

論文2003-40SP-4-5

다중 신경회로망을 이용한 특징정보 융합과 적외선영상에서의 표적식별에의 응용

(Feature information fusion using multiple neural networks and target identification application of FLIR image)

宣善龜*, 朴玄旭**

(Sun-Gu Sun and HyunWook Park)

요약

전방 관측 적외선 영상에서 가려짐이 없는 표적과 부분적으로 가려진 표적을 식별하기 위해 국부적 표적 경계선에 대한 거리함수의 푸리에기술자와 다중의 다층 퍼셉트론을 사용한 특징정보 융합 방법을 제안한다. 표적을 배경으로부터 분리한 후에 표적 경계선의 중심을 기준으로 푸리에 기술자를 구해 전역적 특징으로 사용한다. 국부적인 형상 특징을 찾기 위해 표적 경계선을 분할하여 4개의 국부적 경계선을 만들고, 각 국부적 경계선에서 두 개의 극단점이 이루는 직선과 경계선 픽셀로부터 거리함수를 정의한다. 거리함수에 대한 푸리에 기술자를 국부적 형상특징으로 사용한다. 1개의 광역적 특징 벡터와 4개의 국부적 특징 벡터를 정의하고 다중의 다층 퍼셉트론을 사용하여 특징정보들을 융합함으로써 최종 표적식별 결과를 얻는다. 실험을 통해 기존의 특징벡터들에 의한 표적식별 방법과 비교하여 제안한 방법의 우수성을 입증한다.

Abstract

Distance Fourier descriptors of local target boundary and feature information fusion using multiple MLPs (Multilayer perceptrons) are proposed. They are used to identify nonoccluded and partially occluded targets in natural FLIR (forward-looking infrared) images. After segmenting a target, radial Fourier descriptors as global shape features are defined from the target boundary. A target boundary is partitioned into four local boundaries to extract local shape features. In a local boundary, a distance function is defined from boundary points and a line between two extreme points. Distance Fourier descriptors as local shape features are defined by using distance function. One global feature vector and four local feature vectors are used as input data for multiple MLPs to determine final identification result of the target. In the experiments, we show that the proposed method is superior to the traditional feature sets with respect to the identification performance.

Keywords : Automatic target recognition, Forward-looking infrared image, Feature extraction, Information fusion

* 正會員, 國防科學研究所

(Agency for Defense Development)

** 正會員, 韓國科學技術院 電子電算學科 電氣및電子工學

(Department of Electrical Engineering and Computer

Science, Division of Electrical Engineering, Korea

Advanced Institute of Science and Technology)

接受日字:2003年2月17日, 수정완료일:2003年6月16日

1. 서론

적외선 센서는 수동방식의 센서로서 상대방에 노출될 염려가 없이 관측 및 감시가 가능하므로 탱크, 장갑차, 전투기, 함정 등 많은 군용시스템에 장착되고 있다. 그러나 실제 자연환경에서는 복잡한 배경들이 존재하고 표적이 있는 장소의 기온변화에 따른 영상의 가변성, 물체와 센서 사이의 각도에 따른 영상의 다양성, 지형 지물에 의한 가려짐으로 인해 먼 거리에서 획득된 적외선 영상에서 물체를 탐지, 인식 및 식별하는 것은 매우 어려운 일이다^[1].

이제까지 적외선 영상에서의 자동 표적인식에 대한 많은 연구^[2]가 진행되었으며, 크게 통계학적 패턴인식에 기반을 둔 방법과 신경회로망에 기반을 둔 방법으로 분류된다. 통계학적 패턴인식 방법은 영상분할 과정을 거쳐서 영상에서 배경과 표적을 분리한 후에 표적의 특징들을 찾아 k-NN(k-nearest neighbor) 분류기와 같은 분류기를 사용하여 식별하는 방법이다. 신경회로망을 이용하는 방법에서 영상분할 과정을 거치지 않고 신경회로망을 표적식별에 적용하는데 어려움은 영상과 같은 다차원 데이터를 학습하기 위해서는 많은 학습 데이터가 필요하고 신경회로망의 규모가 커져야 한다. 또한 학습 데이터가 문제의 복잡성에 비해 적을 경우 신경회로망의 일반화 성능이 떨어지는 단점이 있다. 따라서 최근에는 영상에서 기하학적 특징 혹은 질감 특징 등을 찾아 영상의 차원을 줄이고 이 특징들을 신경회로망에 입력하여 표적을 식별하는 방법으로 발전하고 있다.

최근에 Decatrel^[3]은 영상분할을 수행한 후 부분 형상에 바탕을 둔 특징점들의 상대거리의 비를 특징벡터로 사용하여 가려짐이 없는 표적을 인식하였다. Nair^[4]는 영상분할 후에 표적 경계선의 곡률을 바탕으로 표적을 여러 개의 부분으로 나누고 각 부분에서 Zernike 모멘트불변치를 특징으로 추출하여 가려짐이 있는 표적에 대해서도 인식을 수행할 수 있도록 하였다.

그러나, 현재까지 물체 인식 연구에 있어서 푸리에 기술자, 모멘트 불변치와 같은 전역적 특징을 사용하여 가려짐이 없는 표적을 인식하기 위한 연구와 경계선의 곡률에 기반을 둔 특징점들과 국부적 특징을 찾아 가려진 물체를 인식하기 위한 연구가 서로 분리되어 진행된 경우가 많았다. 이제까지 연구된 국부적 특징들은

계산시간이 많이 걸리고, 가려짐이 없는 물체를 인식할 때 성능이 떨어지는 단점이 있다. 그러나 무기체계의 자동표적인식 시스템에서는 실시간 처리가 요구되고 가려짐이 없는 표적이거나 돌, 풀, 나무와 같은 다른 물체에 의해 부분적으로 가려진 표적의 경우에도 모두 인식할 수 있는 통합된 알고리즘이 요구된다.

이 논문에서는 전방관측 적외선 영상에서 표적이 가려짐이 없는 경우나 부분적으로 가려진 경우에도 모두 적용할 수 있는 표적식별 알고리즘, 즉, <그림 1>과 같은 전방관측 적외선 영상에서 표적의 모델을 식별하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘의 적용범위는 우리나라의 봄, 여름에 얻어지는 영상과 같이 영상분할이 가능한 적외선 영상을 대상으로 한다. 영상 데이터는 국방과학연구소에서 군용차량에 장착된 적외선 센서로 약 1200 m 이상의 표적에 대해 봄철에 획득한 실제 영상을 사용한다. II장에서는 저자들에 의해 제안되었던 표적추출 방법^[5]에 대해 간략히 언급한다. III장에서는 전역적 특징으로 사용될 표적 경계선의 중심을 기준으로 계산하는 푸리에 기술자에 대해 간단히 언급하고, IV장에서는 국부적 특징 추출을 위한 표적 경계선 분할 및 거리 함수에 대한 푸리에 기술자에 대해 설명한다. V장에서는 가려짐이 없는 표적과 부분적으로 가려진 표적을 식별하기 위한 특징 정보 융합에 대해 기술한다. VI장에서는 제안한 방법과 Zernike 모멘트불변치^[12], Affine 모멘트불변치^[13], Affine 푸리에기술



그림 1. 적외선 영상의 예
Fig. 1. An example of FLIR image.

자^[14]와 표적식별 성능을 비교함으로써 제안한 알고리즘의 우수성을 입증한다. VII장에서는 결론에 대해 기술한다.

II. 표적 추출

제안한 표적식별 알고리즘은 표적추출, 특징추출 및 표적식별의 3 단계로 구성된다. 모든 영상에 대해 저자들에게 의해 제안되었던 퍼지 임계치 설정과 에지검출을 사용한 표적분할 방법^[5]을 적용하여 표적과 배경을 분리한다. <그림 2(a)>는 표적분할 결과를 나타낸다. <그림 2(b)>는 안정된 특징벡터를 구하기 위해 포를 제거하고, 표적의 경계선을 찾은 결과를 나타낸다.

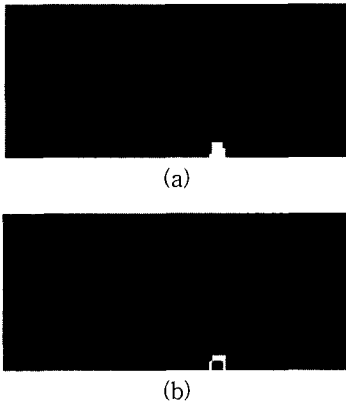


그림 2. (a) 표적분할 결과, (b) 포를 없앤 후의 표적 경계선.
Fig. 2. (a) Target segmentation result, (b) target boundary after removing gun.

III. 전역적 특징추출

전역적 특징으로 물체인식에 널리 이용되고 있는 푸리에기술택자를 이용한다. 표적분할 후 N 개의 표적 경계선 픽셀을 영상에서의 x, y 좌표를 이용하여 복소수 $(x + jy)$ 로 표현하면 표적 경계선은 복소수 순서쌍 Z_i 로 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$Z_i = x_i + jy_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, N-1. \quad (1)$$

이 복소수 순서쌍에 대한 푸리에변환은 식 (2)와 같이 정의된다.

$$A(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} Z_i \exp[-j2\pi ni / N], \quad (2)$$

$$n = 0, 1, \dots, N-1.$$

식 (2)에서 $A(n)$ 을 푸리에기술택자라고 하며 주파수 영역에서의 물체의 형상을 나타낸다. 저주파 영역에서 찾아진 기술택자들은 물체의 전체 형상에 대한 개략적인 정보를 갖고 있으며, 높은 주파수 영역에서 얻어진 기술택자들은 국부적으로 상세한 정보를 갖고 있다. 푸리에기술택자가 물체 식별에 사용되기 위해서는 물체의 위치, 크기 및 회전 변화에 대해 불변성을 가져야한다. 정규화된 푸리에기술택자는 이러한 성질을 만족한다. 실제 응용에 있어서는 이산 데이터가 사용되기 때문에 FFT 알고리즘을 사용한다.

푸리에기술택자를 구하는 방법에는 식 (1)과 같이 경계선 픽셀을 복소수로 표현하여 구하는 방법과 표적의 중심을 기준으로 각 경계선 픽셀까지의 거리를 식 (3)을 이용하여 구한 후 FFT를 계산하는 방법이 있다.

$$z_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

복소수 표현에 의한 푸리에기술택자는 중심으로부터의 거리를 이용해 구한 푸리에기술택자 보다 분류의 관점에서 각 클래스 내에서의 분산이 큰 것으로 알려져 있어서 적외선 영상처럼 형상의 변형이 심한 경우에는 적당하지 않다. 따라서 이 논문에서는 중심으로부터의 거리에 의해 계산된 푸리에기술택자를 선택한다.

FFT를 수행하여 주파수 성분 $A(n)$, $n = 0, 1, \dots, N-1$ 이 계산된 후에 전역적 특징으로 사용될 정규화된 푸리에 기술택자는 식 (4)와 같이 계산된다.

$$G(k) = \left[\frac{|A(1)|}{|A(0)|}, \dots, \frac{|A(N/2)|}{|A(0)|} \right], \quad k = 1, \dots, N/2 \quad (4)$$

여기서 $G(k)$ 는 전역적 영역에서 구해진 정규화된 푸리에기술택자이다. 식 (4)에서 경계선 픽셀은 등간격으로 256개의 샘플을 갖도록 정규화 한다. 샘플의 크기는 영상에서 표적의 전반적인 크기를 고려하여 결정된다.

IV. 경계선 분할 및 거리함수의 푸리에기술자

1. 경계선 분할

제안한 방법에서는 표적의 가려짐이 없을 경우는 전역적 특징과 국부적 특징을 동시에 이용하고, 가려진 표적일 경우는 가려지지 않은 부분에서 추출한 국부적 특징을 이용하고자 한다. 가려진 표적을 식별하기 위해 표적의 고저각은 거의 평탄한 경우로 가정한다. 이 가정은 제안한 알고리즘의 응용분야가 지상차량 표적에 대한 것이므로 타당하다. 먼저 표적을 윗부분과 아랫부분으로 나누기 위해 두개의 극단점(extreme point)을 선택한다. 왼쪽 극단점은 표적 경계선의 중심으로부터 왼쪽에 위치하며 그 중심으로부터 가장 먼 거리에 있는 경계선 픽셀로 정한다. 같은 방법으로 오른쪽 극단점을 정하고 <그림 3(a)>와 같이 각각 P_{cl} 과 P_{cr} 이라고 한다. 각각 P_{cl} 과 P_{cr} 에 의해 만들어진 직선에 의해 표적은 <그림 3(b)>처럼 윗부분과 아랫부분으로 구분된다. 표적 경계선의 왼쪽과 오른쪽 부분을 구분하기 위해 표적 경계선의 최고점을 찾아 <그림 4(a)>와 같이 P_u 라고 한다. P_u 의 왼쪽에 있는 경계선 픽셀 중에서 P_{ul} 로부터 거리가 가장 먼 경계선 픽셀을 찾아 P_{ul} 이라고 한다. 같은 방법으로 오른쪽 영역에서 거리가 가장 먼 경계선 픽셀을 찾아 P_{ur} 이라고 정의한다.

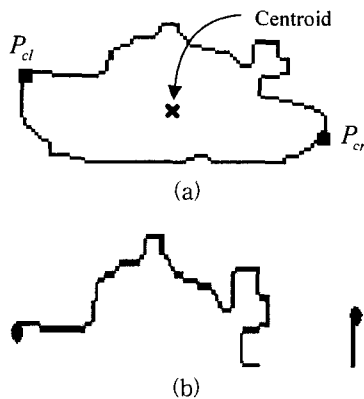


그림 3. (a) P_{cl} 과 P_{cr} 의 정의, (b) 표적의 윗쪽과 아랫쪽으로 분리된 경계선
 Fig. 3. (a) Definition of P_{cl} and P_{cr} , (b) partitioned boundaries of upper and lower regions, respectively.

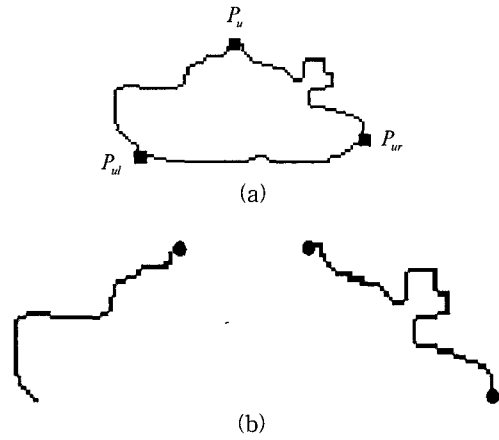


그림 4. P_u , P_{ul} 과 P_{ur} 의 정의, (b) 표적의 왼쪽과 오른쪽으로 분리된 경계선
 Fig. 4. (a) Definition of P_u , P_{ul} and P_{ur} , (b) partitioned boundaries of left and right regions, respectively.

2. 국부적 형상특징

표적의 일부가 가려짐이 있을 때 가려짐이 없는 부분에서 추출된 특징들은 가려짐에 대해 무관하다. 국부적 특징들은 분리된 국부적 경계선에 대해 동일하게 추출되기 때문에 대표적으로 <그림 3(b)>의 표적 윗부분 경계선에 대한 국부적 특징추출을 설명한다. 표적의 경계선 중에서 윗부분은 <그림 5>처럼 M 개의 픽셀로 구성되고, (x_i, y_i) , $i = 0, 1, 2, \dots, M-1$, 의 순서쌍에 의해 표현될 때, 두 개의 극단점이 만드는 직선과 각 경계선 픽셀의 수직거리를 1차원 수열로 표현한다. 극단점들이 만드는 직선을 $ax+by+c=0$ 라고 할 때 거리함수 d_i 는 식 (5)와 같이 정의한다. <그림 3(b)>의 윗 영역에 대한 거리함수 그래프는 <그림 6>과 같다.

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \tag{5}$$

<그림 6>의 거리함수 그래프를 등간격으로 64개의 샘플로 정규화한 후에 FFT를 수행하여 정규화된 푸리에기술자를 구해 국부적 특징으로 사용한다. 윗영역, 아랫영역, 왼쪽영역, 오른쪽영역에서 구해진 푸리에기술자를 각각 $U(k)$, $D(k)$, $L(k)$, $R(k)$ 로 나타낸다. <그림 7>은 <그림 6>의 그래프에 대한 정규화된 푸리에기술자를 나타낸다. 실수에 대한 푸리에변환은 대칭성을 가지므로 반쪽 부분만을 특징으로 사용한다.

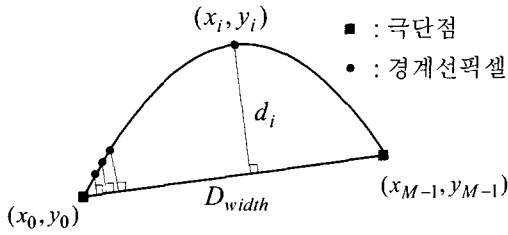


그림 5. 국부적 형상특징을 찾기 위한 거리함수의 정의
Fig. 5. Definition of distance function for local shape feature extraction.

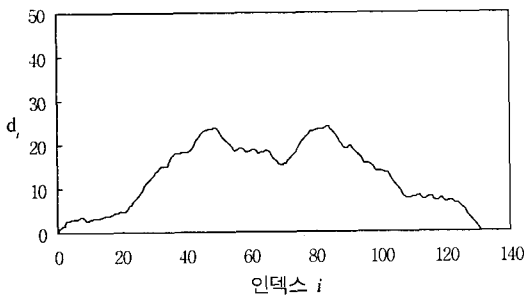


그림 6. <그림 3(b)>에 대한 거리 함수의 그래프
Fig. 6. The graph of distance function for Fig. 3(b).

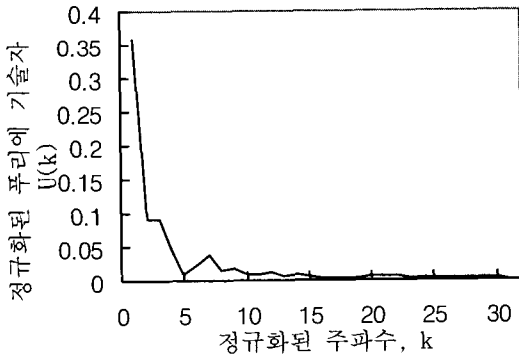


그림 7. <그림 6> 그래프에 대한 정규화된 푸리에 기술자
Fig. 7. Normalized Fourier descriptors of the graph of Fig. 6.

V. 다중 MLP를 사용한 특징정보 융합

표적이 가려짐이 없을 경우는 전역적 특징과 국부적 특징을 모두 이용하고, 가려진 표적을 인식할 경우는 가려지지 않은 영역에서 추출된 국부적 특징을 이용하여 표적을 식별하고자 한다. 따라서 식 (6)~식 (10)과 같이 5개의 특징 벡터를 정의한다.

$$F1 = \{G(k)\}, k = 1, \dots, 8 \tag{6}$$

$$F2 = \{U(k)\}, k = 1, \dots, 8 \tag{7}$$

$$F3 = \{D(k)\}, k = 1, \dots, 8 \tag{8}$$

$$F4 = \{L(k)\}, k = 1, \dots, 8 \tag{9}$$

$$F5 = \{R(k)\}, k = 1, \dots, 8 \tag{10}$$

각 특징벡터에서 8개의 특징이 선택된 것은 학습영상에 대해 최소거리분류기를 사용한 LOU(Leave One Out) 시험을 수행한 결과 특징이 8개보다 많을 경우에 표적 식별성능의 향상에 영향을 주지 않았기 때문이다. <그림 8>에서처럼 표적을 분류하기 위해 5개의 MLP가 동시에 사용된다. 학습단계에서 MLP1, MLP2, MLP3은 각각 학습 영상에서 추출한 특징벡터 F1, F2, F3을 학습하고, MLP4는 특징벡터 F4와 F5를 함께 학습한다. MLP4가 F4와 F5를 함께 학습한 이유는 영상에서 표적은 임의의 방향으로 놓여있을 수 있으므로 학습단계에서는 함께 학습하여 좌우를 구분하지 않고 시험 단계에서는 시험영상에서 표적의 좌, 우에서 찾아진 특징벡터 F4, F5를 각각 구분하여 MLP4, MLP5에 구분하여 입력하여 시험함으로써 좌, 우 영역 중에서 가려진 부분을 구별해내기 위함이다. MLP1, MLP2와 MLP3은 8개의 입력뉴런, 15개의 은닉뉴런과 3개의 출력뉴런으로 구성된다. MLP4는 8개의 입력뉴런, 25개의 은닉뉴런과 3개의 출력뉴런으로 구성된다. MLP4는 MLP5와 신경회로망의 구조 및 뉴런의 가중치가 동일한 것이다. 모든 MLP에서 각 뉴런은 시그모이드 함수이며, 특징들은 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 분포를 갖도록 정규화한다. 학습 알고리즘에서 뉴런의 가중치 및 바이어스에 대한 갱신은 Levenberg-Marquardt 알고리즘^[15]을 사용하며, 학습속도는 0.01이고 뉴런의 초기 가중치 값은 난수로 할당한다.

시험단계에서 한 개의 시험영상이 입력되면 시험영상으로부터 표적추출 단계를 거쳐서 얻어진 표적경계선과 분할된 경계선에서 추출된 5개의 특징벡터들이 <그림 8>과 같이 각각의 MLP들로 입력된다. 분류하고자 하는 표적의 수가 p개인 경우에 최종 출력이 가질 수 있는 경우의 수는 식 (11)과 같다.

$$T = \{T_j\}, j = 1, \dots, p, \tag{11}$$

$$T_1 = \{1, 0, \dots, 0\},$$

$$T_2 = \{0, 1, \dots, 0\},$$

....
 $T_D = \{0, 0, \dots, 1\}$

5개의 특징벡터들의 입력에 대한 각 MLP에서 출력된 결과를 식 (12)와 같이 정의할때 최종 출력 O는 식 (13)에서와 같이 MSE(Mean Square Error)를 최소로 하는 표적 T_j 로 결정한다.

$$Y = \{Y_i\}, i = 1, \dots, 5, \tag{12}$$

$$Y_1 = \{O_{1A}, O_{1B}, O_{1C}\},$$

$$Y_2 = \{O_{2A}, O_{2B}, O_{2C}\},$$

$$Y_3 = \{O_{3A}, O_{3B}, O_{3C}\},$$

$$Y_4 = \{O_{4A}, O_{4B}, O_{4C}\},$$

$$Y_5 = \{O_{5A}, O_{5B}, O_{5C}\}$$

$$O = \arg \min_{T_j} \left\{ \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 (Y_i - T_j)^2 \right\}, j=1, \dots, p \tag{13}$$

각 MLP는 학습단계에서 주어진 학습 데이터에 대해 MSE를 최소화하도록 학습되어 있으므로 시험 단계에서 학습 데이터와 가장 유사한 특징들이 입력되었을 때 가장 최소가 되는 MSE를 갖는다. 가려진 부분에서 추출된 특징벡터가 MLP들에 입력되면 MLP의 출력들은 랜덤 에러를 갖고, 가려짐이 없는 부분에서 추출된 특징들이 MLP들에 입력되면 1에 가까운 한 개의 출력과 0에 가까운 다른 출력들을 갖는다. 따라서 MLP들의 출력에 대한 MSE가 최소가 되는 표적을 구하는 것이 높은 신뢰도로 표적을 식별하는 것이다.

VI. 실험 및 결과

실험에 사용된 영상은 국방과학연구소에서 실제 군용차량에 장착된 적외선 센서를 사용하여 약 1200 m 떨어진 3 개의 표적(2개의 탱크 및 1개의 장갑차)에 대해 야지에서 얻어진 영상이다. <그림 9>는 센서에 대해 90°로 놓여 있는 3개의 표적에 대한 예이다. 표적의 가려진 영상은 가려짐이 없는 영상에 대해 PaintShop을 이용하여 인공적으로 가려진 부분을 만들었다. 가려짐의 정도는 식 (14)에 의해 계산한 결과 약 21% 이다.

$$R_o = \frac{A - A_v}{A} \times 100 \% \tag{14}$$

여기서 R_o 는 표적의 가려진 정도를 나타내고, A 는 가려짐이 없는 표적의 면적 그리고 A_v 는 부분적으로

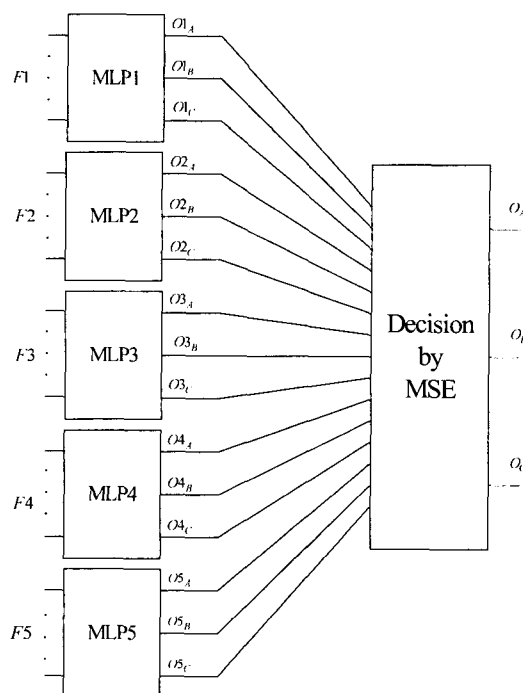


그림 8. 다중 MLP를 사용한 특징 정보 융합
 Fig. 8. Feature information fusion using multiple MLPs.

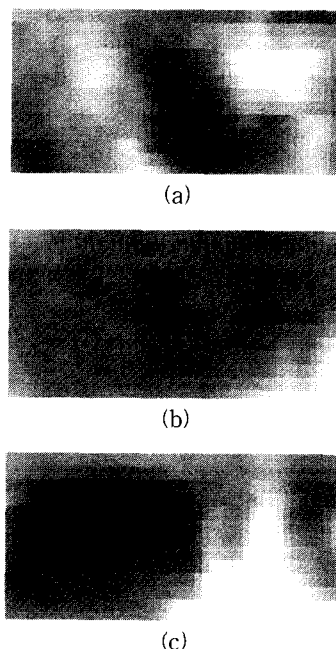


그림 9. 식별 실험에 사용된 3개의 표적의 예 (a) 표적 A, (b) 표적 B, (c) 표적 C
 Fig. 9. Example of three targets used in identification experiment: (a) target A, (b) target B, (c) target C.

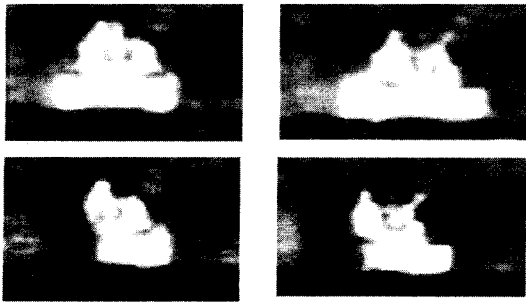


그림 10. 가려짐이 없는 표적과 부분적으로 가려진 표적의 예

Fig. 10. Examples of nonoccluded and partially occluded targets.

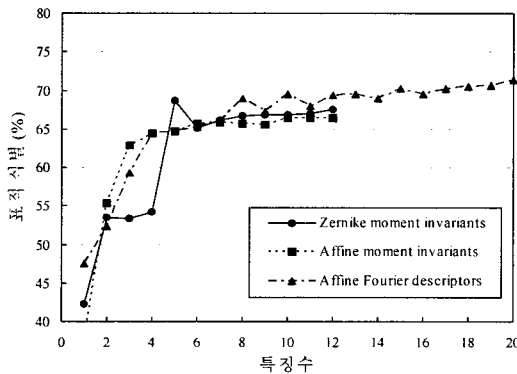


그림 11. 기존 특징들에 대해 최소거리분류기를 사용한 식별 결과

Fig. 11. Identification results of conventional features using minimum distance classifier.

표 1. 기존 특징들에 대해 MLP를 사용한 식별결과

Table 1. Identification results of conventional features using MLP.

표적 \ 특징	식별결과		
	Zernike 모멘트 불변치	Affine 모멘트 불변치	Affine Fourier 기술자
가려짐이 없는 표적	277/300=92.3%	276/300=92.0%	266/300=88.7%
가려진 표적	155/300=51.7%	151/300=50.3%	147/300=49.0%
평균	432/600=72.0%	427/600=71.2%	413/600=68.8%

가려진 표적의 보이는 면적을 나타낸다. 이 데이터베이스에서 적외선 센서에 대해 표적이 놓여있는 각도 (aspect angle)는 0~360°이고, 지면이 앞, 뒤로 기울어

진 각도는 거의 평탄한 상태이다. <그림 10>은 가려짐이 없는 표적과 부분적으로 가려진 표적의 예를 나타낸다. 영상에 한 개의 표적이 있는 경우이며, 영상의 크기는 256 × 256 픽셀이고 256 수준의 밝기 값을 갖는 영상이다. 학습 데이터는 각 표적에 대해 가려짐이 없는 50장의 영상이며, 시험 데이터는 각 표적에 대해 가려짐이 없는 100장의 영상과 가려짐이 있는 100장의 영상이다. 제안한 특징벡터 및 분류 알고리즘의 성능을 입증하기 위해 Zernike 모멘트 불변치^[12], Affine 모멘트 불변치^[13], Affine 푸리에 기술자^[14]와 비교한다. 먼저 기존의 특징들에 대해 특징들의 수를 증가시키면서 최소거리분류기를 사용하여 식별 성능을 관찰한 결과는 <그림 11>과 같다. 특징의 수가 8개 이상일 경우는 식별 성능이 거의 변하지 않았다. 따라서 기존의 특징들에 대해 각각 8개의 특징을 MLP에 입력시켜서 최종 식별 확률을 구한다. MLP의 구조는 8개의 입력뉴런, 15개의 은닉뉴런과 3개의 출력뉴런을 갖는다. 기존 특징들을 사용했을 경우에 대한 식별 성능의 비교는 <표 1>과 같다. <표 1>에서 알 수 있는 것처럼 가려진 표적에 대해 표적식별 성능이 많이 떨어지는 것을 알 수 있다. <표 2>와 <표 3>은 제안한 방법에 대한 식별 결과를 나타내며, 대각선 항목들은 올바르게 식별된 경우를 나타내고, 비대각선 항목들은 잘못 식별된 경우를 나타낸다. <표 2>와 <표 3>에서 알 수 있는 것처럼 제안한 방법에 대한 전체 식별 확률은 480/600=80.0%이며, 특히 부분적으로 가려진 표적에서 매우 좋은 성능을 갖고 있음을 알 수 있다.

특징벡터 F_1, F_2, F_3, F_4 및 F_5 를 한 개의 MLP에 입력시켜서 위 실험에서 사용한 동일한 데이터베이스를 사용하여 학습한 후에 가려진 표적과 가려지지않은

표 2. 가려짐이 없는 표적에 대해 제안한 방법을 사용한 식별결과

Table 2. Identification result of the proposed method for nonoccluded targets.

입력 \ 결과	결과			
	표적 A	표적 B	표적 C	올게 식별한 결과 (%)
표적 A	93	4	3	93/100
표적 B	3	93	4	93/100
표적 C	6	4	90	90/100
평균	-	-	-	276/300=92.0

표 3. 부분적으로 가려진 표적에 대해 제안한 방법을 사용한 식별결과

Table 3. Identification result of the proposed method for partially occluded targets.

입력 \ 결과	표적 A	표적 B	표적 C	올게 식별한 결과 (%)
표적 A	63	15	22	63/100
표적 B	16	67	17	67/100
표적 C	15	11	74	74/100
평균	-	-	-	204/300=68.0

표 4. 제안한 특징들과 한 개의 MLP를 사용하여 가려짐이 없는 표적에 대한 식별 결과

Table 4. Identification result using a MLP and proposed features for nonoccluded targets.

입력 \ 결과	표적 A	표적 B	표적 C	올게 식별한 결과 (%)
표적 A	87	8	5	87/100
표적 B	7	84	9	84/100
표적 C	10	8	82	82/100
평균	-	-	-	253/300=84.3

표 5. 제안한 특징들과 한 개의 MLP를 사용하여 부분적으로 가려진 표적에 대한 식별결과

Table 5. Identification result using a MLP and proposed features for partially occluded targets.

입력 \ 결과	표적 A	표적 B	표적 C	올게 식별한 결과 (%)
표적 A	51	28	21	51/100
표적 B	24	60	16	60/100
표적 C	14	24	62	62/100
평균	-	-	-	173/300=57.7

표적에 대한 실험결과는 <표 4>, <표 5>와 같다. 이 실험에 사용된 MLP의 구조는 입력뉴런은 40개, 은닉뉴런은 15개, 출력뉴런은 3개이다. <표 4>는 가려짐이 없는 표적에 대해 실험한 경우이며, <표 5>는 부분적으

로 가려진 표적에 대해 실험한 경우이다. 전체적으로는 한 개의 MLP를 사용하여 표적을 분류할 경우 $426/600=71\%$ 의 식별결과를 갖는다. 이 방법을 제안한 방법의 80.0%에 비해 약 9% 정도 낮은 수준으로 제안한 특징정보 융합에 대한 효용성을 증명해준다.

VII. 결 론

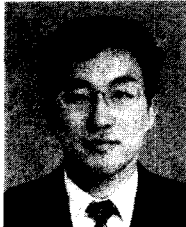
전방관측 적외선 영상에서 가려짐이 없는 표적과 부분적으로 가려진 표적을 구분하여 식별할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 부분적으로 가려진 표적을 식별하기 위해 표적 경계선의 분할 방법과 분할된 경계선에서 거리함수에 대한 푸리에기술투자를 제안하였다. 또한 표적을 식별할 때 가려짐이 없는 표적은 전역적 특징과 국부적 특징을 동시에 이용하고, 부분적으로 가려진 표적은 가려짐이 없는 국부적 특징만을 이용하기 위한 특징정보 융합 방법을 제안하였다. 실제 전방관측 적외선 영상에서는 풀, 바위 등과 같은 물체에 의해 부분적으로 가려진 표적이 많이 존재하기 때문에 제안한 표적 식별 알고리즘이 좋은 성능을 발휘할 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] B. Bhanu, "Automatic target recognition: state of the art survey", IEEE Trans. Aerosp. Electron.Syst. Vol. 22 (4), pp. 364~379, 1986.
- [2] L. Wang, S. Z. Der, N. M. Nasrabadi, "Automatic target recognition using a feature-decomposition and data-decomposition modular neural network", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 7 (8), pp. 1113~1121, 1998.
- [3] J. M. DeCatrel, J. R. Surdu, "Practical recognition of armored vehicles in FLIR", Proc. SPIE, Automatic Object Recognition V, Vol. 2485, pp. 200~208, 1995.
- [4] D. Nair, J. K. Aggarwal, "Bayesian recognition of targets by parts in second generation forward looking infrared images", Image and Vision Computing, Vol. 18, pp. 849~864, 2000.
- [5] S. G. Sun, H. W. Park, "Segmentation of forward-looking infrared image using fuzzy

- thresholding and edge detection”, *Opt. Eng.*, Vol. 40 (11), pp. 2638~2645, 2001.
- [6] S. G. Sun, H. W. Park, “Automatic target recognition using target boundary information in FLIR images”, *Proc. The IASTED Int. Conf. Signal and Image Processing*, pp. 405~410, 2000.
- [7] B. Ernisse, S. K. Rogers, R. A. Raines, “Complete automatic target cueer/recognition system for tactical forward-looking infrared images”, *Opt. Eng.* Vol. 36 (9), pp. 2593~2603, 1997.
- [8] A. Panapakkam, S. N. Balakrishnan, “Automatic target recognition system using wavelet transform and cluster analysis”, *Proc. SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition IV*, Vol. 2484, pp. 636~643, 1995.
- [9] S. K. Rogers et. al, “Neural networks for automatic target recognition”, *Neural networks*, Vol. 8 (7/8), pp. 1153~1184, 1990.
- [10] D. Casasent, A. Ye, “Detection filters and algorithm fusion for ATR”, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 6 (1), pp. 114~125, 1997.
- [11] 선선구, 박현욱, “유사변환에 불변인 국부적 특징과 광역적 특징 선택에 의한 자동 표적인식”, *대한전자공학회논문지*, 제39권 SP편 제4호, pp. 370~380, 2002년 7월
- [12] M. R. Teague, “Image analysis via the general theory of moments”, *J. Opt. Soc. Am.* Vol. 70 (8), pp. 920~930, 1980.
- [13] J. Flusser, T. Suk “A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion,” *IEEE Trans. Geoscience and remote sensing*, Vol. 32 (2), pp. 382~387, 1994.
- [14] K. Arbter, W. E. Snyder, H. Burkhardt, G. Hirzinger, “Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects”, *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.* Vol. 12 (7), pp. 640~647, 1990.
- [15] D. W. Marquardt, “An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters,” *J. of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 11, pp. 431~441, 1963.

저 자 소 개



宣善龜(學生會員)

1987년 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1989년 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 2003년 : 한국과학기술원 전자전산학과 졸업(공학박사). 1989년~현재 : 국방과학연구소 선임연구원. <주관

심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 자동표적인식>



朴玄旭(正會員)

1981년 : 서울대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1983년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사). 1988년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사). 1993년~현재 : 한국과학기술원

전기 및 전자공학과 교수. 1989년~1992년 : University of Washington 연구원. 1992년~1993년 : 삼성전자 수석연구원. <주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 의료영상 시스템, 멀티미디어 시스템>