Journal of Korea Multimedia Society Vol. 15, No. 2, February 2012(pp. 195-203)

다중센서 영상 기반의 지상 표적 분류 알고리즘

이은영[†], 구은혜[††], 이희열[†††], 조웅호[††††], 박길흠[†††††]

요 약

본 논문은 다중센서 영상을 이용한 결정 융합 기반의 지상 표적 분류 알고리즘 및 특징 추출 기법을 제안한다. 표적의 인식률 향상을 위하여 가중 투표 방법을 적용함으로써 개별 분류기로부터 획득된 결과를 융합하였다. 또한 개별 센서 영상 내에 속한 표적을 분류하기 위해 CCD 영상으로부터 획득한 CM 영상의 밝기 차이와 FLIR 영상 내 표적의 윤곽선 정보 및 차량과 포탑의 너비 비율을 이용하여 스케일과 회전변화에 강인한 특징들을 추출하였다. 마지막으로 실험을 통하여 본 논문에서 제안한 지상 표적 분류 알고리즘과 특징 추출 기법에 대한 성능을 검증한다.

Ground Target Classification Algorithm based on Multi-Sensor Images

Eun-Young Lee[†], Eun-Hye Gu[††], Hee-Yul Lee[†††],
Woong-Ho Cho[††††], Kil-Houm Park[†††††]

ABSTRACT

This paper proposes ground target classification algorithm based on decision fusion and feature extraction method using multi-sensor images. The decisions obtained from the individual classifiers are fused by applying a weighted voting method to improve target recognition rate. For classifying the targets belong to the individual sensors images, features robust to scale and rotation are extracted using the difference of brightness of CM images obtained from CCD image and the boundary similarity and the width ratio between the vehicle body and turret of target in FLIR image. Finally, we verity the performance of proposed ground target classification algorithm and feature extraction method by the experimentation.

Key words: Decision Fusion(결정 융합), Feature Extraction(특징 추출), Boundary Similarity(윤곽선 유사도), Width ratio of Target(차량의 너비 비율)

1. 서 론

실제 전투 상황에서 인간의 시각 및 인지 시스템을 대신하여 표적에 대한 탐지와 분류를 수행하는 시스템을 자동표적인식(ATR:Automatic Target Recognition) 시스템이라 한다[1]. 일반적으로 ATR 시스템에 널리 사용되고 있는 FLIR(Forwarad Looking Infrared) 센서는 야간 환경에서의 시야 확보 및 감시가 가능하고, 조명에 대한 민감도가 낮으며 위장된 표적의 탐지에도 유리한 장점을 가진다[2,

※ 교신저자(Corresponding Author) : 박길흠, 주소 : 대구광역시 북구 산격3동 경북대학교 IT 1호관 703호, 전화 : 053-940-8849, FAX : 053-950-5505, E-mail : khpark@ee.knu.ac.kr
접수일 : 2011년 9월 9일, 수정일 : 2011년 11월 4일
완료일 : 2011년 11월 22일
[†] 준회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(E-mail : leyoung2@ee.knu.ac.kr)
[††] 준회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(E-mail : ehgu@ee.knu.ac.kr)
[†††] 준회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(E-mail : hy_friend@hanmail.net)
[††††] 준회원, 대구공업대학 디지털전자정보계열
(E-mail : whcho@ttc.ac.kr)
[†††††] 정회원, 경북대학교 전자공학과
※ 본 연구는 국방과학연구소 “대함유도탄 방어 유도탄 체계개발 연구” 과제의 지원(계약번호: UD110024FD)을 통해 수행되었음.

3]. 그러나 열 정보를 반영하고 있는 FLIR 센서의 특성상 주변 환경의 온도 및 변화에 따른 영상의 가변성이 크다는 단점도 가지고 있다. 이러한 FLIR 센서의 한계를 극복하기 위하여 다양한 센서에 대한 연구가 이루어지고 있는데, 특히 CCD 센서 기반의 획득 영상의 경우 조명에 민감하고 군용 차량의 위장으로 인한 표적의 미검출이 발생될 수 있으므로 기존의 ATR 시스템의 센서로 부적합하게 판단되어 왔다[4]. 그러나 계절 및 온도에 대해 둔감하고, FLIR 센서 대비 고해상도의 영상 획득이 가능하다는 장점을 가지므로, 이를 인식단에 반영할 경우 보다 견실한 표적 분류 성능을 기대할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 표적에 대한 인식 성능을 향상시키기 위하여 상호보완적인 특성을 가지는 두 센서 영상을 ATR 시스템에 적용하였다.

지대지(ground-to-ground) 환경에서의 표적은 센서와 표적간의 거리에 따라 그 크기 변화가 나타나고, 지면의 굴곡으로 인한 회전 변화가 발생한다. 따라서 동일 표적상에 발생되는 다양한 기하학적 변화에 강인한 특징추출은 최종 분류를 위해 필수적인 요소 기술이 된다. 이를 위해 S.Roy[5]는 표적의 다양한 자세변화에 대응하기 위하여 다양한 시점에서 획득한 표적 영상들로부터 크기 및 회전에 불변인 특징을 추출하였다. 또한 SIFT[6]를 이용한 물체 인식 방법은 복잡한 배경을 포함하는 영상에서 크기변화와 회전변화가 발생한 표적에 대하여 효율적인 인식이 가능하다고 알려져 있다.

한편 FLIR 영상을 이용한 표적 인식기법의 경우, 표적의 윤곽선에 대한 방사함수에 기반한 특징추출 기법이 널리 이용되고 있다[7]. 그러나 표적의 전체적인 형태를 반영한 윤곽선 정보에 대한 방사함수만을 고려한 특징의 경우, 전차와 장갑차와 같이 부분적으로 특징이 뚜렷한 표적에 대해서는 정확한 인식이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 표적의 윤곽선 정보와 더불어 이들 차량을 효과적으로 분류하기 위하여 차량의 너비비율을 이용한 특징추출 기법과 추출된 특징들을 적용한 새로운 지상 표적 분류 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 FLIR 영상 내 표적의 윤곽선 정보만을 이용한 분류기법에 비해 전차와 장갑차에 대한 높은 인식률을 나타내며, CCD 영상으로부터 획득된 CM 영상에 대하여 기존의 최대값 대신 CM 영상의 밝기정보를 적용함으로써 선택된 특징벡터 개수에 따른 오분류 가능성을 최소화하였다. 또한 표적의 인식 성능 향상을 위하여 획득된 개별 영상에 대한 분류결과를 융합함으로써, 단일 분류기 사용의 한계를 극복하도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장을 통해 CCD 영상에 적용할 기존의 특징추출 기법과 제안된 특징추출 기법에 대하여 기술하고, 이어서 3장에서는 제안된 특징을 이용하여 새로운 분류 알고리즘을 제시한다. 또한 실험을 통한 제안 방법의 타당성을 4장에서 검증하며, 결과분석을 토대로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 특징추출 기법

2.1 CM(Confidence Map) 영상

CM 영상을 이용한 표적 인식 성능 실험은 높은 인식률을 보여준다[8]. 따라서 본 논문에서는 CCD 영상을 이용한 표적 분류에 이를 적용하고자 한다. CM 영상은 입력영상으로부터 획득된 특징들에 의해 추정된 표적의 중심을 표현한 영상으로, 높은 화소값을 갖는 픽셀일수록 표적의 중심일 가능성이 크다. 또한 크기 및 회전변화에 강인한 SIFT 특징벡터를 이용하여 표적의 중심을 추정함으로써, 표적의 크기와 회전변화에 대응하였고, 다양한 시점에서 획득된 데이터베이스 영상으로 표적의 자세변화에 대응하였다.

입력영상으로부터 추출된 특징벡터는 표적의 내부뿐만 아니라 배경에서도 많은 특징벡터가 추출된다. 따라서 데이터베이스 영상들로부터 획득된 특징벡터와 입력영상의 특징벡터를 비교하여 표적의 내부 정보를 포함하는 것으로 판단된 특징벡터를 선택하여 표적의 중심을 추정한다. 이때 각각의 분류그룹에 속한 데이터베이스의 특징벡터와 입력영상으로부터 획득된 특징벡터를 비교함으로써, 하나의 입력영상에 대하여 분류그룹과 동일한 개수의 CM 영상이 획득된다.

이후의 표적 분류단계에서 획득된 CM 영상의 최대값을 이용하여 표적을 분류한다. 각 그룹에 대한 CM 영상의 최대값(MCV: Maximum Confidence Value)을 비교하여 가장 높은 수치를 포함하는 그룹의 MCV가 미리 설정한 문턱값을 넘으면 입력영상의 표적은 가장 큰 MCV를 포함하는 그룹으로 분류

한다. 하지만 문턱값을 이용한 분류 알고리즘은 CM 영상의 최대값 이외의 특징들은 고려하지 않는다. 또한 입력영상으로부터 획득된 특징의 개수가 적을 경우, 낮은 MCV로 인한 오분류가 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 CM 영상을 이용한 기존의 분류 알고리즘을 보완하기 위한 분류방법을 3장에서 제안한다.

2.2 FLIR 영상 기반 특징추출

본 논문에서는 전차, 장갑차, 트럭을 분류그룹으로 고려한다. 표적을 효율적으로 분류하기 위해서는 입력영상의 특징과 데이터베이스 내의 동일한 그룹에 속하는 표적의 특징간의 유사도는 높지만 다른 그룹의 표적 특징과는 낮은 유사도를 지녀야한다. 따라서 본 논문에서는 입력영상의 표적과 데이터베이스 내 표적간의 유사도 측정을 위하여 FLIR 영상으로부터 획득한 표적분할 영상과 윤곽선 영상을 이용한 특징추출 기법을 제안한다.

2.2.1 윤곽선 유사도

그림 1은 각기 다른 표적들의 윤곽선 영상을 나타낸다. 각 영상은 해당 차종의 형태를 반영하므로 윤곽선 형태를 비교함으로써, 입력영상의 표적과 데이터베이스 내의 표적이 얼마나 유사한지 유추할 수 있다.

입력표적과 데이터베이스 표적간의 윤곽선 유사도는 두 표적의 무게중심을 일치시켰을 때, 동일한 방향의 무게중심에서 윤곽선까지 거리비율로 계산한다. 표적의 무게중심에서 윤곽선까지 거리의 비율을 이용함으로써, 표적의 크기 변화에 대응하도록 하였다. 이때 동일한 방향으로 여러 개의 윤곽선이 존재한다면 가장 바깥쪽에 위치한 윤곽선을 기준으로 계산한다. 표적간의 윤곽선 유사도는 n개의 방향에서 획득된 거리비율의 분산을 이용하여 측정하며, 식 (1)의 형태로 표현된다.

$$S_b = \frac{1}{\sum_{k=1}^{n}\left(\bar{d} - \frac{d_{i_k}}{d_{o_k}}\right)^2} \tag{1}$$

여기서, $\bar{d}$는 각 방향에서 구해진 거리 비율들의 평균값을 나타내며, d_{i_k}와 d_{o_k}는 각각 k번째 방향에서 무게중심으로부터 안쪽과 바깥쪽에 위치한 표적의 윤곽선까지의 거리를 나타낸다. 비슷한 형태의 윤곽선을 가지는 표적들의 거리비율은 모든 방향에서 그 값이 비슷하므로 거리비율의 분산값은 적게 나타난다. 반면 서로 상이한 형태의 표적들은 각 방향에 대한 거리비율 차이로 인해 큰 분산값을 가진다. 따라서 거리 비율의 분산값이 입력표적을 효과적으로 분류하기 위한 특징으로 적합함을 알 수 있다. 하지만 전차와 장갑차 그룹은 트럭과는 달리 윤곽선의 형태와 차량의 가로대 세로 비율이 상당히 유사하다. 그러므로 윤곽선 유사도만을 이용해서는 두 차량에 대한 효과적인 분류가 불가능하다. 따라서 전차와 장갑차를 정확하게 구분하기 위한 추가적인 특징이 필요하다. 이에 대한 설명은 다음절에서 상세히 설명하도록 한다.

2.2.2 차량의 너비비율을 이용한 특징추출

전차와 장갑차의 가장 두드러진 특징은 포와 포탑이 장착되어 있다는 것이다. 이는 다른 차량으로부터 두 차량을 구분하기 위한 중요한 특징이지만 두 차량간의 매우 유사한 공통점이기도 하다. 따라서 차량의 전체적인 형태만으로는 두 차량을 분류하기란 매우 어려운 일이다. 그러나 그림 1(a)와 그림 1(b)를 살펴보면 두 차량의 차량 몸체너비에 대한 포탑의 너비비율이 다름을 확인할 수 있다. 전차의 경우, 차량의 몸체너비에 대한 포탑의 너비비율이 장갑차에 비해 상대적으로 더 넓다. 이는 전차와 장갑차 그룹을 구분하기 위한 중요한 특징으로 선택될 수 있음을 보여

(a) (b) (c)

그림 1. 차종에 따른 윤곽선 형태. (a) 전차 (b) 장갑차 (c) 트럭

주며, 이러한 특징을 이용하기 위해서는 차량의 포탑과 몸체에 대한 구분이 이루어져야한다. 발사가 이루어지지 않은 포 영역의 평균밝기는 전차와 경계를 이루는 지면의 평균밝기보다 작기 때문에 포를 정확히 추출하는 것은 매우 어렵다. 따라서 포탑과 몸체의 구분을 위한 기준선을 찾기 위하여 포가 제거된 전차와 장갑차의 영상을 이용한다. 이진영상에 대한 형태학적 연산을 통하여 포를 제거한 전차와 장갑차 영상을 획득할 수 있다[7].

차량의 포탑과 몸체 구분을 위한 기준선을 선택하기 위하여 포가 제거된 표적 영상에 대한 가로화소 개수 히스토그램을 계산한다. 가로화소 개수 히스토그램은 각 화소의 위치를 (x,y)로 나타내었을 때, 표적에 해당하는 화소들 중 동일한 y값을 갖는 화소들의 개수로 정의하며, 계산된 가로화소 개수 히스토그램 정보를 이용하여 표적에 대한 기준선을 결정한다. 포탑과 몸체의 경계부분에 대한 히스토그램은 아래와 같은 특징을 가진다. 이러한 특징정보를 이용하여 이전의 y값과 가장 큰 차이가 나는 히스토그램의 y값을 기준선으로 결정한다.

- 히스토그램의 값이 증가 후 감소하는 경우
- 히스토그램의 값이 증가만 하는 경우

그림 2. 기준선 선택

그림 2는 앞서 설명한 기준선 결정방법으로 찾아진 기준선을 나타낸다. 기준선이 잘못 찾아질 경우를 대비하여 포탑과 몸체 부분에 대하여 같은 y값을 가지는 가장 먼 두 화소 간의 평균거리를 각 부분의 너비로 계산하며, 잡음에 대한 영향을 줄이기 위하여 각 부분의 상하 10%씩을 제외한 나머지 부분에 대해서만 계산한다. 이를 식 (2)의 형태로 나타낸다.

$$R_w = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_l(i)-x_r(i))}{\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}(x_l(j)-x_r(j))} \quad (2)$$

여기서, n과 m은 각각 포탑과 몸체부분에 대하여 상하 10%씩을 제외한 영역의 y의 개수를 나타낸다. $x_l(i)$와 $x_r(i)$는 포탑 영역의 i번째 y값을 가지는 화소 중 가장 외쪽과 오른쪽에 위치한 화소를 의미한다. 이와 동일하게 $x_l(j)$와 $x_r(j)$는 차량의 몸체 영역의 화소를 의미한다. 차량의 너비비율을 이용한 특징은 차체와 지면의 모호한 경계로 인해 차체의 아래 부분이 미검출 되더라도 몸체 너비 계산에 대한 y값의 개수의 변화만 있을 뿐 몸체너비 자체에는 큰 영향을 주지 않는다.

2.2.3 표적의 회전정보 추정

또한 표적의 회전변화에 대응하기 위하여 표적의 회전에 관한 정보가 필요하다. 표적의 무게중심을 지나는 θ방향의 한 직선으로부터 모든 윤곽선까지의 거리에 대한 분산을 계산한다. 차체의 회전된 각도와 다른 각도를 기울기로 가지는 직선에 대한 윤곽선점까지의 거리는 동일한 기울기를 가지는 직선에 비해 그 편차가 매우 크다. 따라서 직선으로부터 모든 윤곽선 점까지 거리의 분산이 최소가 되는 직선을 찾는다면 차체의 회전정보를 획득할 수 있으며, 이를 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\theta_r = \arg\min_{\theta}\sum_{i=1}^{n}\left\{\overline{d_\theta}-d_\theta(i)\right\}^2 \quad (3)$$

식 (3)에서 θ_r은 추정된 표적의 회전정보이며, $\overline{d_\theta}$와 $d_\theta(i)$는 각각 기울기가 θ인 직선에서 표적의 윤곽선까지 거리의 평균과 i번째 윤곽선 점까지의 거리를 나타낸다. 획득된 표적의 회전정보를 이용하여 표적을 0° 방향으로 회전시킨 후 제안한 특징추출 방법을 적용하였다. 2장에서 제안된 특징에 대한 실험적 검증은 4장에서 수행하도록 한다.

3. 표적 분류 알고리즘

3.1 CCD 영상의 표적 분류

앞장에서 언급한 기존의 CM 영상을 이용한 분류 알고리즘의 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 CM 영상의 MCV가 아닌 밝기 분포를 이용한 표적 분류 알고리즘을 제안한다. CM 영상에서 크고 밝은 부분일수록 다수의 신뢰도 높은 특징벡터들에 의해 추정된 중심으로 주변의 밝기 값과 차이가 크게

나타난다. 입력표적과 데이터베이스 내의 다른 그룹에 속한 표적들에 의해 획득된 CM 영상의 밝기 분포는 그렇지 않은 CM 영상의 밝기 분포보다 균일하며, 동일 그룹에 의해 추정된 중심의 밝기보다 어둡다.

추정된 중심과 나머지 영역간의 밝기에 대한 영향을 줄이기 위하여 영상내의 밝은 부분들을 각각의 구역으로 나누어 밝기분포를 조사한다. 하지만 획득되는 CM 영상들은 선택된 특징벡터의 개수와 이들이 추정하는 중심의 위치에 따라 밝기값이 매우 상이하다. 따라서 CM 영상의 밝기 정보의 분석을 위하여 영상 분할에 필요한 적응적 문턱값 설정방법이 필요하다. 제안 알고리즘에서는 미리 설정된 낮은 초기 문턱값을 이용하여 CM 영상을 분할한다. 이때 분할된 영역이 없을 경우, 강하게 추정된 중심이 없다고 판단한다. 반면 분할영역이 검출되었다면 분할영역의 개수가 최대가 될 때까지 초기 문턱값을 증가시킨다. 분할영역의 개수가 최대화되는 순간의 문턱값을 이용하여 CM 영상을 분할하고, 분할된 CM 영상의 평균밝기 차이를 계산한다. 분할된 영역이 하나일 경우, 분할영역의 평균 밝기값 자체를 영상의 밝기 차이로 정하고, 이외의 경우에는 가장 큰 평균 밝기값을 가지는 구역을 중심으로 판단한다. 영상의 밝기차이는 중심과 나머지 영역의 평균 밝기에 의해 계산되며, 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$n = \arg\max_i D_b(i) \tag{4}$$

여기서, $D_b(i)$는 i번째 그룹에 대한 CM 영상의 밝기차이를 나타내며, 가장 큰 밝기차이를 가지는 n번째 그룹을 입력표적의 그룹으로 결정한다. 그림 3과 표 1은 입력표적에 대하여 동일한 그룹의 데이터베이스로부터 획득된 CM영상내의 밝기차이가 다른 그룹으로부터 획득된 CM 영상의 밝기 차이보다 크다는 것을 보여준다.

3.2 FLIR 영상의 표적 분류

FLIR 영상에 포함된 표적 분류 알고리즘은 입력

표 1. 그림 3의 CM영상에 대한 밝기 차이

	동일 그룹	다른 그룹
중심 밝기	59.64	16.95
중심 이외 밝기	18.96	16.86
밝기 차이	40.69	0.09

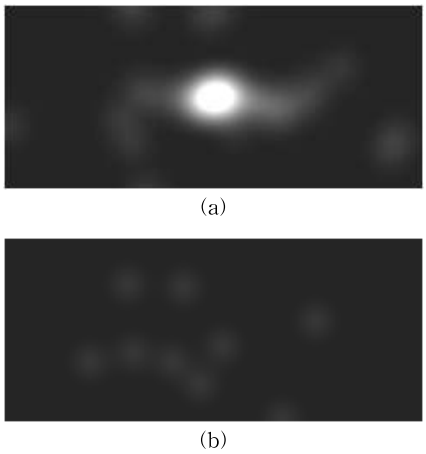


그림 3. CM영상의 밝기차이. (a) 동일 그룹 (b) 다른 그룹

영상과 데이터베이스 표적간의 1대1 매칭을 통하여 획득된 모든 그룹에 대한 윤곽선 유사도 중 가장 큰 유사도를 가지는 그룹으로 입력표적을 분류한다. 그러나 앞서 언급한 바와 같이 표적이 전차 또는 장갑차일 경우 두 그룹간의 유사도가 매우 높기 때문에 차량의 몸체와 포탑에 대한 너비비율을 이용하여 유사도 재조정 과정을 거쳐 표적을 최종 분류한다.

각 그룹에 차량의 너비비율의 분포가 그림 4와 같이 가우시안 분포를 따른다고 가정했을 때, 두 분포의 교차점을 문턱값($T=0.456$)으로 결정한다. 이때, μ_t와 μ_a는 훈련영상에 대한 전차그룹과 장갑차그룹에 대한 너비비율의 평균으로 계산되었다. 이후 결정된 문턱값과 전체 훈련영상에 대한 너비비율의표준편차를 각각 평균과 표준편차로 하는 정규분포를 가정한다. 입력표적의 너비비율이 정규분포의 평균값으로부터 양의방향으로 멀어질 경우 표적은 전차일 확률이 높아지는 반면, 그렇지 않을 경우 장갑차일 확률이 높아진다. 따라서 입력표적의 너비비율이 정규분포의 평균값에서 얼마나 멀리 위치하느냐에 따라 각 그룹에 유사도를 재조정한다. 훈련영상들로부

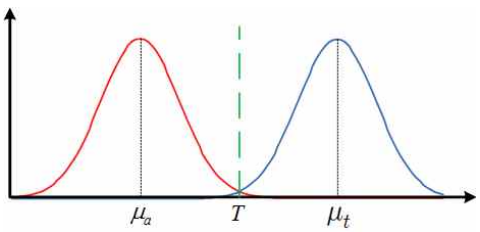


그림 4. 차량의 너비비율 분포.

터 획득된 정규분포를 식 (5)를 통해 표준정규분포로 변환하고, 입력표적의 너비비율까지의 표준정규분포 곡선 면적을 이용하여 유사도를 조정한다.

$$Z=\frac{X-\mu}{\sigma} \tag{5}$$

입력차량의 너비비율이 문턱값보다 크면 전차그룹에 대한 윤곽선 유사도는 증가시키고, 장갑차그룹에 대한 윤곽선 유사도는 감소시킨다. 반면 너비비율이 문턱값보다 작을 경우 반대의 방법으로 유사도를 조정한다. 이때 사용되는 수식은 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} S_b(i) &= S_b(i)\times\left(1+\frac{A}{0.5}\right) \\ S_b(j) &= S_b(j)\times\left(1-\frac{A}{0.5}\right) \end{aligned} \tag{6}$$

여기서, A는 입력표적의 너비비율을 표준정규분포의 확률변수 Z로 변환했을 때 평균값과 Z사이의 면적이다. R_w값이 T보다 클 경우 $S_b(i)$와 $S_b(j)$는 각각 전차와 장갑차그룹에 대한 유사도를 나타내며, 반대의 경우 $S_b(i)$와 $S_b(j)$는 각각 장갑차와 전차그룹에 대한 유사도를 나타낸다. 이와 같은 과정을 통하여 재조정된 각 그룹에 대한 유사도 중 가장 높은 유사도를 갖는 그룹을 입력표적의 그룹으로 최종 분류한다.

3.3 결정융합을 통한 표적 분류

상호보완적인 특징을 가지는 두 센서 영상들에 대한 분류 결과를 융합하여 최종 분류결과를 획득함으로써 표적에 대한 인식률을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 다중 분류기의 결과를 융합하기 위해 일반적으로 널리 쓰이는 최대값 투표방식(Maximum voting)으로 다중 분류기의 결과를 합하여 가장 높은 출력값을 가지는 그룹을 최종 결과로 판단한다. 일반적인 투표방식은 구현이 쉽고 간단하지만 개별 분류기에 동일한 가중치를 할당하므로 결정융합의 성능과 관련된 개별 분류기들의 특성을 고려하지 않는다[9]. 실제 환경의 표적들은 다양한 환경적 요소들로 인한 오차를 발생시키므로 개별 분류기 결과에 대한 신뢰도를 측정하여 표적 분류를 위한 척도로 사용하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 구현이 간단한 최대값 투표방식을 기반으로 개별 분류기에 각기 다른 가중치를 적용한 가중 최대값 투표방식을 이용하여 최종 분류결과를 결정하고자 한다.

본 논문에서 사용된 CCD와 FLIR 표적에 대한 분류기는 각기 다른 특징과 기준으로 표적을 분류하므로 두 분류기에 결과에 대한 정규화 과정이 필요하다. 개별 분류기들은 3가지 그룹에 대하여 각각의 수치를 이용하여 표적을 분류한다. 이때 도출된 3가지 수치들은 입력표적이 각 그룹에 속할 가능성을 나타낸다. 따라서 각 그룹에 대한 분류기 결과를 전체 분류기 결과의 합으로 나누어 정규화 하였다.

이어서 정규화된 개별 분류기의 출력값을 이용하여 각 분류기에 할당될 가중치를 계산한다. 앞서 언급한 바와 같이 개별 분류기들의 출력값들은 입력표적이 각 그룹에 속할 가능성을 수치화 한 것이다. 만일 단일 분류기의 3가지 출력값이 비슷하다면 근소한 출력값의 차이로 입력표적에 대한 분류가 이루어지므로 분류결과는 낮은 신뢰도를 가지는 것으로 판단한다. 따라서 개별 분류기들의 최대 출력값을 이용하여 각각의 분류기에 적용될 가중치를 계산하였으며, 아래의 수식과 같이 나타낸다.

$$\omega_{ir}=\frac{S_{ir}}{S_{ir}+S_{ccd}},\ \omega_{ccd}=\frac{S_{ccd}}{S_{ir}+S_{ccd}} \tag{7}$$

여기서, ω_{ir}과 ω_{ccd}는 각 분류기에 할당된 가중치를 나타내며, S_{ir}과 S_{ccd}는 각 분류기로부터 도출된 최대 출력값을 나타낸다. 개별 분류기에 대한 가중치가 결정되면 가중 최대값 투표방식을 적용하여 최종 분류결과가 도출되고, 이를 수식으로 나타내면 식 (8)과 같다.

$$n=\arg\max_i\left(\omega_{ir}Y_{ir}(i)+\omega_{ccd}Y_{ccd}(i)\right) \tag{8}$$

식 (8)에서 $Y_{ir}(i)$와 $Y_{ccd}(i)$는 개별 분류기의 i번째 그룹에 대한 정규화된 출력값을 나타내며, 최대 출력값을 가지는 n번째 그룹을 입력 영상에 대한 그룹으로 결정한다.

4. 실험 및 분석

본 논문은 특징 추출 및 분류에 관한 논문으로, 이전단계에서 ROI가 설정되었다고 가정한다. 실험을 위해 사용된 영상은 실제 표적의 1/32 크기의 모형으로, 제안방법의 타당성 검증을 위한 실험결과는 전차 3종류, 장갑차 2종류, 트럭 2종류를 이용하여 획득되었다. 조명에 대한 영향을 줄이기 위하여 CCD 영상에 CLAHE[10]을 적용하여 개선된 영상을 사용하였다. 데이터베이스 영상은 가장 이상적인 환경에

서 획득된 영상이며, 표적의 자세변화에 대응하기 위하여 15° 간격으로 자세가 변화된 영상을 포함한다. 입력영상은 실제 상황과 비슷한 배경에서 촬영되었고, 개별 분류기에 입력되는 표적영상은 동일한 배경에서 촬영된 CCD 영상과 FLIR 영상을 사용하였다.

4.1 특징 성능 분석

제안된 특징들이 표적을 분류함에 있어서 얼마나 분별력을 가지는지에 대한 실험을 수행하였다. 그림 5는 표적들의 무게중심을 일치시켰을 때 각 그룹과 전차 사이의 윤곽선 형태의 상이함을 보여준다. 이러한 윤곽선 형태를 기반으로 각 그룹에 속한 표적에 대하여 윤곽선 유사도를 비교하여 표 2로 나타내었다. 각 수치는 각각의 그룹 영상에 대하여 55번 측정했을 때의 평균값이며, 동일한 차종에 대한 유사도는 같은 자세변화에 다른 스케일을 갖는 영상을 비교하였다. 같은 차종의 경우 매우 높은 유사도를 가지지만 앞서 언급한 바와 같이 전차와 장갑차 또한 높은 유사도를 가진다. 윤곽선 유사도만으로는 모든 차종을 분류할 수 없지만 비위협 표적에 대한 분류는 가능하다.

그림 6은 입력된 위협 차량들로부터 측정된 차량의 너비비율의 예를 나타내며, 동일한 방식으로 측정된 40장의 전차와 장갑차 그룹에 대한 포탑과 몸체의

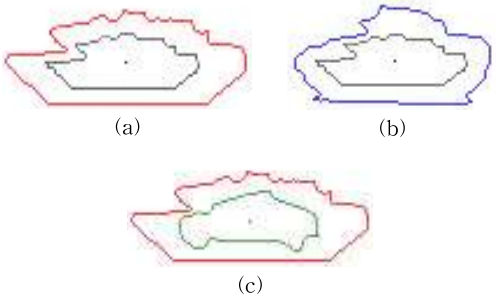


그림 5. 표적간의 윤곽선 형태 비교. (a) 전차-전차 (b) 전차-장갑차 (c) 전차-트럭

표 2. 표적에 따른 윤곽선 유사도

	전 차	장갑차	트 럭
전 차	904.02	464.47	239.57
장갑차	464.47	416.85	227.19
트 럭	239.57	227.19	304.26

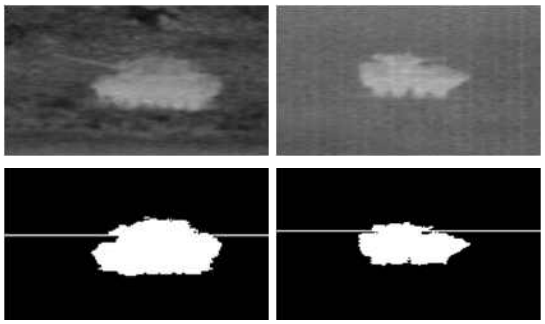


그림 6. 위협 차량의 너비비율 (a) 전차(너비비율 = 0.5240) (b) 장갑차(너비비율 = 0.4470)

너비비율의 평균값을 표 3으로 나타내었다. 각 결과는 전차와 장갑차그룹에 대하여 차량의 너비비율이 설정된 문턱값(0.456)을 기준으로 분류 가능함을 보여준다. 또한 장갑차에 비해 전차의 너비비율이 더 넓다는 사실과 일치한다.

또한 회전변화가 일어난 표적에 대하여 표적의 회전정보를 추정하고, 보정하는 방법이 표적의 회전변화에 대응 가능한지에 대한 실험을 수행하였다. 실험은 원 영상과 임의로 회전시킨 영상간의 윤곽선 유사도를 측정하였다. 표 4를 통해 나타난 결과를 살펴보면 회전정보를 추정하여 회전시킨 영상과의 윤곽선 유사도를 측정했을 때, 유사도가 매우 향상됨을 확인할 수 있다.

표 3. 포탑과 몸체 너비비율 측정

	전 차	장갑차
너비비율	0.5124	0.4004

4.2 결정융합에 의한 인식성능 분석

이 절에서는 단일 분류기의 인식성능과 결정융합을 통한 인식성능을 비교함으로써 결정융합 기반의 표적 분류 알고리즘의 우수성을 설명한다.

실험결과는 단일 센서를 이용한 표적의 인식률에 비해 결정융합 기반의 분류 알고리즘의 인식률이 향상되었음을 보여준다. 앞서 설명한 바와 같이 상호보완적인 특성을 지니는 두 센서를 이용함으로써 단일 센서만을 이용할 때 발생 가능한 오분류에 대한 확률을 줄인다. 또한 결정융합의 성능과 관련된 개별 분류기들의 성능을 고려한 가중치를 적용함으로써 표

표 4. 회정정보 추정에 따른 유사도 변화

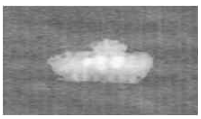
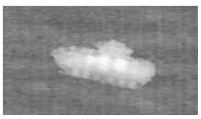
표 적	회 전 각	회전된 표적과의 유사도	회전이 보정된 표적과의 유사도
	7도	58.59	141.70
	 11도	118.69	1013.17
	14도	106.34	507.78

표 5. 인식률 비교

	CCD	FLIR	Fusion
전 차	88.3%	91.7%	95.0%
장갑차	91.7%	93.3%	98.3%
트 럭	88.6%	89.1%	92.7%
합 계	88.6%	91.4%	95.4%

적에 대한 인식률이 향상되었다.

5. 결 론

본 논문에서는 다중센서로부터 획득된 영상을 이용하여 표적을 분류하기 위한 특징 추출방법과 단일 분류기들의 출력을 융합하여 표적을 효과적으로 분류하기 위한 분류 알고리즘을 제안하였다. CCD 영상으로부터 획득된 CM 영상을 기반으로 중심으로 추정된 위치와 주변의 밝기 정보를 이용하여 표적을 분류하였다. 또한 FLIR 영상내의 표적을 효과적으로 분류하기 위하여 표적의 윤곽선 정보와 차량의 너비 비율 정보를 통해 전차와 장갑차의 분류가 가능하게 하였다. 개별 센서들로부터 도출된 분류결과는 가중 최대값 투표방법을 이용하여 최종 분류결과를 도출하였다. 실험결과 추출된 각각의 특징들이 표적 분류에 있어 적합함을 보였고, 단일 분류기를 활용한 표적 분류 알고리즘에 비해 다중 분류기를 적용함으로써 단일 분류기가 가진 한계점을 보완하여 더욱 우수한 인식률을 보임을 증명하였다. 하지만 전 그룹에 대한 차량의 뒷모습은 서로 유사한 형태를 지닌다. 따라서 이러한 자세변화를 보이는 표적의 경우, 표적에 대한 인식률은 현저히 떨어진다. 따라서 차량 뒷모습에도 강인한 특징추출 및 분류 알고리즘에 대한 연구가 더욱 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] R. Bhanu and T. Jones, “Image Understanding Research for Automatic Target Recognition,” *IEEE AES Systems Magazine*, Vol.8, No.10, pp. 15-23, October 1993.

[2] 김기홍, 김주영, 정태연, 전병균, 이의혁, 김덕규, “소형 표적 탐지를 위한 파라노믹 적외선 영상 향상 장치 및 경보시스템 구현,” 멀티미디어학회논문지, 제8권, 제1호, pp. 46-55, 2005.

[3] 이승익, 김주영, 김기홍, 구본호, “복잡한 FLIR 영상에서의 소형 표적 탐지 기법,” 멀티미디어학회논문지, 제10권, 제4호, pp. 432-440, 2007.

[4] 유정재, 선선구, 박현욱, “CCD 영상에서의 실시간 자동 표적 탐지 알고리즘,” 전자공학회논문지, 제41권, 제6호, pp. 99-108, 2004.

[5] S. Roy, H.H. Arsenault, and Y. Sheng, “Shift, Scale, Rotation and Pose Invariant Object Recognition using Centroid Wedge Sampling and a Feature Space Trajectory Classifier,” *J. Mod. Opt*, Vol.50, No.2, pp. 285-297, 2003.

[6] D. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypooints,” *International Journal on Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp. 91-110, 2004.

[7] S.G. Sun and H.W. Park, "Automatic Target Recognition using Boundary Partitioning and Invariant Features in Forward - Looking Infrared Images," *Optical Engineering*, Vol.42, No.2, pp. 524-533, 2003.
[8] 송태언, 회전, 크기, 이동, 자세 변화에 강인한 SIFT 기반 표적 분류, 경북대학교석사학위논문, 2008.
[9] G. Niu, S.S. Lee, B.S. Yang, and S.J. Lee, "Decision Fusion System for Fault Diagnosis of Elevator Traction Machine," *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol.22, No.1, pp. 85-95, 2008.
[10] S.M. Pizer and E.P. Amburn, "Adaptive Histogram Equalization and its Variations," *Computer Graphics Image Process*, Vol.39, No.3, pp. 355-368, 1987.

이 은 영

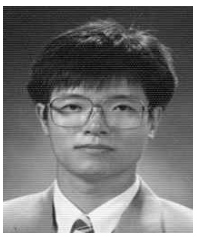
2004년 3월~2008년 2월 동아대학교 전자공학과 공학사
2009년 3월~2011년 2월 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 공학석사
2011년 3월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정
관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식, 표적인식

구 은 혜

2005년 3월~2009년 2월 안동대학교 컴퓨터공학과 공학사
2009년 3월~2011년 2월 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 공학석사
2011년 3월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정
관심분야 : 영상처리, 표적추출, 패턴인식

이 희 열

1998년 3월~2005년 2월 경북대학교 수학과 이학사
2005년 3월~2007년 2월 경북대학교 수학과 이학석사
2008년 3월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정
관심분야 : ATR 시스템, Night Vision, 신경 회로망



조 웅 호

1982년 2월 경북대학교 전자공학과 공학사
1984년 2월 영남대학교 전자공학과 공학석사
1993년 2월 경북대학교 전자공학과 공학박사
1985년~현재 대구공업대학 디지털전자정보계열 부교수
관심분야 : 광컴퓨팅, 광 신호처리 및 영상처리

박 길 흠

1982년 2월 경북대학교 전자공학과 공학사
1984년 2월 한국과학기술원 전자공학과 공학석사
1990년 2월 한국과학기술원 전자공학과 공학박사
1993년 3월~현재 경북대학교 전자공학과 교수
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 자동표적인식, 생체인식