

論文2002-39SP-4-2

# 유사변환에 불변인 국부적 특징과 광역적 특징 선택에 의한 자동 표적인식

(Automatic Target Recognition by selecting  
similarity-transform-invariant local and global features)

宣善龜\*, 朴玄旭\*\*

(Sun-Gu Sun and HyunWook Park)

## 요 약

전방 관측 적외선 영상에서 가려짐이 없거나 가려짐이 있는 군용차량을 인식할 수 있는 자동 표적인식 알고리즘을 제안한다. 표적을 배경으로부터 분리한 후에 광역적인 형상 특징을 찾기 위해 표적의 경계선에 대해 물체의 중심을 기준으로 방사함수(radial function)를 정의한다. 또한, 형상 정보가 집중되어 있는 표적의 윗 부분으로부터 국부적인 형상 특징을 찾기 위해 두 개의 특징점과 경계선으로부터 거리함수를 정의한다. 두 개의 함수와 경계선으로부터 4개의 광역적 형상 특징과 4개의 국부적 형상 특징을 제안한다. 이 특징들은 병진, 회전 그리고 크기변화에 대해 기존의 특징 벡터들 보다 좋은 불변성을 가진다. 이 특징들을 이용하여 가려짐이 있는 표적과 가려짐이 없는 표적을 구분하여 인식하기 위한 새로운 분류 방식을 제안한다. 실험을 통해 제안한 특징들의 불변성과 인식 성능을 기존의 특징벡터들과 비교하여 제안한 표적 인식 알고리즘의 우수성을 입증한다.

## Abstract

This paper proposes an ATR (Automatic Target Recognition) algorithm for identifying non-occluded and occluded military vehicles in natural FLIR (Forward Looking InfraRed) images. After segmenting a target, a radial function is defined from the target boundary to extract global shape features. Also, to extract local shape features of upper region of a target, a distance function is defined from boundary points and a line between two extreme points. From two functions and target contour, four global and four local shape features are proposed. They are much more invariant to translation, rotation and scale transform than traditional feature sets. In the experiments, we show that the proposed feature set is superior to the traditional feature sets with respect to the similarity-transform invariance and recognition performance.

**Key words** : Automatic target recognition(자동표적인식), Forward-looking infrared image(전방관측 적외선영상), Feature extraction(특징 추출), Classification(분류)

\* 學生會員, \*\* 正會員, 韓國科學技術院 電子電算學科  
電氣 및 電子工學 專攻

(Department of Electrical Engineering and Computer  
Science, Division of Electrical Engineering, Korea  
Advanced Institute of Science and Technology)

接受日字:2002年3月23日, 수정완료일:2002年6月3日

## I. 서 론

자동 표적인식 시스템은 실제 전투 상황에서 판단능  
력이 흐려지고 신뢰성이 떨어지는 사람의 눈과 머리를  
대신하여 표적을 탐지하고 인식하는 시스템을 말한다.

자동 표적인식 시스템에 널리 사용되는 적외선 센서

는 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 놓여 있는 장소의 기온변화에 따른 영상의 가변성, 물체와 센서 사이의 각도에 따른 영상의 다양성, 지형지물에 의한 가려짐으로 인해 먼 거리에서 획득된 적외선 영상에서 물체를 인식하는 것은 매우 어려운 일이다.<sup>[1]</sup>

이제까지 적외선 영상에서의 자동 표적인식에 대한 많은 연구<sup>[2-11]</sup>가 진행되었으며, 크게 신경회로망에 기반을 둔 방법과 통계학적 패턴인식에 기반을 둔 방법으로 분류된다. 신경회로망을 표적인식에 적용할 경우 어려움은 영상과 같은 다차원 데이터를 학습하기 위해서는 많은 학습 데이터가 필요하고 신경회로망의 규모가 커져야한다. 또한 학습 데이터가 문제의 복잡성에 비해 적을 경우 신경회로망의 일반화 성능이 떨어지는 단점이 있다. 최근에 Wang<sup>[2]</sup>은 이와같은 단점을 다소 극복하기 위해 계층적 구조의 신경회로망을 사용하였다. 특징추출에 기반을 둔 방법으로서, 2세대 적외선 센서에 의해 획득되어 화질이 양호한 영상에 대해 Decatrel<sup>[3]</sup>은 영상분할을 수행한 후 부분 형상에 바탕을 둔 특징점들의 상대거리의 비를 특징벡터로 사용하였다. Nair<sup>[4]</sup>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.

최근 물체 인식 연구에 있어서 물체 경계선의 곡률을 구해 곡률이 어떤 임계치 이상이 되는 점을 특징점으로 판단하고, 이 점을 기반으로 해서 국부적 특징을 추출하여 가려짐 문제를 해결하려고 노력하고 있다. 그러나 적외선 영상은 배경잡음 및 주위온도 등에 매우 민감하여 곡률이 심하게 변하므로 곡률에 기반하여 특징점을 선택하는 방법들은 적용하기 어렵다.

또한 광역적 특징으로 널리 사용되고 있는 모멘트불변치, Zernike 모멘트불변치 등은 디지털화에 따른 오류, 영상분할 결과에 따른 형상 변경 그리고 잡음에 매우 민감하다. 따라서 이 특징들을 표적의 윤곽선 변화가 심한 적외선 영상에서의 표적인식 시스템에 적용하기는 어렵다. 특히, 제안한 알고리즘의 응용분야인 지대지(ground-to-ground) 표적인식 분야에서는 센서로부

터 표적의 거리에 따라 영상에서 표적의 크기가 매우 심하게 변한다. 따라서 병진, 회전, 크기변화에 대해 기존의 특징벡터들 보다 더 좋은 불변성을 갖고 인식률이 좋은 특징벡터를 찾아야 한다.

이 논문에서는 전방관측 적외선 영상에서 표적이 가려짐이 있는 경우나 가려짐이 없는 경우에도 모두 적용할 수 있는 표적인식 알고리즘을 제안한다. 영상 데이터는 국방과학연구소에서 군용차량에 장착된 적외선 센서로 약 1200 m 이상의 표적에 대해 분철에 획득한 실제 영상을 사용한다. 그림 1에서 볼 수 있는 것처럼 표적의 부분 형상 구분이 매우 어렵다. 표적의 가려짐은 표적의 아랫부분에만 있는 것으로 한정한다. 아래 부분의 가려짐은 표적과 센서가 멀리 떨어져있고 야지에 풀, 바위 등이 많아서 매우 빈번히 발생한다. 그림 2는 제안한 표적인식 알고리즘의 전체 블럭도를 나타낸다. II장에서는 저자들에 의해 연구되었던 적외선 영상의 분할 방법<sup>[5]</sup>에 대해 간략히 소개하고 특징추출을 위한 전처리과정에 대해 언급한다. III장에서는 표적분할 단계에서 추출된 표적의 경계선 및 윤곽으로부터 제안한 특징벡터의 추출에 대해 기술한다. IV장에서는 가려짐이 있는 표적과 가려짐이 없는 표적을 구분하여 인식하는 제안한 분류 방법에 대해 기술한다. V장에서는 병진, 회전 그리고 크기변화에 대해 제안한 특징벡터의 불변성을 실험을 통해 입증하고, 모멘트불변치,<sup>[12]</sup> 정규화된 푸리에기술지<sup>[13]</sup> 그리고 Zernike 모멘트불변치<sup>[14,15]</sup>와 인식 성능을 비교함으로써 제안한 알고리즘의 우수성을 입증한다. VI장에서는 결론에 대해 언급한다.



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

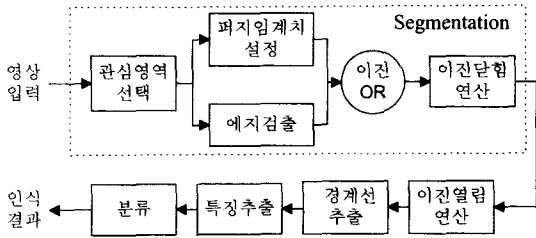


그림 2. 자동 표적인식 알고리즘의 전체 블럭도  
Fig. 2. Overall block diagram of ATR algorithm.

## II. 표적 분할

특징추출을 기반으로한 자동 표적인식 알고리즘에서 표적 경계선에 대한 정확한 표현은 매우 중요하다.<sup>[1,5,6]</sup> 왜냐하면 표적인식 알고리즘의 성능이 영상분할의 결과에 매우 의존적이기 때문이다. 적외선 영상에서 배경으로부터 물체를 분리하기 위해 사용한 표적분할 방법<sup>[5]</sup>에 대해 간단히 언급하고 특징추출을 위한 전처리 과정에 대해 기술한다. 야지에서 획득된 적외선 영상은 복잡한 배경이 대부분을 차지하고 물체 영역은 작은 영역이다. 따라서 영상 분할 단계에서 계산시간을 줄여주고 복잡한 배경에서의 불필요한 효과들을 제거하기 위해 표적을 포함한 작은 관심영역을 선택한다. 그런 후 관심영역에 대해 퍼지 임계치설정과 에지검출 과정을 수행하여 그 결과들을 이진 OR 과정을 통해 결합한다. 이 영역들 중에서 가장 큰 영역을 선택하고 작은 구멍들을 채워주기 위해 이진 모폴로지 닫힘연산을 수행한다. 이 닫힘연산에서 구조화 성분은 5×5의 정사각형 윈도우가 사용된다. 그림 3(a)는 그림 1의 영상에 대해 표적분할 후에 닫힘연산을 수행한 결과를 나타낸다.

인간이 탱크, 장갑차와 같은 전투차량을 인식할 때 포는 차량을 구분하는 좋은 특징이 될 수 있다. 그러나 컴퓨터에 의한 자동 표적인식에서는 표적분할 단계에서 포를 정확히 구분해내기 어렵다. 탱크를 예로 들어 설명하면, 탱크는 크게 포, 포탑, 차체로 구성된다. 포는 포탑에 장착되어 있고 포 자체로는 상하 운동만 가능하다. 포를 선회방향으로 구동할 때는 포, 포탑이 같이 움직이며, 차체의 움직임 없이 360° 구동이 가능하다. 포탑이 0°~360°회전할 때 멀리서 획득된 적외선 영상에서의 포탑 모양은 유사하다. 차체가 한 방향으로 고정되어 있고, 포, 포탑을 여러 방향으로 구동할 때 적외선 영상에서의 표적을 분할 한 후에 경계선을 보면 매우 다른 모양의 경계선을 얻는다. 그러나 포를 없애고

경계선을 찾으면 표적의 경계선 모양은 적외선 센서와 차체가 놓여있는 각도에 따라서만 변하게 된다. 또 포는 전투가 있어 사격을 했을 때는 매우 뜨거운 상태가 되어 적외선 영상에서 보면 매우 높은 밝기 값을 갖는다. 따라서 영상분할 단계에서 확실하게 표적으로 구분된다. 그러나 사격이 없을 때는 포의 온도는 차체의 온도 보다 낮게되어 적외선 영상에서 보면 배경과 유사한 밝기 값을 갖게되어 영상 분할 단계에서 표적으로 구분되지 않는 경우가 많이 발생한다. 따라서, 특징추출 및 분류에서 좋은 특징은 각 클래스 내의 분산은 작고, 클래스 간의 분산은 큰 특징이 좋은 특징이라는 관점에서 컴퓨터에 의한 자동 표적인식 알고리즘에서는 안정된 특징벡터를 구하기 위해 포를 제거하고 표적의 경계선을 찾는 것이 바람직하다. Decatrel<sup>[3]</sup>도 표적에서 포를 제거하고 특징추출 하는 방식을 사용하였다.

포를 제거하기 위해 이진 모폴로지 개방연산이 사용되고 구조화 성분은 5×5의 정사각형 윈도우가 사용된다. 이 과정을 수행하고 나면 표적의 이진 윤곽이 얻어지고 경계선 추종 알고리즘<sup>[16]</sup>을 이용하여 표적의 경계선을 찾는다. 그림 3(a)에서 포를 없애고 표적의 경계선을 찾은 결과가 그림 3(b)와 같다.



그림 3. (a) 표적분할 결과, (b) 포를 없앤 후의 표적 경계선

Fig. 3. (a) Segmentation result, (b) target boundary without gun.

## III. 불변 특징 추출

사람은 물체를 인식할 때 광역적인 정보와 국부적인 정보를 동시에 이용한다. 이와 유사하게 제안한 인식 알고리즘에서도 표적의 가려짐이 없을 경우는 광역적 특징과 국부적 특징을 동시에 이용하고, 가려짐이 있을 경우는 국부적 특징만을 이용한다. 여러 가지 광역적 특징들과 국부적 특징들이 추출된 후에 4개의 광역적 특징과 4개의 국부적 특징이 SFS (Sequential Forward Selection)<sup>[17]</sup> 알고리즘과 불변성의 평가에 의해 선택된다.

1. 광역적 형상특징

표적분할 후  $N$ 개의 픽셀 수를 갖는 표적의 경계선을 순서집합  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N$ 으로 나타내고 식 (1)과 같이 표적의 중심과 경계선 픽셀  $(x_i, y_i)$ 사이의 유클리드거리  $Z_i$ 의 1차원 함수로 표적의 경계선을 표현할 수 있다.

$$Z_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

여기서  $(\bar{x}, \bar{y})$ 는 표적분할 단계에서 추출된 표적 경계선의 중심이다. 그림 4는 그림 3(b)에 대한  $Z_i$ 의 예를 나타낸다.

(a) 형상의 비대칭

그림 4의 그래프에서  $Z_i$ 의 평균 즉,  $\bar{Z}$ 를 기준으로 한 위쪽과 아래쪽 간의 비대칭 정도를 식 (2)와 같이 정의 한다.

$$GI = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z_i - \bar{Z}]^3}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z_i]^3} \quad (2)$$

(b)  $Z_i$ 의 최대값과 최소값의 비

이 특징은 식 (3)과 같이 정의되며  $Z_i$ 의 최대값은 차체 폭의 반을 나타내고  $Z_i$ 의 최소값은 표적의 중심에서 차체 아래 부분에 있는 케도까지의 거리를 나타낸다.

$$G2 = \frac{\min[Z_i]}{\max[Z_i]} \quad (3)$$

(c) 포탑의 거친 정도

이 특징은 식 (4)와 같이 정의되며, 군용차량의 포탑 부분의 거친 정도를 나타낸다.  $Z_i$ 가  $\bar{Z}$  보다 작은 영역이 윗부분과 아래 부분에 있을 수 있으나 케도가 있는 아래 부분은 평탄하므로 포탑의 모양이 거칠수록  $G3$ 의 값은 커진다.

$$G3 = \frac{\text{Num}\{Z_i < \bar{Z}\}}{N} \quad (4)$$

여기서 Num()은 픽셀의 수를 나타낸다.

(d) 형상의 둥근 정도

표적분할 단계에서 추출된 표적의 전체면적을  $A$ 라고 하고, 평균 반경의 외부이면서 표적의 윤곽에 속하는 면적을  $A_E$ 라고 할때 면적을 기준으로한 표적의 둥근 정도는 식 (5)와 같이 정의한다.

$$G4 = \frac{A_E}{A} \quad (5)$$

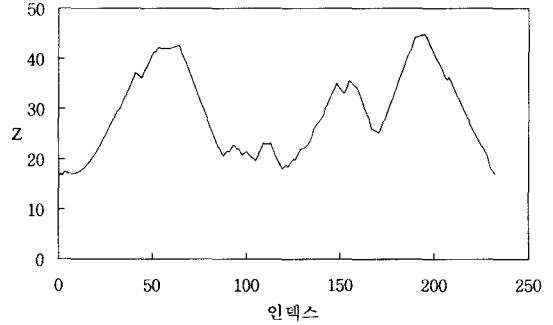


그림 4. 그림 3(b)의 경계선에 대한 방사함수  
Fig. 4. Radial function of boundary in Fig. 3(b).

2. 국부적 형상특징

국부적 형상특징을 구하기 위해서 먼저 두개의 특징점을 정의한다. 첫번째 특징점은 표적 중심  $(\bar{x}, \bar{y})$ 의 왼쪽에 있는 경계선 위의 점들 중에서 표적의 중심으로 부터의 거리가 가장 먼 점으로 정의한다. 두번째 특징점은 표적의 오른쪽 영역에 대해 왼쪽과 같은 방법으로 특징점을 정의한다. 이 특징점들이 만드는 직선에 의해 표적은 윗 부분과 아래 부분으로 구분된다. 이 특징점들과 표적의 윗 부분은 아래 부분의 가려짐에 대해 둔감하고, 형상 정보가 집중되어 있으므로 윗 부분의 특징들만을 찾아 자주 발생하는 아래 부분의 가려짐 문제를 해결한다. 표적의 경계선 중에서 윗 부분이 그림 5처럼  $M$ 개의 픽셀로 구성되고  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, M$ 의 순서쌍에 의해 표현될 때 두 개의 특징점이 만드는 직선과 각 경계선 픽셀의 수직거리를 일차원 수열로 표현할 수 있다. 특징점들이 만드는 직선을  $ax+by+c=0$ 라고 할때 거리함수  $d_i$ 는 식 (6)과 같이 정의한다. 그림 3(b)의 윗 영역에 대한 거리함수 그래프는 그림 6과 같다.

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (6)$$

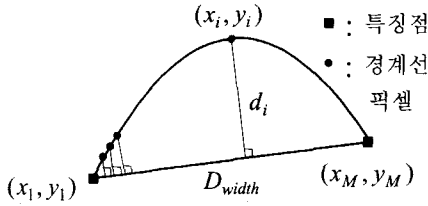


그림 5. 국부적 형상특징을 찾기 위한 거리함수의 정의  
Fig. 5. Definition of distance function for local shape feature extraction.

(a) 진폭변화

그림 6의 그래프에서  $d_i$ 의 평균  $\bar{d}$ 를 기준으로 한 진폭변화는 식 (7)과 같이 정의한다.

$$L1 = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d_i - \bar{d}]^2}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d_i]^2} \quad (7)$$

식 (7)에서 L1은 평균 거리  $\bar{d}$ 를 기준으로한 진폭의 분포 특성을 나타낸다.

(b)  $d_i$ 의 최대값과  $D_{width}$ 의 비

이 특징은 식 (8)과 같이 정의되며, 특징점을 기준으로 윗 부분의 폭과 높이의 비를 근사적으로 나타낸다.

$$L2 = \frac{\max[d_i]}{D_{width}} \quad (8)$$

여기서  $D_{width}$ 는 그림 5에 표시된 것처럼 두 특징점 사이의 거리이다.

(c) 포탑 윗 부분의 거친 정도

이 특징은 식 (9)와 같이 정의되며, 포탑의 형상이 뾰족한 모양이거나, 거친 형상을 가질수록 커진다. 광역적 특징과 국부적 특징을 동시에 이용할 때는 이 특징 정보와 식 (4)에 의한 특징 정보가 유사하지만 국부적인 특징 정보만을 이용할 때는 좋은 구별력을 가진다.

$$L3 = \frac{\text{Num}\{d_i > \bar{d}\}}{M} \quad (9)$$

(d) 편평한 정도

이 특징은 식 (10)과 같이 정의 된다.  $D_{width}$ 에 비해  $M$ 이 커질 때 표적의 포탑 모양은 납작한 모양을 갖지 않는다.

$$L4 = \frac{D_{width}}{M} \quad (10)$$

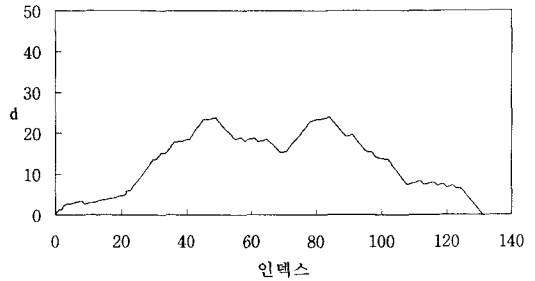


그림 6. 그림 3(b)에 대한 거리함수의 그래프  
Fig. 6. The graph of distance function for Fig. 3(b).

IV. 특징 벡터 선택에 의한 표적 분류

본 논문에서 인식 가능한 가려짐은 그림 7과 같이 표적의 아래 부분에 가려짐이 있는 경우로 한정한다. 그 이유는 관심이 있는 표적이 멀리 떨어져 있고 주로 전투가 발생하는 아지에 놓여 있는 지상차량 이기 때문이다. 아지에서는 영상 센서와 표적 사이에 풀, 바위 언덕 등이 존재하여 대부분의 가려짐이 아랫부분에 존재한다. 윗 부분의 가려짐을 고려해 보면 윗 부분의 가려짐만 있는 경우는 실제 상황에서는 거의 존재하지 않으며, 참호 속에 차량이 들어 있는 경우는 전체적으로 가려짐이 있어 인식 불가능하다. 또한 좌, 우측에 가려짐이 있을 수 있으나 이 경우 보이는 부분이 작고, 이용할 수 있는 정보가 매우 제한적이기 때문에 인식이 현저히 떨어진다.

제안된 표적 분류 방식은 특징벡터 2개를 사용한다. 표적이 가려짐이 없는 경우는 광역적 특징과 국부적 특징을 모두 이용 가능하다. 그러나 표적이 가려짐이 있는 경우는 국부적 특징만을 이용하는 것이 인식률에 도움이 된다. 가려짐이 없는 경우에 사용할 특징벡터를 F1이라 하고 식 (11)과 같이 정의하고, 가려짐이 있는 경우에 사용할 특징벡터를 F2라 하고 식 (12)와 같이 정의한다.

$$F1 = \{G1, G2, G3, G4, L1, L2, L3, L4\} \quad (11)$$

$$F2 = \{L1, L2, L3, L4\} \quad (12)$$



그림 7. 제안한 알고리즘에서 고려한 표적 가려짐의 예

Fig. 7. Examples of occluded target considered in proposed algorithm.

먼저 학습 데이터에서 사전지식을 획득하기 위해 각 표적 당 50개의 학습 데이터를 이용한다. 3개의 표적이므로 150개의 학습 데이터를 이용하여 LOU (Leave one out) 시험을 수행한다. 150개의 데이터 중에서 149개는 학습 데이터로 하고 나머지 한 개를 시험 데이터로 하여 특징벡터  $F1$ 을 계산하고 식 (13)의 최소거리 분류기를 사용하여 인식 실험을 한다.

$$DIST^k = \|F_{test} - F_{train}^k\| = [(F_{test} - F_{train}^k)^T (F_{test} - F_{train}^k)]^{1/2} \quad (13)$$

여기서  $F_{train}$ 과  $F_{test}$ 는 각각 학습 데이터의 특징벡터와 시험 데이터의 특징벡터를 나타낸다. 그리고  $k$ 는 학습 데이터의 인덱스를 나타낸다. 이렇게 150개의 학습 데이터를 한번씩 번갈아 가며 시험 데이터로 하게 되면 학습 데이터에 대해 특징벡터  $F1$ 을 사용했을 때의 사전지식, 즉 사전 인식률  $P^{F1}$ 과 표적을 옳게 인식했을 경우의 최소거리의 평균  $\mu^{F1}$ 을 구할 수 있다. 특징벡터  $F2$ 에 대해서도 동일한 방법으로  $P^{F2}$ 와  $\mu^{F2}$ 를 구할 수 있다. 특징벡터  $F1$ 의 특징 수는 8개이므로 특징의 수가 4개인  $F2$ 에 비해 최소거리의 평균이 크고, 인식률은 사용되는 정보가 많기 때문에  $F2$ 보다 높은 사전 인식률을 가진다.

시험 영상에 대한 분류는 다음 절차에 따른다.

(a) 실제 시험 데이터에 대해 인식을 수행할 경우 한 개의 시험 영상에서 특징벡터  $F1$ 과  $F2$ 를 구한다. 시험영상에서 구한  $F1$ 과 150개의 학습데이터 각각에 대한  $F1$ 의 거리를 식(13)을 이용하여 구해서 150개의 거리 중에서 최소거리를  $D^{F1}$ 이라고 하고, 이때 최소거리를 갖는 학습 데이터의 표적이 무엇인지를 기억해 둔다.  $F2$ 에 대해서도 동일한 방법으로 최소거리를 구해

$D^{F2}$ 라고 하고, 최소거리를 갖는 학습데이터의 표적이 무엇인지를 기억해 둔다. 만일 표적이 가려져 있을 경우는 광역적 특징이 변해서  $D^{F1}$ 이 매우 큰 값을 갖게 되고, 국부적 특징은 아래 부분의 가려짐에 불변이므로  $D^{F2}$ 의 값은  $D^{F1}$ 에 비해 작은 값을 가진다. 따라서 표적을 판단할 때 두 특징 벡터  $F1$ ,  $F2$ 에 의해 구해진 최소거리를 보고 최소거리가 작은 것을 신뢰하고자 한다.

(b)  $D^{F1}$ 과  $D^{F2}$ 는 사전지식으로 얻어진 최소거리의 분포를 볼 때 특징벡터의 수가 다르기 때문에 최소거리의 평균이 서로 다르다. 따라서 두개의 크기를 비교해 주기 위해서는 정규화가 필요하고, 식 (14), (15)와 같이 사전지식으로 주어진 각각의 최소거리의 평균으로 나누어주어 정규화를 수행한다.

$$D_N^{F1} = \frac{D^{F1}}{\mu^{F1}} \quad (14)$$

$$D_N^{F2} = \frac{D^{F2}}{\mu^{F2}} \quad (15)$$

여기서  $D_N^{F1}$ 과  $D_N^{F2}$ 는 각각 정규화된 최소거리이며,  $\mu^{F1}$ 과  $\mu^{F2}$ 는 학습 데이터에서 구한 최소거리 평균이다.

(c) 정규화된 최소거리가 같을 경우는 사전 인식률이 높은 특징벡터의 인식 결과를 신뢰하는 것이 타당하다. 따라서 사전 인식률을 가중시켜서 최종 최소거리를 식 (16)과 (17) 처럼 구한다.

$$d^{F1} = D_N^{F1} \times (1 - P^{F1}) \quad (16)$$

$$d^{F2} = D_N^{F2} \times (1 - P^{F2}) \quad (17)$$

여기서  $d^{F1}$ 과  $d^{F2}$ 는 최종 최소거리이다.

(d) 두 특징벡터의 최종 최소거리를 비교하여  $d^{F1}$ 이  $d^{F2}$ 보다 작을 경우는 특징 벡터  $F1$ 의 결과로 인식결과를 판정하고,  $d^{F2}$ 가  $d^{F1}$ 보다 작을 경우는 특징 벡터  $F2$ 의 결과로 인식결과를 판정한다.

그림 8은 특징벡터 선택에 의한 표적 분류에 대한 흐름도를 나타낸다.

## V. 실험 및 결과

실험은 먼저 제안한 특징벡터의 병진, 회전 및 크기

변화에 대한 불변성 (invariance)을 증명하기 위한 실험과, 전방관측 적외선 영상에서 3 개 표적 (2 개의 전차 및 1 개의 장갑차)에 대한 인식 실험을 수행하였다.

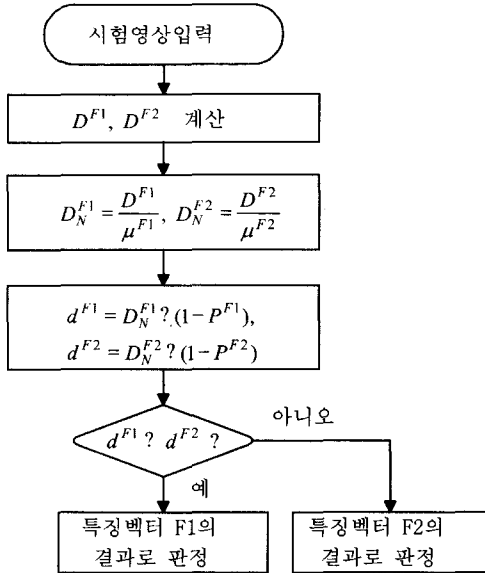


그림 8. 특징벡터 선택에 의한 분류 흐름도  
Fig. 8. Flowchart of classification by selection of feature vector.

1. 제안한 특징벡터의 불변성 증명

제안한 특징벡터의 병진변화에 대한 증명은  $Z_i$  및  $d_i$ 가 병진변화에 대해 불변이며, 형상특징들에서 표적 경계선의 픽셀 수 및 면적은 병진변화에 대해 무관하므로 전체 특징들은 병진변화에 대해서 불변이다. 회전 및 크기변화에 대한 불변성은 제안한 특징벡터와 모멘트불변치,<sup>[12]</sup> 정규화된 푸리에기술자<sup>[13]</sup> 그리고 Zernike 모멘트불변치<sup>[14,15]</sup>와 실험을 통해 비교하므로써 증명한다. 모멘트불변치에서 낮은 차수로부터 4개의 모멘트를 표적의 이진 윤곽으로부터 구하고 또 낮은 차수의 4개의 모멘트를 표적의 경계선으로부터 구해 8개의 특징을 만들었다. 이 특징들을 표 1과 표 2에서  $M_{S1}, M_{S2}, M_{S3}, M_{S4}, M_{B1}, M_{B2}, M_{B3}, M_{B4}$ 로 표현한다. 아래 첨자에서  $S$ 는 모멘트불변치가 이진 윤곽으로부터 구해진 것을 나타내고,  $B$ 는 모멘트불변치가 경계선으로부터 구해진 것을 나타낸다. Zernike 모멘트불변치도 동일한 방법으로 표적의 윤곽 및 경계선에 대해 구하고,  $S_{S1}, S_{S2}, S_{S3}, S_{S4}, S_{B1}, S_{B2}, S_{B3}, S_{B4}$ 로 표현한다. 정규화된 푸리에기술자의 경우는 표적의 경계선을 등간격

으로 256개의 표본을 취하여 계산한다. 푸리에변환을 수행하여 DC 성분으로 AC 성분을 정규화하여 가장 낮은 주파수 계수부터 선택한다. 이 주파수 계수를  $W_2, W_3, W_4, W_5, W_6, W_7, W_8, W_9$ 로 표현하였다. 이 실험을 위해서 그림 9(a)와 (b)에 보인 것처럼 그림 3(b)로부터 원래의 영상을 제외한 10개의 크기 변화된 영상과 10개의 회전된 영상을 만들었다. 크기 변화된 영상을 만들 때 크기 변화율은 0.5~2.0 이다. 즉 원래 영상보다 크기가 반인 영상부터 2배인 영상까지 만들었다. 0.5부터 0.9 까지는 0.1의 간격으로 하고, 1.2부터 2.0 까지는 0.2의 간격을 사용하였다. 회전된 영상에서 회전각의 범위는  $-50^\circ \sim 50^\circ$ 이며 각  $10^\circ$  간격으로 회전된 영상을 만들었다.  $50^\circ$  보다 큰 각도는 실제 인식하고자 하는 군용차량의 사용 환경에서는 존재할 수 없는 상황이므로 제외되었다. 불변성에 대한 성능을 양적으로 증명하기 위한 척도로서 식 (18)과 같이 평균제곱오류 (Mean Square Error)를 사용하여 정의된 함수  $E$ 를 선택한다.

$$E = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} (f(n) - \bar{f})^2 \quad (18)$$

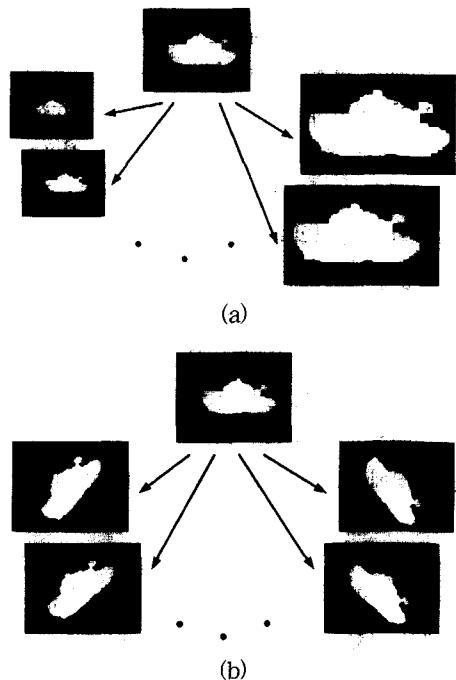


그림 9. 불변성 증명을 위한 영상 생성:  
(a) 크기 변화된 영상, (b) 회전 영상.  
Fig. 9. Image generation to prove invariance:  
(a) scaled image, (b) rotated image

여기서  $N_s$ 는 회전되거나 크기 변화된 영상의 수를 나타내고,  $f(n)$ 은 최대값으로 정규화된  $n$ 번째 영상의 특징 값을 나타낸다.  $\bar{f}$ 는 정규화된 특징들의 평균값을 나타낸다. 표 1과 2는 각각 크기변화와 회전에 대한 분산을 식 (18)에 의해 계산한 결과를 나타낸다. 표 1과 2에서 알 수 있는 것처럼 제안한 특징벡터는 기존의 특징벡터에 비해 회전 및 크기 변화에 대해 매우 좋은 불변성을 갖는다.

표 1. 10 개의 크기 변화된 영상의 분산 (단위:  $10^{-3}$  MSE).

Table 1. Variance for ten scaled images (Unit:  $10^{-3}$  MSE).

MI*	$M_{S1}$	$M_{S2}$	$M_{S3}$	$M_{S4}$	$M_{B1}$	$M_{B2}$	$M_{B3}$	$M_{B4}$	Avg.
	109	105	107	100	109	103	103	98	104
ZMI	$S_{S1}$	$S_{S2}$	$S_{S3}$	$S_{S4}$	$S_{B1}$	$S_{B2}$	$S_{B3}$	$S_{B4}$	-
	109	116	110	114	109	116	107	108	111
NFD	$W_2$	$W_3$	$W_4$	$W_5$	$W_6$	$W_7$	$W_8$	$W_9$	-
	25	19	26	24	24	34	23	64	30
GL	$G1$	$G2$	$G3$	$G4$	$L1$	$L2$	$L3$	$L4$	-
	19	1	0	1	2	0	0	2	3

\*MI: 모멘트불변치,

ZMI: Zernike 모멘트불변치,

NFD: 정규화된 푸리에기술평차,

GL: 제안한 형상특징.

표 2. 10 개의 회전 영상의 분산 (단위:  $10^{-3}$  MSE)

Table 2. Variance for ten rotated images. (Unit:  $10^{-3}$  MSE)

MI	$M_{S1}$	$M_{S2}$	$M_{S3}$	$M_{S4}$	$M_{B1}$	$M_{B2}$	$M_{B3}$	$M_{B4}$	Avg.
	1	87	2	198	1	94	15	325	90
ZMI	$S_{S1}$	$S_{S2}$	$S_{S3}$	$S_{S4}$	$S_{B1}$	$S_{B2}$	$S_{B3}$	$S_{B4}$	-
	0	0	1	2	0	1	23	14	5
NFD	$W_2$	$W_3$	$W_4$	$W_5$	$W_6$	$W_7$	$W_8$	$W_9$	-
	21	16	16	15	29	16	20	66	25
GL	$G1$	$G2$	$G3$	$G4$	$L1$	$L2$	$L3$	$L4$	-
	21	1	0	0	1	0	0	3	3

2. 제안한 분류 방식을 사용한 인식 실험

실험에 사용된 적외선 영상은 국방과학연구소에서 실제 군용차량에 장착된 적외선 센서를 사용하여 약

1200 m 떨어진 3 개의 표적 (2개의 탱크 및 1개의 장갑차)에 대해 야지에서 획득된 가려짐이 없는 영상이다. 또한, 표적의 가려짐이 있는 영상은 가려짐이 없는 영상에 대해 PaintShop을 이용하여 인공적으로 가려진 부분을 만들었다. 가려짐의 정도는 식 (19)에 의해 계산한 결과 약 16.0% 이다.

$$R_o = \frac{A - A_o}{A} \times 100 \% \tag{19}$$

여기서  $R_o$ 는 표적의 가려진 정도를 나타내고,  $A$ 는 가려짐이 없는 표적의 면적 그리고  $A_o$ 는 가려짐이 있는 표적의 면적을 나타낸다. 그림 10(a)~(c)는 센서에 대해  $90^\circ$ 로 놓여 있는 3개의 표적에 대한 예이며, (d)는 표적 C가 여러 방향으로 놓여있는 경우에 대한 예이다. 이 데이터베이스에서 적외선 센서에 대해 표적이 놓여 있는 각도는  $0^\circ \sim 360^\circ$ 이고, 지면이 앞, 뒤로 기울어진 각도는 지면이 기울어진 정도이며, 거의 평탄한 상태이다. 영상에 한 개의 표적이 있는 경우이며, 영상의 크기는  $256 \times 256$  픽셀이고 256 밝기 값 수준을 갖는 영상이다. 학습 데이터는 각 표적에 대해 50장의 영상이며, 시험 데이터는 각 표적에 대해 가려짐이 없는 100장의 영상과 가려짐이 있는 50장의 영상이다. 시험 데이터는 학습 데이터와 다른 조건을 갖는 데이터이다. 제안한 특징벡터 및 분류 알고리즘의 성능을 입증하기 위해 모멘트불변치,<sup>[12]</sup> 정규화된 푸리에기술평차<sup>[13]</sup> 및 Zernike 모멘트불변치<sup>[14,15]</sup>와 비교한다. 모멘트불변치와 Zernike 모멘트불변치의 경우는 Dudani의 방식<sup>[12]</sup>처럼 경계선과 윤곽에 대해 동시에 모멘트불변치를 구한다. 모멘트불변치와 Zernike 모멘트불변치를 사용할 때 차수가 낮은 모멘트 일수록 잡음에 강한 특성을 갖는다. 푸리에 기술평차의 경우는 낮은 주파수 계수로부터 순서적으로 선택하였으며, 낮은 주파수 계수 일 수록 잡음에 강하고 물체의 전체 모양을 잘 나타내기 때문이다. 그림 11은 위에서 언급한 기존의 특징벡터들에 대해 특징들의 수를 증가시켜 가면서 최소거리분류기를 사용하여 인식률의 변화를 관찰한 실험결과이다. 표 3과 4는 각각 가려짐이 없는 표적과 가려짐이 있는 표적에 대해 제안한 특징벡터 및 분류 방법을 사용하여 인식률을 시험한 결과를 나타낸다. 가려짐이 없는 영상에 대한 인식률은  $273/300=91\%$ 이고, 가려짐이 있는 영상의 경우는 인식률이  $111/150=74\%$  이었다. 전체적으로 인식률은



384/450=85.3% 로서 기존의 특징벡터들에 비해 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. 표 3과 4에서 대각선 항목들은 올바르게 인식된 경우를 나타내고, 비대각선 항목들은 잘못 인식된 경우를 나타낸다. 위의 실험들에서 알 수 있는 것처럼 제안한 특징벡터들이 적외선 영상에서 군용차량을 인식하는데 기존의 특징벡터들에 비해 훨씬 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다.

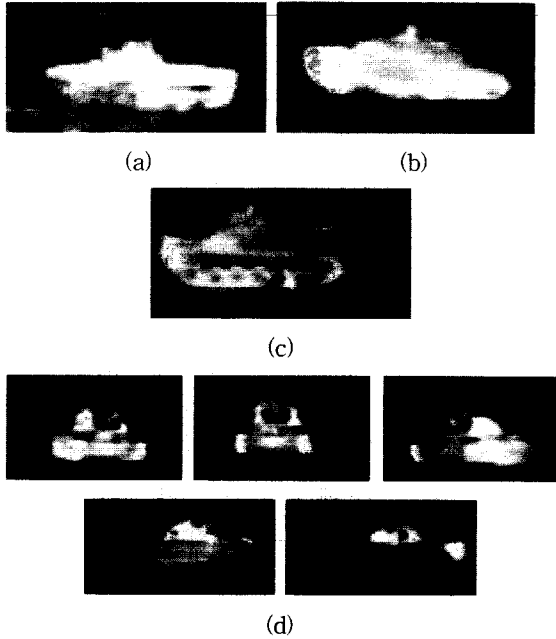


그림 10. 표적의 예:

(a) 표적 A, (b) 표적 B, (c) 표적 C, (d) 표적 C가 여러 방향의 놓여 있는 경우의 예

Fig. 10. Examples of targets:

(a) target A, (b) target B, (c) target C, (d) Target C located by various aspect angles.

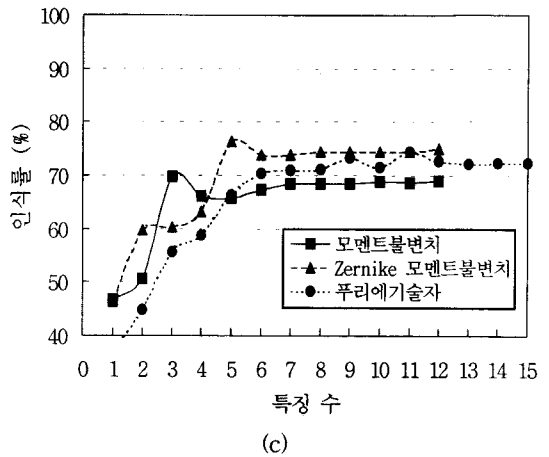
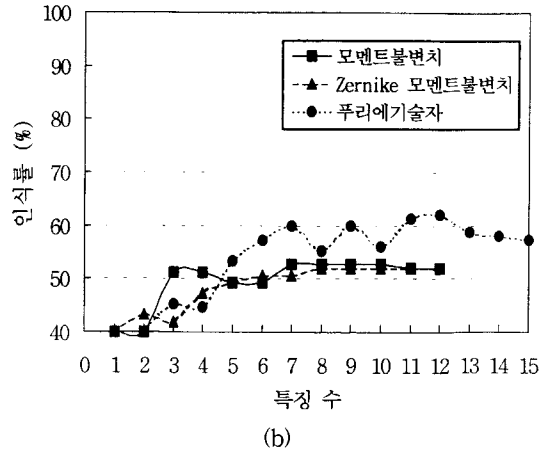
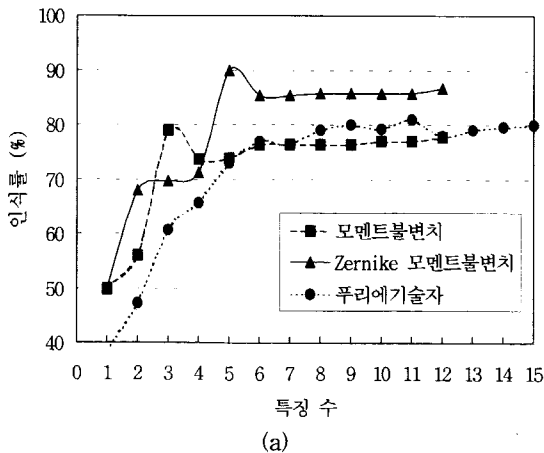


그림 11. 기존의 특징벡터를 사용한 인식 실험결과: (a) 가려짐이 없는 시험영상, (b) 가려짐이 있는 시험 영상, (c) 시험영상 전체.

Fig. 11. Recognition results using conventional feature vectors: (a) non-occluded test images, (b) occluded test images, (c) non-occluded and occluded test images.

표 3. 가려짐이 없는 시험영상에 대해 제안한 방식에 의한 인식 실험 결과

Table 3. Recognition results using proposed method for non-occluded targets.

입력 \ 결과	표적 A	표적 B	표적 C	인식률 (%)
표적 A	93	3	4	93/100
표적 B	4	95	1	95/100
표적 C	10	5	85	85/100
평균	-	-	-	91/100

표 4. 가려짐이 있는 시험영상에 대해 제안한 방식에 의한 인식 실험 결과

Table 4. Recognition results using proposed method for occluded targets.

입력 \ 결과	표적 A	표적 B	표적 C	인식률 (%)
표적 A	32	7	11	32/50
표적 B	5	36	9	36/50
표적 C	5	2	43	43/50
평 균	-	-	-	37/50

## VI. 결 론

전방관측 적외선 영상에서 가려짐이 없는 표적과 가려짐이 있는 표적을 구분하여 인식할 수 있는 자동 표적인식 알고리즘을 제안하였다. 제안한 특징들은 크기 변화 및 회전에 대해 기존의 특징벡터들 보다 좋은 불변성을 갖는다. 또한, 표적을 인식할 때 가려짐이 없는 표적은 광역적 특징과 국부적 특징을 동시에 이용하고, 가려짐이 있는 표적은 국부적 특징만을 이용하여 표적을 인식하는 새로운 분류 방법을 제안하였다. 실제 전방관측 적외선 영상에서는 크기 변화가 심하고, 배경 잡음이 많이 존재하기 때문에 제안한 표적인식 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 Vis. 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] S. G. Sun, H. W. Park, Invariant feature extraction based on radial and distance function for automatic target recognition, *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, will be presented, 2002.
- [8] B. Ernisse, S. K. Rogers, M. P. Desimio, R. A. Raines, Complete automatic target cueer/recognition system for tactical forward-looking in frared images, *Opt. Eng.* Vol. 36 (9), pp. 2593~2603, 1997.
- [9] 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.
- [10] S. K. Rogers et. al, Neural networks for automatic target recognition, *Neural networks*, Vol. 8 (7/8), pp. 1153~1184, 1990.
- [11] D. Casasent, A. Ye, Detection filters and algorithm fusion for ATR", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 6 (1), pp. 114~125, 1997.
- [12] S. A. Dudani, K. J. Breeding, Aircraft identification by moment invariants", *IEEE Trans. Computer*, Vol. C-26 (1), pp. 39~45, 1977.
- [13] A. P. Reeves, R. J. Prokop, S. E. Anderews, F. P. Kuhl, Three-dimentional shape analysis using moments and Fourier descriptors, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int.* Vol. 10 (6), pp. 937~943, 1988.
- [14] M. R. Teague, Image analysis via the general

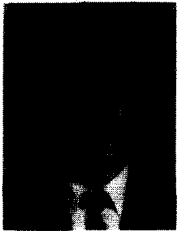
theory of moments, J. Opt. Soc. Am. Vol. 70 (8), pp. 920~930, 1980.

[15] N. Ezer, E. Anarim, B. Sankur, A comparative study of moment invariants and Fourier descriptors in planar shape recognition, Proc. Seventh Mediterranean Electro-technical Conf. IEEE, pp. 242-245, 1994.

[16] A. K. Jain, Fundamentals of digital image processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1989, pp. 342~430.

[17] A. Jain, D. Zongker, Feature selection: evaluation, application, and small sample performance, IEEE Trans. Patt. Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 2, pp. 153~158, 1997.

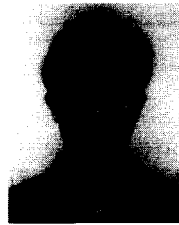
저 자 소 개



宣 善 龜(學生會員)

1987년 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1989년 한양대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1989년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 1999년~현재 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학 전공 박사과정.

<주관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 자동 표적인식>



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 전자공

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