

다중센서-다중프레임 기반 표적분할기법

A Target Segmentation Method Based on Multi-Sensor/Multi-Frame

이 승 연*

Seung-Youn Lee

Abstract

Adequate segmentation of target objects from the background plays an important role for the performance of automatic target recognition(ATR) system. This paper presents a new segmentation algorithm using fuzzy thresholding to extract a target. The proposed algorithm consists of two steps. In the first step, the region of interest(ROI) including the target can be automatically selected by the proposed robust method based on the frame difference of each image sensor. In the second step, fuzzy thresholding with a proposed membership function is performed within the only ROI selected in the first step. The proposed membership function is based on the similarity of intensity and the adjacency of target area on each image. Experimental results applied to real CCD/IR images show a good performance and the proposed algorithm is expected to enhance the performance of ATR system using multi-sensors.

Keywords : Automatic Target Recognition(자동표적인지), Image Segmentation(영상분할), Fuzzy Thresholding(퍼지 문턱값), Multi-Sensor Images(다중센서영상), Feature Fusion(특징 융합)

1. 서론

전장 상황에서 발생하는 많은 정보를 빠르게 입수하고, 판단하며 대응하는 능력은 전장에서의 주도권 확보를 위해 매우 중요하다. 하지만 실제 전장 상황에서 사람의 피로에 따른 인지능력 저하, 불확실성, 반응속도 지연 등으로 지속적으로 신속하고 정확한 임무를 수행하는데 한계가 있다. 이에 따라 사람이 행하는 많은 부분을 자동화 하거나 보조적 차원에서 자동

으로 표적을 탐지하고 인지하는 기능에 대한 중요성이 대두되고 있다. 이와 관련하여 선진국을 중심으로 자동표적인지(ATR : Automatic Target Recognition)시스템에 관한 연구가 활발하게 진행되어 왔다^[1].

자동표적인지를 위해서는 다양한 센서가 활용되는데 특히 영상센서를 사용하는 자동표적인지 시스템에 있어 표적을 인지하기 위해 사용하는 정보로서 표적의 경계선, 색상 및 밝기정보가 많이 활용되어 왔고^[2], 최근에는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)^[3], SURF(Speeded Up Robust Features)^[4]등과 같은 표적의 국부적 특징 등을 이용한 표적인지기법이 활발하게 연구되고 있다.

표적의 밝기값 정보는 주변 환경에 따라 쉽게 변화

† 2010년 3월 26일 접수~2010년 5월 13일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 이승연(lee_sy@add.re.kr)

되어 그 특징의 현실성이 높지 않고, 국부적 특징은 표적의 크기가 작을 경우 그 특징이 추출되지 못할 수도 있는 반면 표적의 경계선은 환경에 따라 쉽게 변하지 않으며 표적과의 거리가 먼 경우에도 해당 표적을 비교적 잘 표현해 주므로 대부분의 자동표적인지 시스템에서 널리 사용되어 왔다.

이러한 표적의 경계선을 찾는 문제는 표적과 배경의 차이가 뚜렷한 경우 쉽게 경계선을 추출할 수 있으나 대부분의 실제 적외선 영상의 경우 표적내부의 온도분포가 균일하지 않으며 배경과 유사한 온도분포 특성을 가지는 영역이 존재하고, 가시광 영상의 경우에도 표적과 배경이 유사한 색 분포를 가지는 경우도 있으므로 윤곽선 추출이 쉽지 않다.

본 논문에서는 위와 같은 문제점들을 보완하면서도 안정적으로 표적의 경계선을 추출하기 위해 다중센서를 활용하고, 다중프레임을 이용하여 표적과 배경을 분할하는 기법을 제안한다. 본 논문에서 사용하는 다중센서 영상은 센서간 정렬이 이미 수행되어 있고, 센서가 고정된 상태에서 표적이 움직이는 경우를 고려하였고, 간단명료한 설명을 위하여 2개의 센서를 사용한 경우에 대하여 수식을 전개하였다. 또한 차영상을 이용하여 표적 부분을 정확히 검출하기 위해 부화소단위의 정합기법을 적용하였다. 한편, 다중센서 영상을 사용하여 표적을 분할하기 위해서 각 센서별 영상의 융합과정이 필요하며, 본 논문에서는 특징 기반 융합을 사용하기 위해 유사도와 인접도를 이용한 퍼지 멤버십 함수를 새롭게 제안하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차영상을 이용하여 표적영역(ROI : Region Of Interest)을 설정하는 기법에 대해서 설명하고, 3장에서는 다중센서의 특징 융합을 위해 유사성, 인접성을 기반으로 구성된 퍼지 멤버십 함수를 설명하고, 퍼지 문턱값을 이용한 영역 분할 기법에 대해서 기술한다. 4장에서는 제안한 알고리즘을 실제 CCD 센서와 IR 센서에 적용한 시뮬레이션 결과를 제시하였고 마지막으로 5장에서는 결론을 서술한다.

2. 차영상을 이용한 ROI 설정기법

고정된 플랫폼에서 표적 영역을 검출하는 기법은 크게 배경을 모델링하는 기법과 차영상을 이용하는 기법으로 나눌 수 있다. 배경의 모델을 이용한 기법은 배

경에 대한 확률을 계산함으로써 상대적으로 환경에 의한 영향을 덜 받으며 클러터 제거에 상대적으로 개선된 효과를 나타내지만, 화소별 배경 모델 수립시까지 일정 배경에 대한 영상이 필요하고, 계산량 및 메모리 사용량이 증가하여 움직이는 플랫폼에는 적용이 용이하지 않다. 반면 차영상을 이용한 표적영역 검출은 단순하게 영상간 차이를 통해 구현이 가능하며 빠른 계산시간을 보장하므로 감시 카메라 등에서 많이 사용되며, 본 논문에서도 차영상을 이용한 ROI 설정 기법에 대해서 연구하였다.

각 영상의 차를 이용한 ROI 설정방법은 Fig. 1과 같으며, 프레임간 영상정합, 차영상을 이용한 이진화, 모폴로지 연산, 레이블링을 이용한 표적영역(ROI) 설정과정으로 설계하였다.

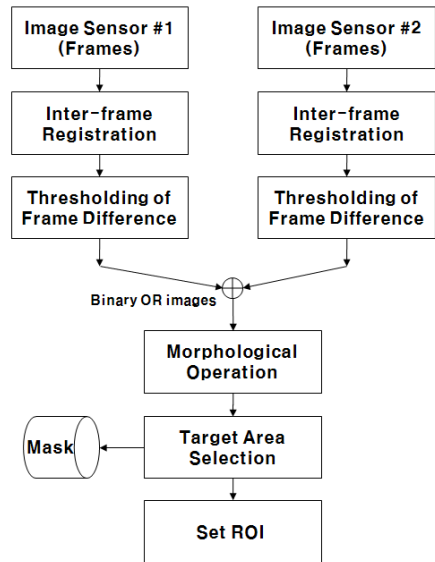


Fig. 1. 차영상을 이용한 ROI 설정기법

가. 프레임간 영상정합

차영상을 이용할 경우 센서가 고정되어 있어야 표적에 해당하는 부분만 정확하게 검출할 수 있으나 실 상황에서는 외란 및 안정화 장비 사용시 자이로 센서 드리프트 등으로 이전프레임과 현재프레임간 영상의 차이가 발생할 수 있다. 따라서 프레임간 정합이 필요하며, 이를 위해 Fourier 변환을 이용한 부화소단위 정합 기법^[5]을 사용하여 상기 서술한 바와 같은 문제점을 해결하였다. 현재 영상을 기준으로 이전 영상을 정합하였으며, 정합 정확도는 0.1픽셀로 설정하였다.

나. 차영상의 이진화

부화소 단위의 정합된 영상에서 Δt 간격의 영상차를 구한 후 영상의 이진화 작업을 수행하였다. 이때 차영상에서 각 픽셀의 값은 픽셀의 절대값차이를 이용하였으며, 차영상에서 이진화 성능이 우수한 Kapur의 Entropy Thresholding 기법을 적용하였다^[6~8]. Kapur의 최적 Threshold 값은 다음과 같이 결정된다.

$$T_{opt} = \arg \max [H_f(T) + H_b(T)] \text{ with} \quad (1)$$

$$H_f(T) = - \sum_{g=0}^T \frac{p(g)}{P(T)} \log \frac{p(g)}{P(T)}$$

$$H_b(T) = - \sum_{g=T+1}^G \frac{p(g)}{P(T)} \log \frac{p(g)}{P(T)}$$

위 수식에서 g 는 (x,y) 좌표에서의 픽셀 값이며, $p(g)$ 는 확률밀도함수이며, $P(T)$ 는 T 값까지의 확률누적함수이다. 위의 연산을 통해 이진화된 영상 $B(x,y)$ 을 다음과 같이 표현한다.

$$B(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } |f(x,y,t) - f(x,y,t - \Delta t)| \geq T_{opt} \\ 0 & \text{if } |f(x,y,t) - f(x,y,t - \Delta t)| < T_{opt} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $f(x,y,t)$ 는 t 시점에서의 영상이며, Δt 는 프레임 간격을 의미한다.

다. 모폴로지 연산

상기 연산을 통해 구해진 이진 영상은 다음과 같은 OR 연산을 통하여 하나의 영상으로 만들어 진다.

$$I_{f1} = B_{sensor1} \cup B_{sensor2} \quad (3)$$

상기 연산을 통해 처리된 영상은 다중센서의 차영상 부분을 동시에 사용함으로 단일센서일 경우보다 견실한 표적영역의 추출이 가능하다. 표적영역에서 픽셀의 군집화를 위하여 모폴로지 연산을 통해 영역의 확장을 수행한다. 이때 수식 (4)와 같은 팽창연산을 사용하였으며 아래 수식에서 E 는 구조요소(structuring element)이다^[2].

$$I_{f2} = I_{f1} \oplus E = \{z|(E)_z \cap I_{f1} \neq \emptyset\} \quad (4)$$

이렇게 얻어진 영상은 내부 영역에 구멍(Hole)이 존재하며, 이를 채우기 위해 모폴로지 연산 기반의 채구

성(morphological reconstruction) 방법^[9]을 통해 내부 구멍을 채웠으며, 그 결과 영상을 I_{f3} 로 둔다.

라. 레이블링을 이용한 표적영역선정

상기와 같은 연산을 통해 얻어진 표적은 클러스터링 어느 정도 포함하고 있을 수 있다. 이를 제거하고 영상에서 표적 영역을 추출하여야 하며, 본 논문에서는 레이블링 연산을 수행하여 영상내 가장 큰 영역을 표적영역으로 선정하였다. 표적영역을 포함하는 최소사각형을 기준으로 20% 정도의 여유를 두고 ROI를 설정하며 이 영역의 영상을 I_{mask} 라 두고(Fig. 4 (g) 참고), 원본영상에서 ROI에 해당하는 영상을 참조영역 R 이라 표기한다.

3. 퍼지 멤버십을 이용한 영상분할기법

본 장에서는 2장에서 설정된 ROI를 기반으로 퍼지 멤버십 함수를 만드는 방법과 퍼지 이진화 방법을 설명한다. 이를 Fig. 2에 나타내었다.

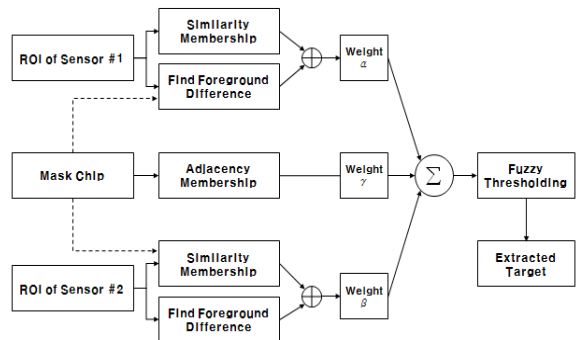


Fig. 2. 퍼지 멤버십을 이용한 영상분할 기법

가. 퍼지 멤버십 함수

1) 유사도

유사도 $S(x,y)$ 는 ROI내부의 픽셀값이 참조 영역 R 의 평균값과 유사한 정도 및 차영상에서 표적에 해당하는 부분을 나타내며, 식 (5)와 같이 정의하였다.

$$S(x,y) = C(x,y) \cup O(x,y) \quad (5)$$

위 수식에서 $C(x,y)$ 는 픽셀값 사이의 유사도를 의미하며 식 (6)과 같다.

$$C(x,y) = \left\{ 1 - \frac{|R(x,y) - \mu|}{c_1} \right\} \quad (6)$$

여기서 $c_1 = \max\{|R(x,y) - \mu|\}$ 이며, 유사도 멤버십 함수를 0과 1사이에 분포하게 하는 상수이다. μ 는 I_{mask} 에 해당하는 원본 영상에서의 평균값이다. $O(x,y)$ 는 차영상에서의 표적으로 나타나는 부분으로 다음과 같다.

$$O(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } \{R(x,y,t) - R(x,y,t - \Delta t)\} \geq T_{opt} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \cap I_{mask} \quad (7)$$

2) 인접도

유사도만 사용하는 경우 표적내부의 어두운 부분은 표적으로 인식하지 못할 수도 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위해서 공간에 대한 정보도 함께 멤버십 함수에 고려해야 하며, 이를 위해서 본 논문에서는 확실한 표적 영역인 I_{mask} 영상을 이용하여 인접한 영역일 수록 가중치를 높게 하여 인접도 멤버십함수를 정의 하였으며, 이를 위해 다음과 같이 I_{mask} 에 침식 모폴로지 연산^[2]을 수행하였다.

$$I_{erode} = I_{mask} \ominus E = \{z | (E)_z \cap (I_{mask})^c = \emptyset\} \quad (8)$$

위에서 구해진 I_{erode} 영상을 기준으로 거리변환^[11]을 사용하여 인접도를 구하며 이를 $A(x,y)$ 라 둔다.

3) 퍼지 멤버십 함수

상기 구해진 유사도와 인접도를 가중치를 두어 융합한 퍼지 멤버십 함수는 다음과 같이 정의하였다.

$$\mu_{\bar{x}}[g(x,y)] = \alpha S_{sensor1}(x,y) + \beta S_{sensor2}(x,y) + \{1 - (\alpha + \beta)\} A(x,y) \quad (9)$$

위 수식에서 $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$ 이며, $\alpha + \beta \leq 1$ 이다. 또한, $S_{sensor1}$ 은 첫 센서 영상을 기준으로 구한 유사도이며, $S_{sensor2}$ 는 두 번째 센서 영상을 기준으로 구한 유사도를 의미한다.

나. 퍼지 이진화

표적을 분리하기 위해 본 논문에서는 멤버십 함수의 히스토그램을 이용하여 적절한 문턱 값을 선택하

였다. 멤버십 함수의 히스토그램을 효과적으로 구하기 위해 다음과 같이 정수 멤버십 $\mu'_{\bar{x}}[g(x,y)]$ 을 구하였다^[10].

$$\mu'_{\bar{x}}[g(x,y)] = \text{int} \left(\frac{\mu_{\bar{x}}[g(x,y)]}{\max\{\mu_{\bar{x}}[g(x,y)]\}} \times 100 \right) \quad (10)$$

where $0 \leq \mu'_{\bar{x}}[g(x,y)] \leq 100$

위 수식에서 $\text{int}[x]$ 는 x 를 가까운 정수 값으로 변환하는 함수이다.

이렇게 구해진 정수 멤버십을 이용하여 최소의 시간으로 문턱값을 결정하기 위해 I_{mask} 에서 표적 해당하는 영역의 히스토그램 h_r 의 최대값(m_r)과 I_{mask} 에서 표적 이외의 영역에 해당하는 히스토그램 h_b 의 최대값(m_b)을 찾고, 그 사이의 최소 빈도를 가지는 값을 최적의 문턱값(t^*)으로 선정한다. 이를 수식으로 표현하며 다음과 같다.

$$m_r = \arg \max_{\mu'} h_r(\mu') \quad (11)$$

$$m_b = \arg \max_{\mu'} h_b(\mu') \quad (12)$$

$$t^* = \arg \min_{m_b \leq \mu' < m_r} h(\mu') \quad (13)$$

위에서 μ' 은 수식 (10)을 간략화해서 표현한 것이며, 이렇게 해서 구해진 표적 영역은 다음과 같다.

$$\text{target region} = \{(x,y) | t^* < \mu'_x[g(x,y)]\} \quad (14)$$

4. 시뮬레이션

상기 제안한 알고리즘을 이용한 표적/배경 분할 성능을 확인하기 위해 CCD 및 IR 영상을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였고, 그 결과를 나타내었다. 수식 (9)에서 sensor1은 CCD, sensor2는 IR 영상을 적용하였다.

가. 시뮬레이션 1

Fig. 3 및 Fig. 4에 시뮬레이션 수행 과정 및 표적

분할 결과를 나타내었다. Fig. 3에서 CCD 영상은 그레이스케일로 바꾸어 계산을 수행하였다. 차영상을 구하기 위해 Δt 를 선정해야 하며, 실험영상의 프레임 레이트, 센서와 표적간의 거리, 표적의 속도 등을 고려하여 2프레임 간격으로 설정하였다. Fig. 3(f)의 영상을 얻기 위한 모폴로지 연산에서 수식 (4)의 구조요소 E는 9×9 크기의 Disc 모양을 가진 형태를 사용하였으며, 이를 통해 효과적으로 표적에 해당하는 작은 영역들을 묶어 줄을 볼 수 있다. Fig. 3 (h)에 설정된 ROI를 보였다. 이렇게 해서 설정된 ROI를 대상으로 영상 분할을 수행한다.

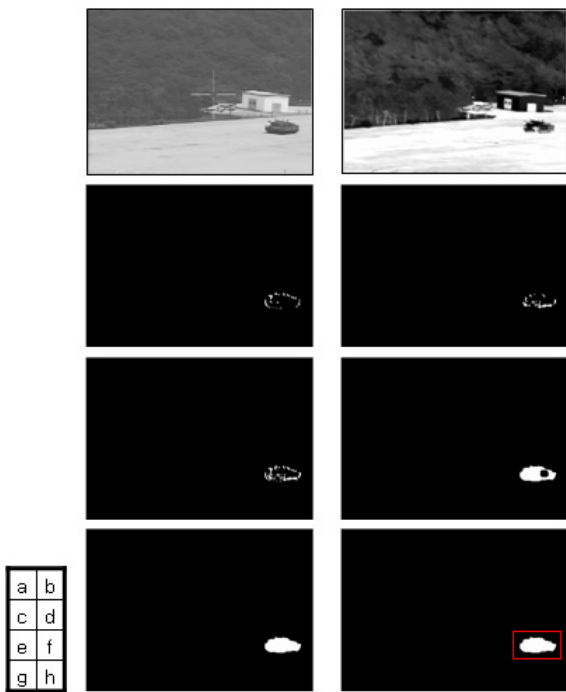


Fig. 3. (a) CCD 영상(gray image) (b) IR 영상 (c) CCD 차영상 (d) IR 차영상 (e) I_{f1} 영상 (f) I_{f2} 영상 (g) I_{f3} 영상 (h) ROI가 설정된 영상

위에서 설정된 ROI에서 표적은 배경보다 밝다고 가정하여 연산을 수행하였으며, Fig. 3(a), (b)영상은 표적이 배경보다 어두우므로 반전영상을 구하여 영상분할을 수행하였다. 이는 영상의 중심에서의 평균값과 배경과의 평균값의 차이를 계산하여 배경이 표적보다 밝을 경우에는 해당 ROI의 반전영상을 구함으로써 쉽게 자동화 할 수 있다.

3장에서 설명한 영상분할 기법의 시뮬레이션 과정과 결과를 Fig. 4에 나타내었다. 여기서 설계변수인 α, β 는 각각 0.3, 0.3으로 설정하였다.

Fig. 4(a)에서 CCD영상만 사용할 경우 그림자 영역(붉은색 타원)과 같이 표적과 유사한 배경을 가진 부분이 같이 분할될 수 있고, (b)에서 보듯이 IR만 사용할 경우 표적의 웨도(파란색 타원)나, 포신(노란색 타원)과 같은 부분이 배경으로 분류될 수 있으나, 제안한 알고리즘을 사용할 경우 상호 정보를 보완하여 (j)와 같이 표적 부분만을 정확히 추출할 수 있음을 보여준다.

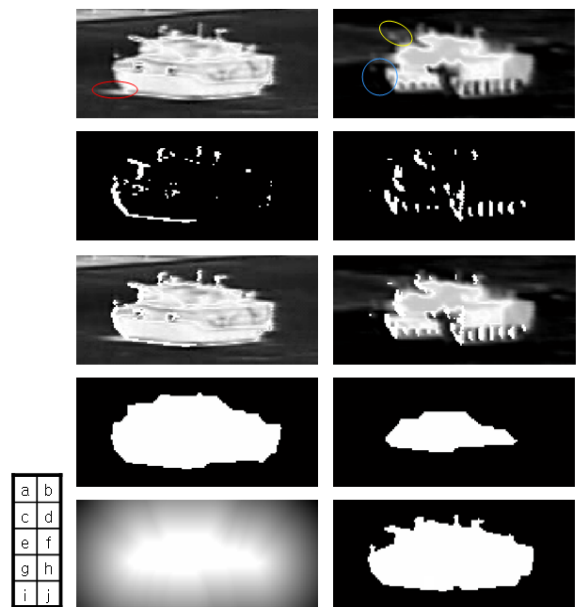


Fig. 4. (a) CCD에서의 픽셀 값 유사도 영상 C_{CCD} (b) IR에서의 픽셀값 유사도 영상 C_{IR} (c) CCD 표적영역 영상 O_{CCD} (d) IR 표적영역 영상 O_{IR} (e) CCD 유사도 영상 S_{CCD} (f) IR 유사도 영상 S_{IR} (g) 마스크 영상 I_{mask} (h) I_{crode} 영상 (i) 입력도 영상 $A(x,y)$ (j) 퍼지 이진화 영상

나. 시뮬레이션 2

Fig. 5 및 Fig. 6은 CCD 영상에서 표적이 배경과 유사한 색 분포를 가지므로 잘 식별되지 않으나 IR 영상에서는 어느정도 식별되는 표적에 대한 시뮬레이션 결과이다.

본 시뮬레이션에서 사용한 설계 변수 중 프레임 간

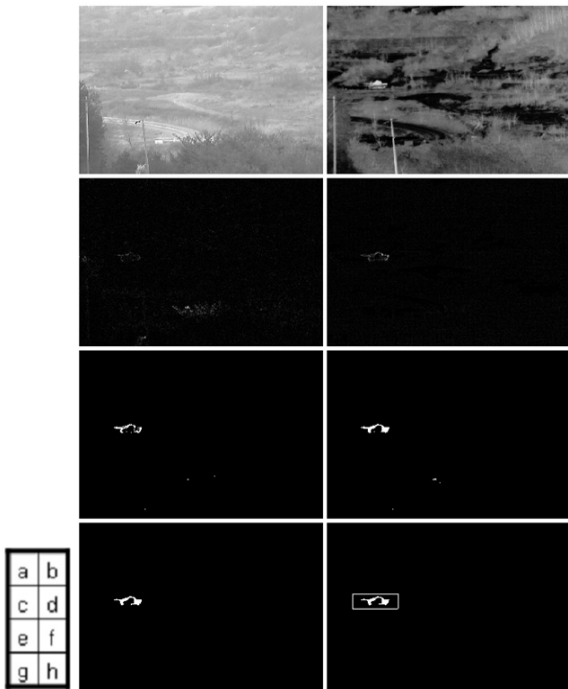


Fig. 5. (a) CCD 영상(gray image) (b) IR 영상 (c) CCD 차영상 (d) IR 차영상 (e) I_{f1} 영상 (f) I_{f2} 영상 (g) I_{f3} 영상 (h) ROI가 설정된 영상

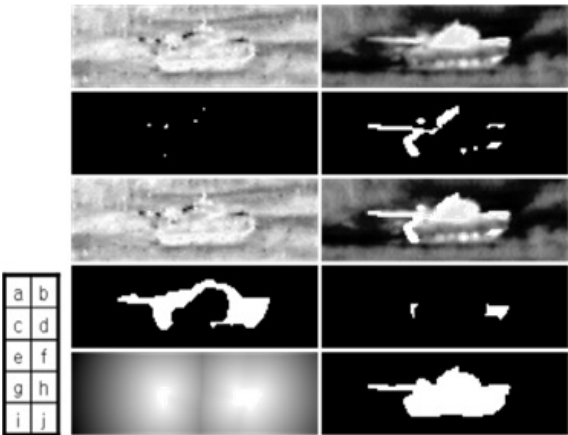


Fig. 6. (a) CCD에서의 픽셀 값 유사도 영상 C_{CCD} (b) IR에서의 픽셀값 유사도 영상 C_{IR} (c) CCD 표적영역 영상 O_{CCD} (d) IR 표적영역 영상 O_{IR} (e) CCD 유사도 영상 S_{CCD} (f) IR 유사도 영상 S_{IR} (g) 마스크 영상 I_{mask} (h) I_{erode} 영상 (i) 인접도 영상 $A(x,y)$ (j) 퍼지 이진화 영상

격 Δt 는 센서와 표적간의 거리 및 표적 이동속도를 고려하여 5로 설정하였고, 구조요소 E는 5×5 disc 모양을 사용하였다. 가중치 α, β 는 각각 0.3, 0.4로 설정하였다.

Fig. 5에서 보듯이 CCD영상에서 표적은 배경과 구분이 잘 되지 않아 표적을 분할하기 어려우며, IR 영상에서 표적의 일부는 배경과 유사한 온도분포를 가지고 있어 잘못된 분할결과가 나오기 쉽다. 하지만, 제안한 기법을 사용할 경우 Fig. 6에서 보듯이 각각 영상의 유사도 및 인접도를 가중치를 두어 융합할 수 있으며, IR 영상에 조금더 많은 가중치를 둘 때 보다 적절하게 표적을 분할함을 확인 할 수 있었다.

다. 시뮬레이션 3

Fig. 7 및 Fig. 8은 전차 뒷부분의 뜨거운 배기가스를 획득한 영상에 대한 시뮬레이션 결과이다. 본 시뮬레이션에서 사용한 설계 변수 중 프레임간격 Δt 은 센서와 표적간의 거리 및 표적 이동속도를 고려하여 5로 설정하였고, 구조요소 E는 5×5 disc type을 사용하였다. 가중치인 α, β 는 각각 0.45, 0.22로 설정하였다.

Fig. 8에서 보듯이 IR 영상만 사용할 경우 배기가스 부분까지 전차의 표적으로 분할하기 쉬우나, 제안한 기법을 사용할 경우 CCD 센서에 조금 더 많은 가중치를 두어 IR 특징과 융합할 수 있었으며, 이를 통해 Fig. 8 (j)에서 보듯이 적절하게 표적을 분할함을 확인할 수 있다.

5. 결론

자동표적인지 시스템에 있어 표적을 정확히 분류하고 인지하기 위해서는 표적을 배경으로부터 적절한 분할하는 것이 매우 중요하다. 이때 사용하는 센서에 따라 표적과 배경의 분할 결과가 달라질 수 있으므로, 단일센서를 사용하기보다 대역 특징이 다른 여러개의 센서를 사용하고, 각 센서의 특징을 융합하여 보다 강건하게 표적을 분할하는 알고리즘의 필요성이 대두되었다.

이에 따라 본 논문에서는 다중센서와 다중프레임을 이용하여 표적의 영역을 찾아내고, 분할하는 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 차영상을 이용한 ROI 설정 기법과 퍼지 멤버십을 이용한 영상분할 기법으로 나눌

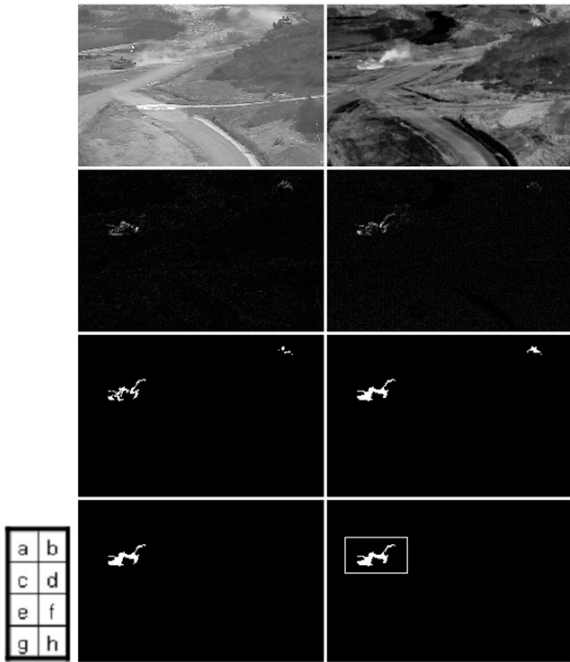


Fig. 7. (a) CCD 영상(gray image) (b) IR 영상 (c) CCD 차영상 (d) IR 차영상 (e) I_{f1} 영상 (f) I_{f2} 영상 (g) I_{f3} 영상 (h) ROI가 설정된 영상

수 있으며, ROI 설정시 각각의 센서의 프레임간 부화소 정합으로 보다 정확하게 차영상을 통한 표적의 움직임을 포착할 수 있도록 하였고, 또한 각 센서에서 구해진 이진화된 차영상에 OR 연산 및 모폴로지 연산 등을 적용하여 단일센서를 사용할 때 보다 견실하게 ROI를 설정할 수 있었다.

퍼지멤버십을 이용한 영상분할 단계에서는 유사도와 인접도 멤버십 함수를 새롭게 정의하였고, 유사도 영상과 인접도 영상에 가중치를 두어 각 센서별 특징 융합이 가능하도록 하였다. 특히 새롭게 제안된 유사도 영상에서는 표적의 움직임에 따른 영역을 포함하도록 하여 표적분할 신뢰성을 높였고, 인접도 영상에서는 ROI 설정시 구해진 표적 영역을 통해 표적의 형태에 따른 인접도가 반영되도록 하였다.

상기 제안된 기법은 CCD 및 IR센서를 사용하여 다양한 배경에서 획득된 영상을 기반으로 시뮬레이션을 수행하여 검증하였다. 시뮬레이션 결과 본 알고리즘을 통해 센서의 차영상 정보를 심분 활용하여 견실하게 ROI의 설정 및 표적 선택이 가능함을 확인하였으며, 센서 별 표적의 유사도와 인접도를 고려하여 설계한

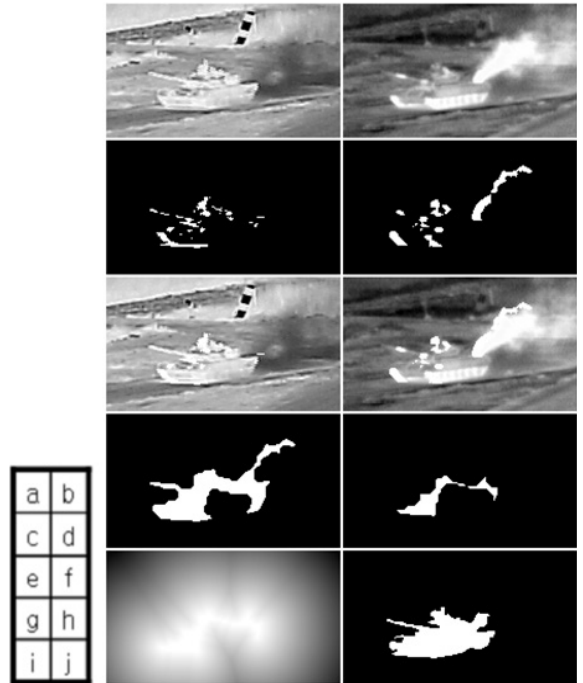


Fig. 8. (a) CCD에서의 픽셀 값 유사도 영상 C_{CCD} (b) IR에서의 픽셀값 유사도 영상 C_{IR} (c) CCD 표적영역 영상 O_{CCD} (d) IR 표적영역 영상 O_{IR} (e) CCD 유사도 영상 S_{CCD} (f) IR 유사도 영상 S_{IR} (g) 마스크 영상 I_{mask} (h) I_{erode} 영상 (i) 인접도 영상 $A(x,y)$ (j) 퍼지 이진화 영상

퍼지 멤버십 함수를 사용하여 빠른시간에 표적과 배경을 효과적으로 분리함을 보였다.

상기 제안된 기법은 향후 다중센서 영상기반 자동표적인지 시스템의 성능향상에 효과적으로 기여할 것으로 사료된다.

Reference

- [1] B. Bhanu, "Automatic Target Recognition : State of the Art Survey", IEEE Trans, Aerosp. Electron. Syst. Vol. 22, No. 4, pp. 364~379, 1986.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley, 1993.
- [3] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of

- Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91~110, 2004.
- [4] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. V. Gool, "SURF : Speeded Up Robust Features", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 110, No. 3, pp. 340~359, 2008.
- [5] M. Guizar-Sicairos, S. T. Thurman, J. R. Fienup, "Efficient Subpixel Image Registration Algorithms", Optical Society of America, Vol. 33, No. 2, pp. 156~158, 2008.
- [6] Mehmet Sezgin, Bulent Sankur, "Survey Over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation", Journal of Electronic Imaging, Vol. 13, No. 1, pp. 146~165, 2004.
- [7] Paul L. Rosin, Efstathios Ioannidis, "Evaluation of Global Image Thresholding for Change Detection", Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp. 2345~2356, 2003.
- [8] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, A. K. C. Wong, "A New Method for Gray-Level Picture Thresholding using the Entropy of the Histogram", Computer Vision, Graphics, and Image Processing Vol. 29, pp. 273~285, 1985.
- [9] Soille, P., "Morphological Image Analysis : Principles and Applications", Springer-Verlag, pp. 173~174, 1999.
- [10] Sun-Gu Sun, HyunWook Park, "Segmentation of Forward-Looking Infrared Image using Fuzzy Thresholding and Edge Detection", SPIE Opt. Eng. Vol. 40, No. 11, pp. 2638~2645, 2001.
- [11] Breu, Heinz, Joseph Gil, David Kirkpatrick, and Michael Werman, "Linear Time Euclidean Distance Transform Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 5, pp. 529~533, 1995.