경계 에너지 차이에 의한 신뢰도($R_e = 0.913$) 모두 높게 나타났고, 그 결과 표적 분할 신뢰도($R_s = 0.956$) 역시 높게 나타났음을 확인할 수 있었다.

Fig. 8에는 밝기 차이가 적은 경우를 나타내었다. 이 경우 육안으로도 표적과 배경을 구별하기가 어려우며, 표적 분할 결과의 신뢰도(R_s)값도 그에 따라 감소하였음을 알 수 있다. Fig. 9에는 경계 에너지 차이가 작은 경우의 예를 나타내었다. 밝기 차이는 분명하지만, 표적 중 일부만이 배경과 온도가 유사하여 표적 분할 결과에 오류가 있음을 알 수 있고, 표적 분할 신뢰도 역시 감소하였음을 알 수 있다. 마지막으로 Fig. 10에는 밝기와 경계 에너지 차이가 모두 작은 경우를 나타내었다. 이 경우 표적의 분할 결과를 표적 분류에 쉽게 사용하기 어려움을 알 수 있으며, 표적 분할 신뢰도 역시 낮은 값으로 나타남을 알 수 있다. 실험 결과로 볼 때, 제안하는 신뢰도 추출 방법은 제안 의도

에 맞게 영상 분할 결과의 신뢰성을 잘 나타냄을 확인 할 수 있었으며, 이를 활용하여 분류결과를 융합할 경우 분류 결과가 개선 될 수 있음을 확인하였다.

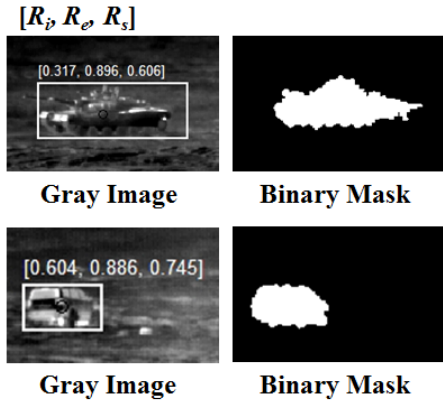


Fig. 8. Examples of the low intensity difference between target and background

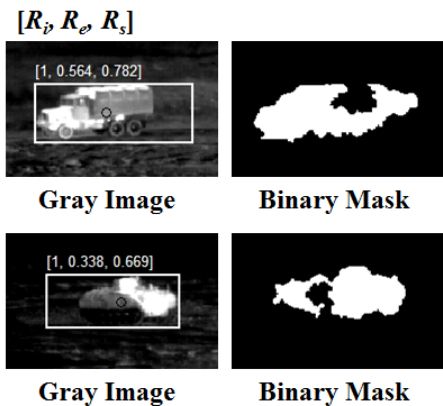


Fig. 9. Examples of the low edge energy difference between target and background

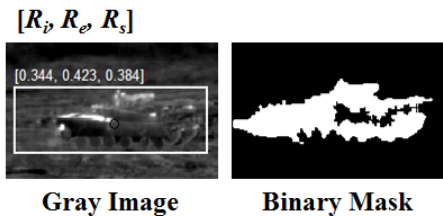


Fig. 10. An example of the low intensity and edge energy differences between target and background

3.3 표적 분류 실험 결과

제안하는 방법의 효과적인 표적 분류 결과를 확인 하기 위해서, 4가지 군용 표적(전차, 장갑차, 군용트럭, 상용차)을 이용하여 자동 분류 실험을 수행하였다. 다양한 자세의 표적이 있는 영상 800장을 이용하여, 400장을 학습에 사용하고, 400장을 테스트로 활용하였다. 학습 및 분류에는 2.3절에서 논의 된 바와 같이 SVM 을 이용하였으며, 형태 특징으로는 SC^[13], TTC^[15]를 사용하였고, 지역 특징으로는 HOG^[3]와 PHOG^[4]를 사용하였다. 실험 결과는 아래의 Table 1과 Fig. 11과 같다.

Table 1. Target classification results

Feature Extraction Method		Classification Accuracy(%)
Local Feature	HOG ^[3]	81.31
	PHOG ^[4]	82.50
Shape Feature	SC ^[13]	82.69
	TTC ^[15]	86.13
The proposed method using both shape(TTC) and local(PHOG) features with the segmentation reliability		88.88

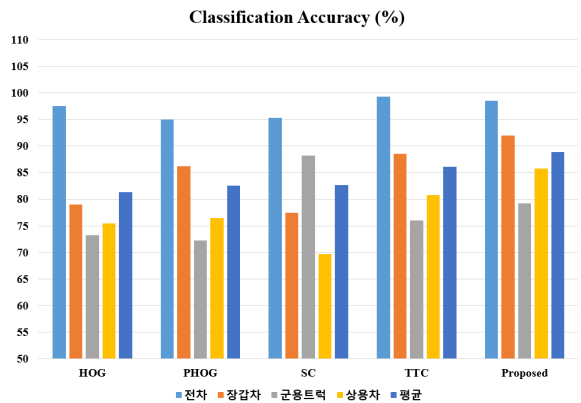


Fig. 11. Target classification experiment results

실험 결과 제안하는 방법으로 형태 특징(TTC)과 지역 특징(PHOG)을 융합 할 경우 각각 개별적으로 수행한 결과에 비해서 성능이 개선됨을 확인하였다. 이는 표적 분할 신뢰도에 따라 특징 별 분류 결과를 융

합하는 것이 표적 분류 성능의 정확도 개선에 효과적인 것을 입증하였다고 볼 수 있다.

4. 결론

본 논문은 열 영상을 이용하여 표적을 분류하는데 적합한 표적 분할 신뢰도 추출 기법을 제안하였다. 제안하는 방법은 분할 결과의 신뢰도를 추출하기 위해서 밝기 분포의 평균적 차이 값과 경계 에너지의 차이를 기반으로 신뢰도를 계산하였으며, 최종적인 표적 분할 신뢰도를 추출하였다. 또한, 추출된 신뢰도 값을 특징 별 분류 결과 융합 방법에 적용하였다.

군용 표적이 있는 열 영상을 기반으로 실험 한 결과 제안하는 표적 분할 결과의 신뢰도 추출 기법은 표적 분할 결과에 맞는 신뢰도 값을 추정하여 결과로 나타냄을 확인 할 수 있었으며, 다양한 자세의 표적 3200장을 기반으로 표적 분류 실험을 한 결과 제안하는 표적 자동 분류 방법이 형태 특징과 지역 특징의 장점을 융합하여 분류 성능 개선에 효과가 있음을 확인하였다. 향후 본 논문에 제안된 방법은 4 종의 표적을 포함하여 더 다양한 종류의 표적 영상을 기반으로 실험하여 표적 분할 신뢰도 추출 기법을 보완할 예정이며, 분류 성능 개선에도 활용 할 예정이다.

References

- [1] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int. J. Comput. Vis.*, Vol. 60, pp. 91-110, Nov. 2004.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "SURF : Speeded up Robust Features," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 404-417, 2006.
- [3] N. Dalal, and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Vol. 1, pp. 886-893, 2005.
- [4] A. Bosch, A. Zisserman, and X. Munoz, "Representing Shape with a Spatial Pyramid Kernel," in *Proc. of the 6th ACM Int. Conf. on Image and Video Retrieval*, pp. 401-408, 2007.
- [5] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 32, No. 9, pp. 1627-1645, 2010.
- [6] P. Felzenszwalb, D. McAllester, and D. Ramanan, "A Discriminatively Trained, Multiscale, Deformable Part Model," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 1-8, 2008.
- [7] N. Arica, and F. T. Y. Vural, "BAS : A Perceptual Shape Descriptor based on the Beam Angle Statistics," *Pattern Recognit. Lett.*, Vol. 24, pp. 1627-1639, 2003.
- [8] A. Oliva, and A. Torralba, "Building the Gist of a Scene : The Role of Global Image Features in Recognition," *Progress in Brain Research*, Vol. 155, pp. 23-36, Oct. 2006.
- [9] H. Riemenschneider, M. Donoser, and H. Bischof, "Using Partial Edge Contour Matches for Efficient Object Category Localization," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 29-42, 2010.
- [10] J. Xie, P.-A. Heng, and M. Shah, "Shape matching and Modeling Using Skeletal Context," *Pattern Recognit.*, Vol. 41, pp. 1756-1767, 2008.
- [11] Y. Mingqiang, K. Kidiyo, and R. Joseph, "A Survey of Shape Feature Extraction Techniques," *Pattern Recognit.*, pp. 43-90, Jul. 2008.
- [12] R. B. Yadava, N. K. Nishchalb, A. K. Guptaa, and V. K. Rastogic, "Retrieval and Classification of Objects Using Generic Fourier, Legendre Moment, and Wavelet Zernike Moment Descriptors and Recognition Using Joint Transform Correlator," *Optics & Laser Technology*, Vol. 40, pp. 517-527, 2008.
- [13] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 24, No. 24, pp. 509-522, 2002.
- [14] B. Wang, X. Bai, X. Wang, W. and Liu, Z. Tu, "Object Recognition Using Junctions," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 15-28, 2010.
- [15] D. W. Yang, H. W. Park, "A New Shape Feature for Vehicle Classification in Thermal Video Sequences," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, Vol. 26, No. 7, pp. 1363-1375, July 2016.