

論文 96-33B-6-21

# Cooperative Network와 MLP를 이용한 PSRI 특징추출 및 자동표적인식

## (A PSRI Feature Extraction and Automatic Target Recognition Using a Cooperative Network and an MLP.)

全俊亨\*, 金鎮浩\*\*, 崔興文\*

(Joon-Hyung Jeon, Jin-Ho Kim, and Heung-Moon Choi)

### 요 약

Cooperative network와 MLP를 이용한 위치, 크기 및 회전에 불변한 특징추출 방법과 자동 표적인식 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템에서는 전처리 과정에서 투영기법과 모멘트를 이용하여 중심점을 구함으로써 위치불변 특징추출이 가능하도록 하고, 물체의 중심으로 부터 일정 반경의 각 동심 원주상에 존재하는 경계화소의 수를 cooperative network에 입력시켜 회전이나 크기변화에 불변인 특징추출을 하였다. 이때 max-net 및 min-net을 활용하여 추출된 특징 및 그 미분치로 부터 대표적인 특징값만을 MLP에 입력시킴으로써 MLP의 입력 뉴런 수를 줄였고 입력변화에 둔감한 자동표적 인식이 가능하도록 하였다. 위치, 회전 및 크기변화된 다양한 영상에 대해 실험하여 제안된 시스템이 표적인식에 효과적임을 확인하였다.

### Abstract

A PSRI(position, scale, and rotation invariant) feature extraction and automatic target recognition system using a cooperative network and an MLP is proposed. We can extract position invariant features by obtaining the target center using the projection and the moment in preprocessing stage. The scale and rotation invariant features are extracted from the contour projection of the number of edge pixels on each of the concentric circles, which is input to the cooperative network. By extracting the representative PSRI features from the features and their differentiations using max-net and min-net, we can reduce the number of input neurons of the MLP, and make the resulted automatic target recognition system less sensitive to input variances. Experiments are conducted on various complex images which are shifted, rotated, or scaled, and the results show that the proposed system is very efficient for PSRI feature extractions and automatic target recognitions.

### I. 서 론

자동표적인식을 효과적으로 수행하기 위해서는 강건

\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(Department of Electronics, Kyungpook National Univ.)

\*\* 正會員, 慶北産業大學校 電子工學科

(Department of Electronic Engineering, Kyungpook Sanup Univ.)

接受日字:1995年7月12日, 수정완료일:1996年5月29日

하고 고속처리가 가능한 알고리즘이 요구된다. 기존의 통계적 패턴인식이나 인공지능 기법을 자동표적인식에 적용하려는 연구들<sup>[1-3]</sup>이 많이 진행되어 왔다. 그러나, 이러한 방법들은 지나치게 많은 계산량이 요구될 뿐 아니라 회전되었거나 위치나 크기가 변화된 표적 또는 비슷한 형태의 표적들에 대해서는 오인식률이 높고 특히, 알고리즘이 복잡하여 하드웨어 구현이 용이하지 않다. 따라서 고속처리가 요구되는 자동표적인식에 이들 기존의 알고리즘들을 적용하기에는 많은 문제점이 따른다<sup>[4,5]</sup>.

한편, 대규모 병렬성을 갖고 군집화된 표적특징의 자동검출 및 다양한 종류의 표적에 대한 자동분류 등이 가능한 신경회로망을 자동표적인식에 적용하려는 연구는 미국의 DARPA(Defence Advanced Research Projects Agency)에서 뿐만 아니라 많은 사람들이 연구<sup>[6-12]</sup>를 진행하여 왔으며 일부에서는 상당한 성과를 거두고 있다. Daugman<sup>[9]</sup>은 하나의 영상을 비직교 Gabor군으로 압축하는 데 홉펠드 모델을 이용하였고, Perantouis 등<sup>[10]</sup>은 모멘트<sup>[11]</sup>를 이용하여 특징을 추출한 후, 이를 다층 신경망을 이용하여 인식하였으며, Hemminger 등<sup>[12]</sup>은 회전 및 크기불변 물체인식에 홉펠드 모델을 이용하였다. 이들은 이진 영상에 대한 신경회로망의 제한적 응용에로서 실제 영상에 적용할 경우 경계면에 손상이 있으면 인식이 어렵고 잡음에 대해서도 민감하다.

자동 표적인식 시스템의 특징추출 단계에 신경회로망을 이용 할 경우 회전 및 크기변화된 표적에 대해서는 신경회로망의 입력 뉴런 값들이 변하게 되므로 특징추출에 많은 어려움이 있다. 따라서, 현재까지 표적인식 시스템에서 특징추출단계에는 신경회로망을 거의 사용하지 않거나, 제한적이고 국한된 경우에만 이용하였으며, 대부분의 경우인식과정에서만 신경회로망을 이용하고 있다.

표적의 인식과정에 신경회로망을 이용하면 표적과 주위환경에 대한 기존의 규칙기반 데이터베이스를 만드는데 요구되는 많은 노력과 시간을 절약 할 수 있으며, 인식시스템의 성능을 향상시키는데 필요한 적절한 적응도 쉽게 할 수 있는 장점이 있다. 그리고 이전 단계의 특징추출과정에서 오차가 있더라도 신경회로망의 일반화 능력에 의해 어느 정도 보정될 수 있다는 장점이 있고, 신경회로망 고유의 대규모 병렬성으로 인해 고속처리가 가능하다는 장점도 가진다. 따라서, 자동표적인식시스템의 특징추출과 고속인식의 이 두 중요한 전과정에 걸쳐 공히 신경회로망을 활용하기 위해서는 무엇보다도 회전 및 크기변화에 불변인 신경회로망기반 특징추출 알고리즘의 우선적인 연구 개발이 절실히 요구되고 있다.

본 연구에서는 cooperative network 및 MLP를 이용하여 위치, 크기 및 회전에 불변한 특징을 추출하는 방법과 이를 이용해 자동 표적인식을 효과적으로 수행할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 위치변화에 불변인 특징추출을 위해 전처리과정

에서 투영기법과 모멘트를 이용하여 물체의 중심을 구하였다. 또한, 물체의 중심으로부터 일정 반경의 각 중심 원주상에 존재하는 경계화소의 수를 cooperative network에 입력시켜 회전이나 크기변화에 불변인 특징추출을 하였다. 이때 max-net 및 min-net을 활용하여 추출된 특징 및 그 미분치로부터 대표적인 특징값만을 MLP에 입력시킴으로써 MLP 입력뉴런 수를 줄였고 입력변화에 둔감한 자동표적 인식이 가능하도록 하였다. 제안된 알고리즘을 256X256 크기의 여러 영상에 대해 실험하여 그 타당성과 성능을 검토하였다.

## II. Cooperative network을 이용한 PSRI 특징 추출

표적인식 시스템에서 중요한 두 과정은 표적의 위치, 크기 및 회전에 불변하는 효과적인 불변 특징추출 과정과 추출된 특징을 이용하여 표적을 정확하게 인식해 내는 인식과정이라 할 수 있다. 본 논문에서는 불변 특징추출과정에 cooperative network를, 인식과정에 역전파 신경회로망을 이용하였다..

제안된 시스템에서는 프레임 그래버(frame grabber)를 통해 입력된 256 x 256 크기의 흑백영상에 대하여 소벨연산,이진화 및 표적 중심점검출 등의 전처리를 거친 후, cooperative network를 이용하여 표적의 위치나 확대, 축소 및 회전에 불변인 특징을 추출하였으며, 그 결과를 역전파 신경회로망에 입력시켜 학습과 인식을 수행하도록 하였다.

### 1. 전처리 과정

그래버 보드를 통해 입력된 256X256 흑백영상에서 표적의 경계선을 검출 한 후, 문턱치 기법을 사용하여 이진화 시키고 표적의 중심위치를 검출하였다.

경계선 검출에서는 제안된 cooperative network을 이용한 불변 특징추출이 용이하도록 경계선 부분을 선명하면서도 두껍게 검출하는 소벨연산자를 이용하였다. 이때 잡음을 억제시키면서 배경과 경계선을 효과적으로 분리 할 수 있는 적절한 문턱치 값을 히스토그램으로부터 구한 후 이를 참조하여 이진화하였다.

이진화된 영상에서 중심점을 추출하는 데는 일반적으로 많이 사용되는 모멘트(moment)를 이용하였다. 그러나, 전체 입력영상에 대해 모멘트를 적용 할 경우 잡음에 따라 중심점이 변하게 될 뿐 아니라 계산량도

많아지게 된다. 따라서 본 연구에서는 먼저 투영기법을 적용하여 표적을 포함하는 최소 사각형을 구한 후, 검출된 사각형에 모멘트를 적용함으로써 계산량을 줄이면서도 잡음의 영향을 최소화하여 정확한 표적 중심점이 추출되도록 하였다.

2. 불변특징추출 및 인식

제안된 시스템에서는 Cooperative network를 이용하여 표적의 크기변화 및 회전에 불변인 특징을 효과적으로 추출 할 수 있는 불변 특징추출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 물체의 중심점을 원점으로하는 각 등간격 동심원 상에 위치한 경계화소의 개수들을 각 반경에 대응되는 cooperative network의 입력뉴런들에 입력 시켰다.

그림 1은 제안된 cooperative network의 구조를 나타낸 것이다.

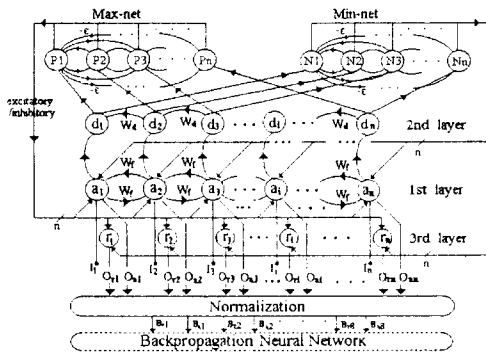


그림 1. 불변 특징추출을 위한 cooperative network의 구조

Fig. 1. Cooperative network structure for the invariant feature extraction.

그림에서  $W_d$ 는 두번째 층(2nd layer)내의 뉴런( $d_i$ )간 가중치이고,  $W_i$ 는 첫번째 층(first layer)의 뉴런( $a_i$ )간 가중치이다. Cooperative network 첫번째 층에는 물체의 회전불변 특징이 될 수 있는 각 동심원 주상에 존재하는 경계화소의 개수( $I_i$ )가 입력된다. 이와같이 첫번째 층에서 추출된 특징들을 그대로 역전파 신경회로망에 학습시키면 학습속도 저하 뿐 아니라 크기가 변한 경우 역전파 신경회로망 입력층에 입력될 입력값이 변하게되어 학습이 불가능하게 된다. 따라서 본 연구에서는 첫번째 층에서 추출된 특징들을 두번째 층에서 미분하여 양의 첨두치(positive peaks) 및 음의 첨두치(negative peaks)를 갖는 뉴런들 중 크기

순으로 각각 4개씩을 경쟁학습에 의해 활성화시킴으로써 각 표적을 대표할 수 있는 특징들을 선별하였다.

이와같이 경쟁학습에 의해 활성화된 뉴런들은 각각 대응되는 첫번째 층의 뉴런들에게 활성화신호를 보내게 된다. 그러나, 첫번째 층의 출력값( $O_{ai}$ )만 역전파 신경회로망의 학습자료로 이용 할 경우, 전반적으로 모양이 비슷한 표적들 및 크기변화된 표적들에 대해서는 효과적인 인식을 기대하기가 어렵게 된다. 따라서, 본 연구에서는 각 동심원의 반경을 나타내는 세번째 층의 출력( $O_{ri}$ )도 역전파 신경회로망 학습자료로 이용하였다. 따라서, 경쟁학습 층에서 활성화된 뉴런들은 각각 대응되는 첫번째 층의 뉴런들 뿐 아니라 세번째 층의 뉴런들에게도 동시에 활성화신호를 보내게 된다. 따라서 각 반경의 원주상에 존재하는 경계선 화소의 개수 뿐 아니라 반경정보도 사용함으로써 역전파 신경회로망에서 효과적인 인식이 가능하도록 하였다.

그림 1의 첫번째 층에서 물체의 중심점을 기준으로 한 각 동심원의 방정식은

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2, \quad r = 1, 2, 3, \dots, N/2 \quad (1)$$

로 표시된다. 여기서,  $x$  와  $y$ 는 반경  $r$ 인 원주상에 존재하는 화소들의 좌표를 그리고,  $x_0$  와  $y_0$ 는 물체의 중심좌표를 의미한다. 그리고,  $N$ 은 입력영상의 크기를 의미한다.

또한, cooperative network에서  $i$ 번째 반경의 원주상에 존재하는 경계화소의 개수를 출력으로하는  $i$ 번째 뉴런을  $i-1$  및  $i+1$ 번째 뉴런과 일정한 가중치( $W_i$ )를 통해 연결시켜 줌으로써 입력영상 획득시 발생 될 수 있는 잡음으로 인해 물체의 중심점 추출에 다소 변화가 있어도 특징추출에는 큰 영향이 없도록 하였다. 따라서  $i$ 번째 뉴런의 출력값  $a_i$ 는

$$a_i = \sum_{x,y} I_{i,x,y} + (a_{i-1} + a_{i+1}) \times W_i \quad (2)$$

가 된다. 여기서  $W_i$ 는 0.5로 하였으며,  $I_{i,x,y}$ 는 이진화된 영상에서 물체의 중심을 원점으로 했을 때  $i$ 번째 반경의 원주상에 존재하는 화소들 중 임의의 화소를 나타내며  $a_{i-1}$ 과  $a_{i+1}$ 은 각각  $i-1$ 번째와  $i+1$ 번째 뉴런의 출력값을 나타낸다.

그림 2에는 실험에 사용된 표적들 중 탱크, 트럭, 질, 그리고 헬리콥터의 영상들을 나타내었으며 그림 3에는 각 영상에 대한 특징그래프를, 그리고 그림 4에는 그의

미분그래프를 나타내었다. 특징그래프는 첫번째 층에서 추출된 특징 즉, 각 동심 원주상에 존재하는 경계선성분의 개수를 그래프로 나타낸 것이며 미분그래프는 이를 미분한 두번째 층의 출력이다.

각 영상에 대한 특징그래프와 그 미분그래프는 탱크, 트럭, 잠, 그리고 헬리콥터를 잘 구분해 내는 특징으로 사용될 수 있음을 그림 3과 그림 4를 통해 확인 할 수 있다.

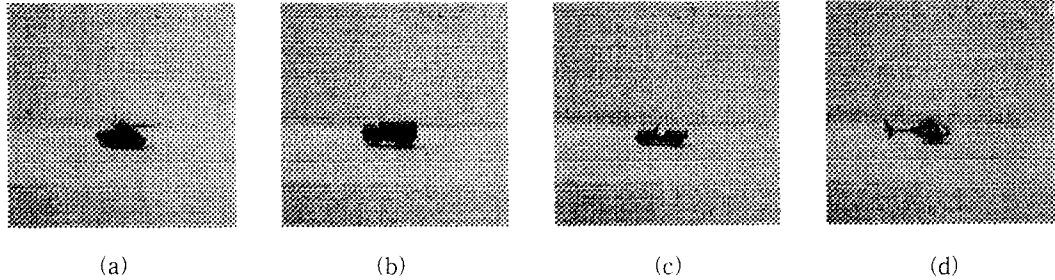


그림 2. 실험에 사용된 256X256 크기의 (a) 탱크 (b) 트럭 (c) 잠 (d) 헬리콥터 영상  
 Fig. 2. The 256X256 images of the (a) tank, (b) truck, (c) zep, and (d) helicopter used in this experiment.

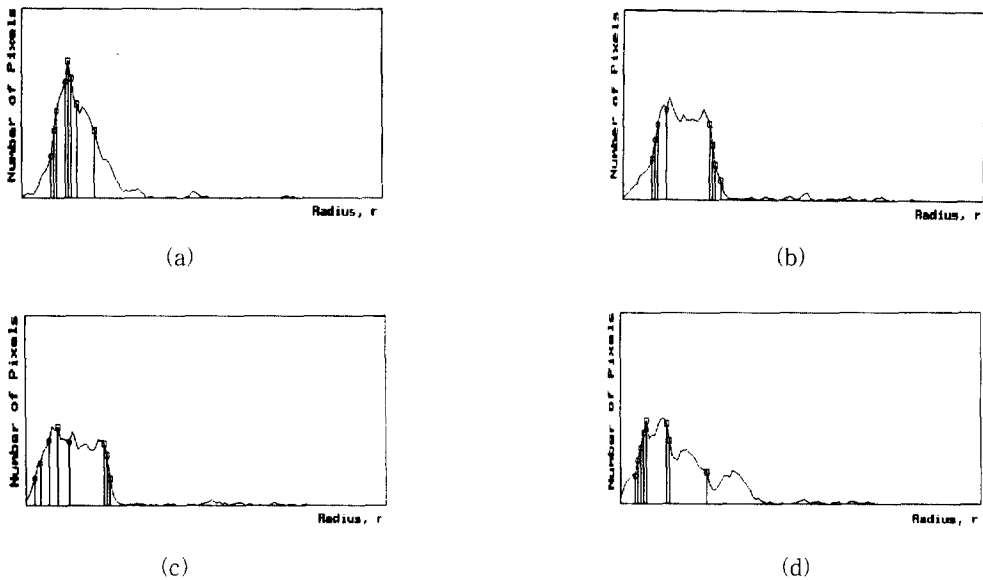
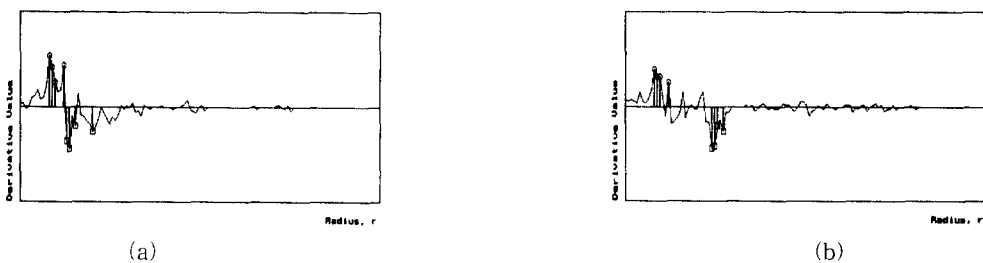


그림 3. (a) 탱크 (b) 트럭 (c) 잠 (d) 헬리콥터 영상의 특징 그래프  
 Fig. 3. Feature graphs of the (a) tank, (b) truck, (c) zep, and (d) helicopter.



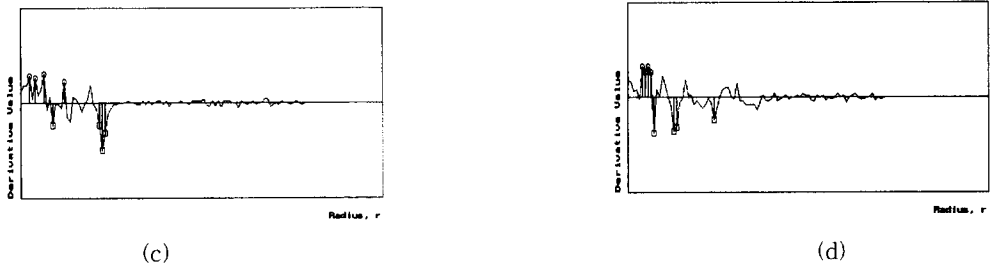


그림 4. (a)탱크 (b)트럭 (c)쥘 (d)헬리콥터 영상의 미분 특징 그래프  
 Fig. 4. Defferential feature graphs of the (a) tank, (b) truck, (c) zeep, and (d) helicopter.

첫번째 층에서 추출된 특징들이 회전 및 크기변화에 불변인지를 확인하기 위해 그림 2(a)의 탱크영상을 그림 5와 같이  $\pm 30^\circ$  로 각각 회전시키거나 0.8배 및 1.4

배로 각각 축소 및 확대시킨 영상에 대한 특징그래프를 그림 6에 나타내었다.

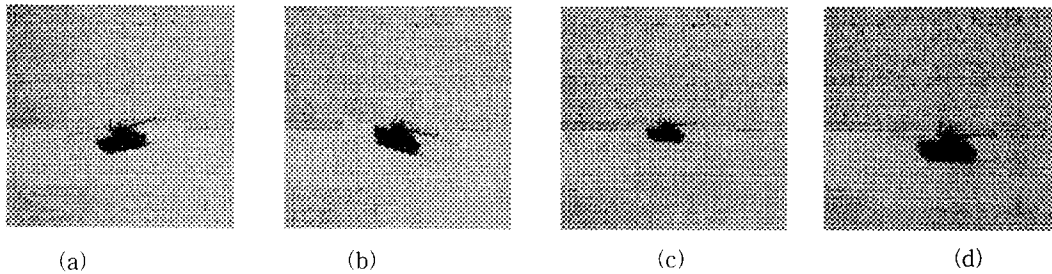


그림 5. (a) +30o 회전 (b) -30o 회전 및 (c) 0.8배 축소 (d) 1.4배 확대된 탱크영상  
 Fig. 5. The (a) +30rotated, (b) -30o rotated, (c) 0.8 scaled, and (d) 1.4 scaled images of the tank.

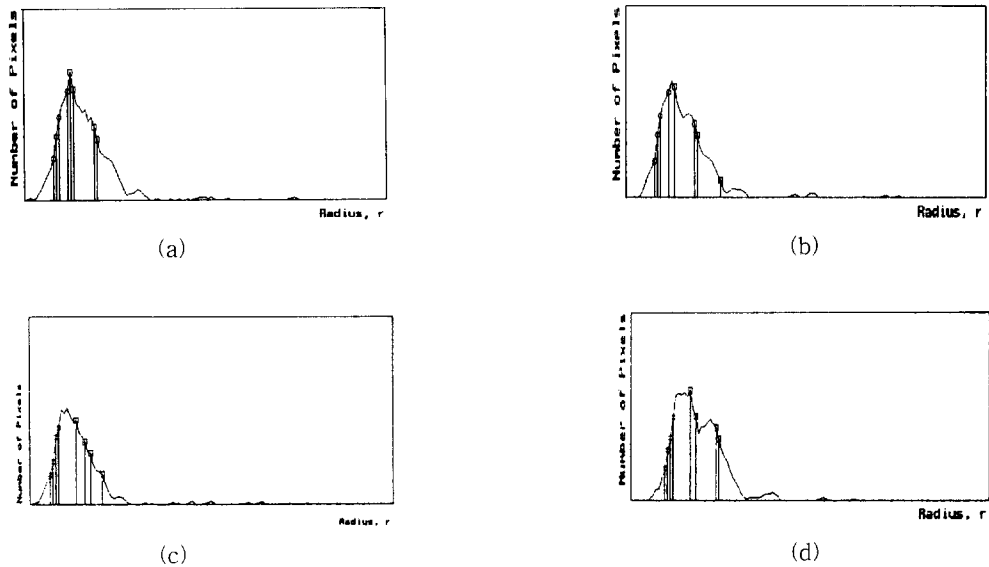


그림 6. (a) +30o 회전 (b) -30o 회전 및 (c) 0.8 배 축소 (d) 1.4 배 확대된 탱크영상에 대한 특징 그래프  
 Fig. 6. Feature graphs for the (a) +30o rotated, (b) -30o rotated, (c) 0.8 scaled, and (d) 1.4 scaled tank images.

첫번째 층에서 추출된 특징들 즉, 각 반경의 원주상에 존재하는 경계화소의 개수는 회전영상에 대한 불변 특징으로 이용될 수 있음을 그림 3(a)와 그림 6을 통해 알 수 있다. 그러나, 크기변환된 경우에는 특징 그래프의 전체적인 모양에는 거의 변화가 없으나 각 반경의 원주상에 존재하는 경계화소의 개수가 상대적으로 확대·축소됨을 그림 3과 그림 6을 통해 알 수 있다. 따라서, 크기변환된 경우에는 첫번째 층에서 추출된 특징들 즉, 각 반경의 원주상에 존재하는 경계화소의 개수만으로는 불변특징 추출이 불가능함을 알 수 있다.

이와같이 크기변환된 경우의 불변특징 추출을위해서 본 연구에서는 특징그래프를 미분한 미분그래프를 이용하였다. 즉, 특징 그래프를 미분한 값에서 양 및 음의 각 첨두치들은 특징그래프에서 기울기가 가장 급격히 변하는 부분들이므로 크기변화나 회전된 표적의 특징그래프에서 항상 특징 부분에 대응되고 따라서, 이들을 불변특징으로 사용 할 수 있다.

두번째 층에서 각 뉴런의 출력은

$$d_i = a_i + ( a_{i+1} * W_{dij} ) \tag{3}$$

로 표현된다. 식에서  $a_i$ 는 첫번째 층의  $i$ 번째 뉴런출력 값을 의미하며,  $W_{dij}$ 는 두번째 층의 뉴런간 가중치로서 -1을 의미한다. 이와같은 미분치들 중 양과 음의 첨두치들을 크기 순으로 선별하기 위한 경쟁학습층은 양의 첨두치 중 4개를 선별하는 부분과 음의 첨두치 중 4개를 선별하는 두 부분으로 구성하였다.

먼저, 양의 첨두치 중 4개를 선별하는 경쟁학습층 즉, max-net의 입력으로는 두번째층의 출력 값이 이용되며, 이때 뉴런간 가중치는

$$W_{max} = \begin{pmatrix} 1 & -\epsilon & -\epsilon & \cdot & \cdot & \cdot & -\epsilon \\ -\epsilon & 1 & -\epsilon & \cdot & \cdot & \cdot & -\epsilon \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ -\epsilon & -\epsilon & -\epsilon & \cdot & \cdot & \cdot & 1 \end{pmatrix} \tag{4}$$

로 표현된다. 여기서  $\epsilon$ 는 뉴런간 억제(inhibitory)연결을 의미하며  $0 < \epsilon < 1/n$ 의 값을 가지게 된다. 각 뉴런은 max-net의 recurrent 과정에 의해 최대 입력만 1을 가지고 나머지는 0을 가지게 된다. 따라서 아래에 나타난 알고리즘 단계4의 recurrent 과정을 거치고 난 후 max-net은 양의 첨두치 중 4개를 선별하게 된다. 또한, 음의 첨두치 중 4개를 선별하는 min-net의 입력으로는 두번째 층 출력값의 역수를 사용하였다.

제안된 cooperative network의 알고리즘을 요약하면 아래와 같다.

Step 1 ] Read input vectors.

Step 2 ] Compute outputs  $a_i$  of the each neurons in the first layer

$$a_i = \sum_{x,y \neq i} I_{i,x,y} + (a_{i-1} + a_{i+1}) \times W_j$$

Step 3 ] Compute differential vaule  $d_i$  in the second layer

$$d_i = a_i + ( a_{i+1} * W_{dij} )$$

Step 4 ] Find max and min neurons

- Initialize max-net and min-net weights
- Compute output and select max(or min) neuron

$$(1) \ net_p = \sum_{j=1}^n W_{ij} \cdot P_j$$

$$(2) \ O_p = f(net_i) \quad \text{where } f(net_i) \begin{cases} = 0, & net_i < 0 \\ \neq 0, & net_i \geq 0 \end{cases}$$

- Repeat (1) and (2) until max ( or min ) neuron is selected
- Send excitatory signal to corresponding neuron in the first and second layer

그림 6에서 □은 미분치에서 음의 첨두값을 갖는 점을 나타내며 ○는 양의 첨두 값을 갖는 점을 각각 나타낸다. 이와같이 경쟁학습층에서 활성화된 뉴런들 즉, 미분첨두치를 갖는 각 4개씩의 뉴런들은 각각 대응되는 첫번째 층의 뉴런들 및 두번째 층의 뉴런들에게 활성화신호를 보내게 된다.

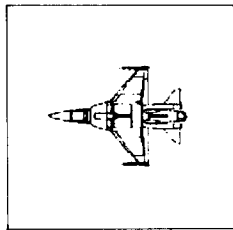
이와같이 경쟁학습층의 활성화 신호에의해 활성화된 첫번째 층 뉴런의 출력 값 즉, 각 반경의 원주상에 존재하는 경계선 화소의 개수와 세번째 층 뉴런의 출력 값 즉, 각 동심원의 반경들은 최대값을 가지는 첫번째 층의 출력 및 세번째 층의 출력을 기준으로 정규화를 거친 후, 인식을 위한 역전파 신경회로망의 학습자료로 이용함으로써 적은 수의 뉴런을 가지고도 효과적인 인식이 가능하도록 하였다.

### III. 실험 결과 및 고찰

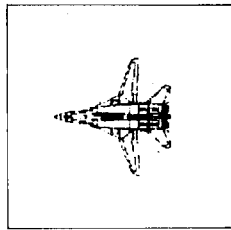
제안된 신경회로망 기반 자동표적 인식시스템의 타

당성 및 성능을 확인하기 위해 회전 및 크기 변화된 다양한 256 x 256 크기의 탱크, 트럭, 지프, 그리고 헬리콥터 영상에 대해 실험하였다. 또한, 모양이 서로 비슷한 여러 종류의 비행기 영상 및 여러 비율로 잡음이 첨가된 탱크영상에 대해서도 실험하였다.

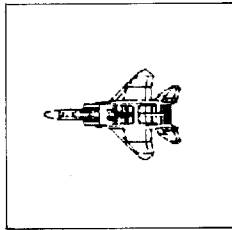
그림 7에는 실험에 사용된 여러 종류의 비행기 영상들을 나타내었다.



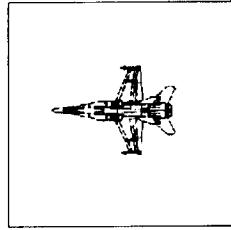
(a)Airplane-1



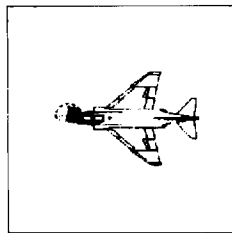
(b)Airplane-2



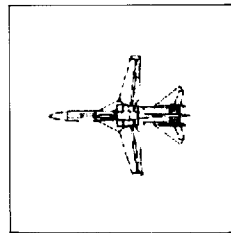
(c)Airplane-3



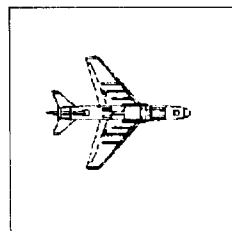
(d)Airplane-4



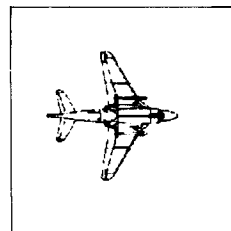
(e)Airplane 5



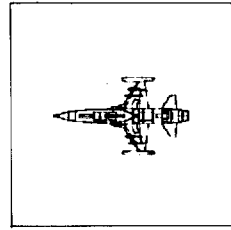
(f)Airplane 6



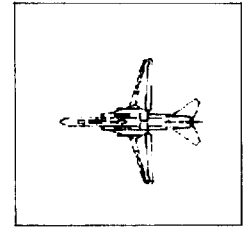
(g)Airplane 7



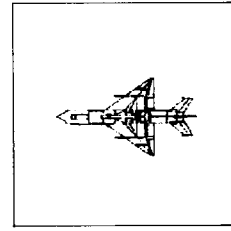
(h)Airplane 8



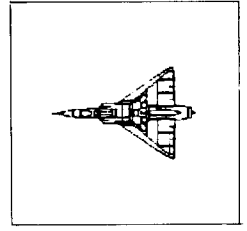
(i)Airplane-9



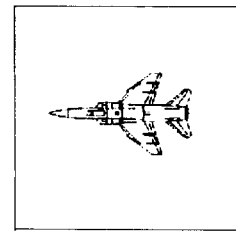
(j)Airplane-10



(k)Airplane-11



(l)Airplane-12



(m)Airplane-13

그림 7. 실험에 사용된 비행기영상

Fig. 7. Airplane images used in this experiment.

실험에서는 그림 2에 나타난 탱크, 트럭, 지프, 헬기의 4가지 종류와 그림 7에 나타난 13개의 비행기 영상들을 학습영상으로 사용하였다.

또한, 테스트 영상으로는 그림 2에 나타난 각 영상에 대해 15도 간격으로 회전된 영상 23개와 그림 7에 나타난 각 영상에 대해 45도 간격으로 회전된 영상 7개 그리고, 그림2와 그림 7의 각 영상에 대해 0.8, 1.2 및 1.4배로 크기변화된 영상 3개씩 및 0.8배와 1.2배로 크기 변화된 영상에서  $\pm 30$ 도로 회전된 영상 2개를 포함해 모두 302개를 실험영상으로 사용하였다. 또한, 각 영상에 대해 편차가 0.22, 0.26 및 0.30인 가우시안 잡음을 첨가한 영상 906개를 테스트 영상에 포함시켜 총 1208개의 영상에 대해 실험하였다.

인식을 위한 MLP 입력으로는 음,양의 미분 특징값

각각 4개씩과 각 반경 8개를 포함해 모두 16개의 데이터가 입력되므로 MLP 입력뉴런은 16개로 하고 출력 뉴런은 실험에 사용된 표적의 종류 수와 같은 17개로 하였으며, 은닉층의 뉴런수는 40개로 하였다. 편차가 0.22, 0.26, 0.30인 가우시안 잡음이 첨가된 탱크영상 및 각 영상의 특징그래프를 그림 8 과 그림 9에 각각 나타내었다.

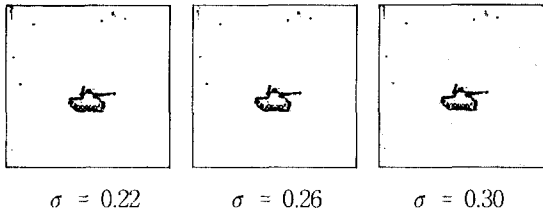


그림 8.  $\sigma$ 가 각각 0.22, 0.26, 0.30인 가우시안 잡음이 섞인 탱크영상

Fig. 8. Tank images with Gaussian noise of  $\sigma = 0.22, 0.26, \text{ and } 0.30$ , respectively.

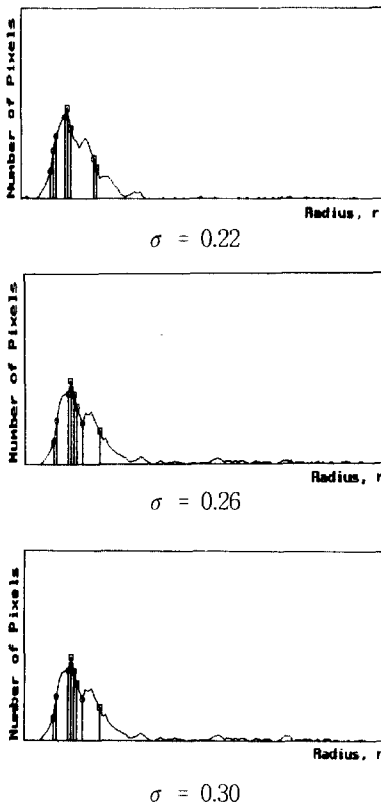


그림 9.  $\sigma$ 가 각각 0.22, 0.26, 0.30인 가우시안 잡음이 섞인 탱크영상에 대한 특징 그래프

Fig. 9. Feature graphs for the tank images with Gaussian noise of  $\sigma = 0.22, 0.26, \text{ and } 0.30$  respectively.

그림 3과 그림 9를 통해 회전되거나 잡음이 첨가된 영상의 특징그래프는 원 영상의 특징그래프와 비교하여 전체적인 모양이 거의 변화하지 않음을 알 수 있었다.

따라서, 잡음 첨가와 동시에 회전된 경우의 불변 특징추출이 가능하였다. 그러나, 크기 변화된 영상의 특징그래프는 원 영상에 대한 특징그래프와 비교하여 전체적인 모양에는 거의 변화가 없으나 각 반경의 원주상에 존재하는 경계화소의 개수 및 반경정보가 상대적으로 확대·축소됨을 그림 7을 통해 알 수 있다. 따라서, 크기변화된 경우 적절한 정규화를 통한 불변 특징추출이 가능하다. 본 연구에서는 추출된 경계화소의 개수 중 최대 경계화소의 개수를 기준으로 각 경계화소의 개수를 정규화 하였으며, 또한 추출된 반경 중 최대 반경을 기준으로 각 반경을 정규화 하였다. 이와같이 경계화소의 개수와 반경을 동시에 정규화함으로써 크기 변화에 따른 불변특징을 추출 할 수 있었다. 제안된 신경회로망을 이용한 자동표적인식 시스템을 잡음이 첨가되고 회전이나 크기변화된 여러영상에 대해 적용해 본 결과를 아래 표 1에 나타내었다.

표 1. 실험 결과  
Table 1. Experimental Results.

	Number of Target (Noised Target)	Recognition Ratio (Noise Target)
Rotated with 15° interval (Fig. 3)	92 (276)	100% (100%)
Rotated with 45° interval (Fig. 8)	91 (273)	100% (100%)
0.8, 1.2 and 1.4 scaled (Fig. 3 and Fig. 8)	51 (153)	99.97% (99.94%)
0.8, 1.4 scaled and $\pm 30^\circ$ rotated (Fig. 3 and Fig.8)	68 (204)	99.96% (99.94%)

표 1을 통해 잡음이 첨가된 회전영상에 대해서는 100%의 인식율을 보였으며, 잡음이 첨가된 크기변화 영상의 경우 인식율이 조금 떨어짐을 확인 할 수 있었다.

특히, 1.2 및 1.4배로 확대된 경우에는 100%의 인식율을 보였으나, 0.8배로 축소된 경우에는 비행기 2가 짝으로, 비행기 4 와 비행기 1이 서로 오인식되는 경우를 포함해 모두 7개가 오인식 되었으며, 잡음이 첨가된 경우 12개가 오인식 되었다. 축소된 영상에서 오인식된 이유는 축소시 각 반경의 경계화소 개수가 축소 비율



에 따라 균일하게 변화하지 않기 때문에 사료된다. 이와같은 문제점을 해결하기 위해서는 본 실험에서 사용한 특징보다 더 많은 특징을 이용하거나 또는 특징 그래프에 가중치를 두는 등의 방법이 이용 될 수 있을 것으로 생각되며 앞으로 이에 관한 연구가 보완되어야 할 것이다. 또한 일반 인식과는 달리 clutter제거와 같은 별도의 전·후처리 과정이 요구되는 clutter 환경이나, 물체가 중복된 Occlusion의 경우에도 불변인 특징 추출이 가능하도록 이와 관련된 연구도 보완 되어야 할 것이다.

#### IV. 결 론

본 연구에서는 cooperative network 와 MLP를 이용하여 위치, 크기 및 회전에 불변하게 표적인식을 수행할 수 있는 효과적인 불변 특징추출 알고리즘과 인식 시스템을 제안하였다.

제안된 표적 인식시스템에서는 먼저, 전처리과정에서 투영(projection)기법과 모멘트를 이용해 표적의 중심을 구한 다음 특징을 추출하도록 함으로써 위치변화에 불변한 특징 추출이 가능하도록 하였으며, 회전 및 크기변화에도 불변인 특징을 추출하기 위해 표적의 중심을 원점으로 일정한 반경의 각 중심원주상에 존재하는 경계화소의 개수를 cooperative network 에 입력되도록 하였다. 이와같이 cooperative network를 이용하여 추출된 특징들은 위치나 회전 및 크기변화에도 불변특징이 됨을 여러 실험을 통해 확인할 수 있었다. 그리고 이와같이 추출된 특징들의 미분치를 구한 후, 경쟁학습을 이용하여 미분치 중 대표적인 값들을 선택하여 MLP에 학습시킴으로써 적은수의 입력뉴런 수를 가지는 MLP를 사용해서도 동시에 크기변화나 회전에 불변한 표적인식이 가능하도록 하였다. 제안된 신경회로망을 이용한 표적인식 시스템을 잡음이 첨가된 여러 회전영상에 대해 적용하여 100%의 인식율을 확인할 수 있었다. 그러나, 크기변화 영상의 경우 특히, 축소된 영상에 대한 인식율이 조금 떨어짐을 확인할 수 있었다. 따라서, 축소된 경우에 대한 불변특징 추출 방법에 대한 연구가 보완되어야 할 것으로 생각된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] A. R. Helland, T. J. Willet, and G. E. Tisdale, "Application of image understanding to automatic tactical target acquisition. Techniques and applications of image understanding," *Proceedings of the SPIE*, 281, pp. 26-31, 1981.
- [2] M. Schneier, "Using Pyramids to define local thresholds for blob detection," *IEEE Trans. PAMI*, pp. 345-349, May, 1983.
- [3] R.A.Messner and H.H. Szu, "An image processing architecture for real time generation of scale and rotation invariant patterns," *Computer Vision, Graphics, and Images Processing* 31, pp. 50-66, 1985.
- [4] M.W. Roth, "Survey of neural network technology for automatic target recognition," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 28-43, Mar. 1990.
- [5] B. Bhanu, "Automatic target recognition: State of the art survey," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-22, no. 4, pp. 364 379, July, 1985.
- [6] J. G. Daugman, "Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal processing*, vol. 36, no. 7, pp. 1169 1179, July 1988.
- [7] M. W. Roth, "Neural networks for extraction of weak targets in high clutter environments," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 5, Oct. 1989.
- [8] F.W. Adams, Jr., H. T. Nguyen, and R. Raghavan, "A parallel network for visual cognition," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 6, pp. 906 922, Nov. 1992.
- [9] J.G. Daugman, "Relaxation neural network for nonorthogonal image transforms." *IJCNN*, vol. 1, pp. 547-560, July 1988.
- [10] S. Perantonis and P. Lisboa, "Translation, rotation, scale invariant pattern recognition by high order neural networks and moment classifier," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 241-251, Mar. 1992.
- [11] A. Khotanzad and Y. Hong, "Invariant image recognition by Zernike moments," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and*

*Machine Intelligence*, vol. 12, no. 5, pp. 439-497, May 1990.

Hopfield network for rotation and scale independent pattern recognition," *ICNN*, vol. 5, pp. 3003-3008, June 1994.

[12] T.L. Hemminger and C.A.Raez, "Using a

— 저 자 소 개 —



全 俊 亨(正會員)

1964년 5월생. 1990년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1992년 2월 경북대학교 전자공학과 석사과정(공학석사). 1994년 ~ 1996년 7월 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정. 주관심분

야는 병렬처리, 패턴인식 및 신경회로망 등임



金 鎮 浩(正會員)

1960년 6월생. 1985년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1988년 2월 경북대학교 전자공학과 석사과정 졸업(공학석사). 1992년 2월 경북대학교 전자공학과 박사과정 졸업(공학박사). 1992년 ~ 1996년 7월

현재 경북산업대학교 전자공학과 조교수. 주관심분야는 문자인식, 병렬처리 및 신경회로망 등임

崔 興 文(正會員) 第33卷 B編 第2號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 교수