

## 잡음이 혼입된 패턴인식을 위한 신경망의 설계

장 두봉\*, 김 경하\*, 조 원래\*, 이 건기\*, 강 익태\*\*, 고 한우\*\*\*  
\*경상대 전자과, \*\*연암공전 전산과, \*\*\*표준과학연구원

### Design of a Neural Network for Recognizing Noised Patterns

Chang D.B.\*, Kim G.H.\* Cho W.R.\* Lee G.K.\* Kang I.T.\*\*, Ko H.W.\*\*\*

\*Gyungsang Univ., \*\*Yonam Junior College, \*\*\*KRISS

#### Abstract

In this paper, a novel method which can recognize noised patterns by using a neural network is proposed. Pattern recognition is processed by two networks and the processing mechanism is partially based on the results of neurophysiological studies. Synaptic activities of combining neurons between layers are implemented by spatial filters which approximate receptive fields of the modelled optic nerve cells.

#### I. 서론

생체의 시각 신경계는 잡음으로 인한 불완전하고 애매한 패턴등의 인식에 있어서 우수한 능력을 가지고 있으며, 이러한 생체의 시각정보 처리 메카니즘을 해명하려는 연구가 신경 생리학 분야에서는 Hubel과 Wiesel등을 비롯한 많은 생리학자들에 의해 이미 활발히 행해져 왔다[1][2][3]. 그러나 인간의 신경계에는 대뇌에만도 백수십억개의 신경세포가 있고, 각각의 세포는 많은 것은 1만개 이상의 다른 세포로부터 입력을 받음과 동시에 자신도 1만개 이상의 다른 세포에게 출력을 내보내는 등 고도의 병렬회로를 구성하고 있기 때문에, 1개의 신경세포의 반응을 관찰하여 신경계 전체의 구조나 기능을 파악한다는 것은 용이하지 않다. 따라서 공학 분야에서는 신경 생리학 및 생리심리학에서 밝힌 부분적인 사실을 토대로 그리고 밝히지 못한 부분에 대해서는 가설을 통하여 신경회로 모델을 구성하는 합성적 모델에 대한 연구가 활발하다 [4][5][6][7]. 또한 모델을 구성할 때에도 신경계가 가지는 성질을 그대로 모방하지는 않고 신경계가 가지는 특징의 기능에 주목하여 그 기능에 대해서 본질적인 작용을 하고 있다고 생각되는 성질만을 골라 그것을 주상화해서 모델에 삽입한다.

본 논문에서는 이러한 시각정보 처리 메카니즘을 동등한 합성적 모델을 이용하여 잡음이 혼입된 패턴 인식을 위한 신경망을 설계하고 이를 구현한다. 제안 신경망은 2 개의 네트워크로 구성된다. 하나는 시각 메카니즘을 이용하여 부분특징 (local features) 정보로서 패턴 인식을 수행하는 네트워크 (Net-L)로, 생리학에서 조사된 시각 신경세포의 수용영역 (receptive fields)의 값을 공간필터(spatial filters)의 원소의

값으로 대응시켜 계층간의 신경세포의 시냅스 결합을 구현한 3 계층 구조의 네트워크이다. 여기서 계층 1은 망막 신경세포의 기능을, 계층 2는 대뇌 시각피질의 V1(Visual area I), V2(Visual area II) 영역의 신경세포의 기능을 모델링한다. 따라서 계층 1은 입력화상에 대하여 모든 패턴의 윤곽선을 추출하며, 계층 2는 계층 1의 결과화상에 대하여 직선, 꼴점등의 패턴을 구성하는 부분특징 정보를 추출하고, 계층 3은 추출된 부분특징 정보를 사용하여 패턴 인식을 수행한다. 다른 하나는 전체특징(global features) 정보로서 패턴 인식을 수행하는 네트워크(Net-G)로, Net-L에서 각 신경세포의 수용영역의 억제성 영역에 의해 발생되는 추출 특징 정보의 손실을 보상하는 네트워크이다. 단층 구조의 네트워크로, 억제성 영역이 제거된 matched 공간필터를 사용하여 패턴 인식을 수행한다. 제안 신경망은 이 두 네트워크의 결과를 종합하여 패턴의 최종 인식을 수행하는데, 중첩되거나 불완전하게 표현된 애매한 패턴에 대해서도 높은 인식률을 보여준다. 본 논문에서 설계된 신경망의 성능 평가는 잡음도가 높은 저도화상에 대해 실험을 수행하였으며, 실험 결과 95% 이상의 높은 인식률을 얻었다.

#### II. 제안 신경망의 모델링

제안 신경망은 그림 2-1과 같이 시각 메카니즘을 이용하여 부분특징 정보로서 패턴을 인식하는 Net-L과 matched 공간필터를 사용하여 전체특징 정보로서 패턴을 인식하는 Net-G 그리고 두 네트워크의 결과를 종합하여 최종 인식을 수행하는 층으로 구성된다.

##### 2.1 Net-L의 모델링

###### 2.1.1 계층 1의 모델링

계층 1은 생리학에서 밝히는 망막의 최종 출력세포인 망막 신경질 세포의 수용영역을 DOG함수로 근사시킨 공간필터를 사용하여 식 (2.1)과 같이 모델링한다.

$$u_1(i_1, j_1) = f \left[ \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^{n_k} \text{DOG}^+ \cdot U_0^{-1}(i_0, j_0) - \theta_1 \right] \quad (2.1)$$

$u_1(i_1, j_1)$  : 계층 1 결과화상에서의  $(i_1, j_1)$ 화소의 값

$f$  : 시그모이드 함수  
 $x_1$  : 계층 1 신경세포의 공간필터의 가로 영역  
 $y_1$  : 계층 1 신경세포의 세로 영역  
 $(x_1 \times y_1 : 계층 1 신경세포의 공간필터의 크기)$   
 $\text{DOG}^+$  : ON 중심형 DOG 필터  
 $U_0^{-1}(i_0, j_0)$  : 입력화상 ( $U_0$ )의 역상에서의  $(i_0, j_0)$  화소의 값  
 $\theta_1$  : 계층 1 신경세포의 발화 임계치  
 $U_1 = \sum_{j_1=1}^{Y_1} \sum_{i_1=1}^{X_1} u_1(i_1, j_1)$  : 계층 1의 결과화상(크기  $X_1 \times Y_1$ )

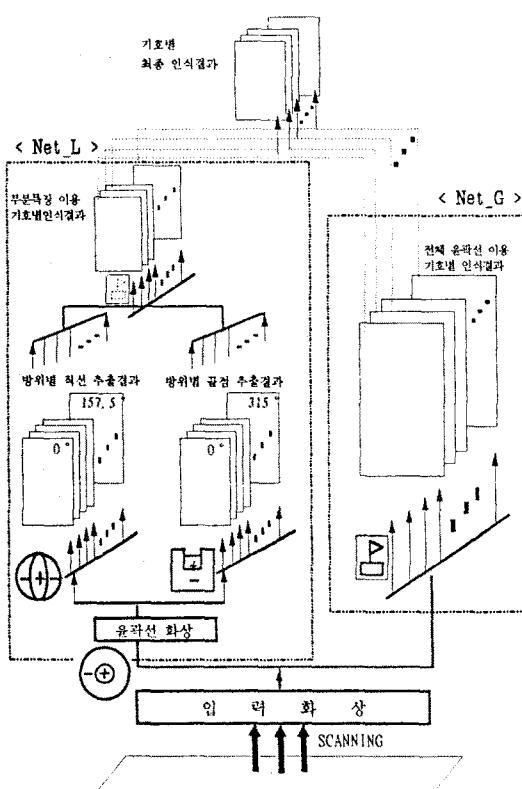


그림 2-1. 제안 신경망의 구성.

계층 1의 신경세포는 입력화상에 대하여 중심부 크기 단위로 상대 밝기를 조사함으로써 결과화상은 입력화상에 존재하는 모든 도형의 유파선들로 이루어지는 화상이 된다.

### 2.1.2 계층 2의 모델링

Hubel과 Wiesel은 대뇌의 시각영역 중 V1, V2 영역의 신경세포들을 조사한 후, 수용영역의 성질에 따라 단순형 세포(simple cell), 복잡형 세포(complex cell), 초복잡형 세포(hypercomplex cell) 등으로 분류하였으며, 이들간에는 계층적 구조가 존재한다는 계층 가설을 주장했다[1][2][3]. Net-L 계층 2에서는 계층 구조를 없앤 단순형 세포와 초복잡형 세포만을 모델링한다. 단순형 세포와 초복잡형 세포를 모델링한 직

선 검출 세포와 끝점 검출 세포는 각 위치에서 특정 방위의 직선 및 끝점 추출을 수행하며, DOG 함수와 Gauss 함수 등을 사용하여 식(2.2), 식(2.3)과 같이 모델링한다.

$$u_{2L\phi}(i_2, j_2) = 1 [ \sum_{j_1=1}^{Y_1} \sum_{i_1=1}^{X_1} D_\phi \cdot U_1(i_1, j_1) - \theta_{2L} ] \quad (2.2)$$

$u_{2L\phi}(i_2, j_2)$ :  $\phi$ 방위직선을 추출한 행렬에서의  $(i_2, j_2)$  원소의 값

$1[x]$  : 계단 함수  
 $x_{2L}$  : 직선 검출세포의 공간필터의 가로 영역  
 $y_{2L}$  : 직선 검출세포의 공간필터의 세로 영역  
 $(x_{2L} \times y_{2L} : 직선 검출세포의 공간필터의 크기)$   
 $D_\phi$  :  $\phi$ 방위 직선 검출필터  
 $U_1(i_1, j_1)$  : 계층 1 결과화상에서의  $(i_1, j_1)$  화소의 값  
 $\theta_{2L}$  : 직선 검출세포의 발화 임계치  
 $U_{2L\phi} = \sum_{j_1=1}^{Y_1} \sum_{i_1=1}^{X_1} u_{2L\phi}(i_2, j_2)$  :  $\phi$ 방위 추출 직선 행렬

$$u_{2E\phi}(i_2, j_2) = 1 [ \sum_{j_1=1}^{Y_1} \sum_{i_1=1}^{X_1} E_\phi \cdot U_1(i_1, j_1) - \theta_{2E} ] \quad (2.3)$$

$u_{2E\phi}(i_2, j_2)$ :  $\phi$ 방위 끝점을 추출한 행렬에서의  $(i_2, j_2)$  원소의 값

$1[x]$  : 계단 함수  
 $x_{2E}$  : 끝점 검출세포의 공간필터의 가로 영역  
 $y_{2E}$  : 끝점 검출세포의 공간필터의 세로 영역  
 $(x_{2E} \times y_{2E} : 끝점 검출세포의 공간필터의 크기)$   
 $E_\phi$  :  $\phi$ 방위 끝점 검출필터  
 $U_1(i_1, j_1)$  : 계층 1 결과화상에서의  $(i_1, j_1)$  화소의 값  
 $\theta_{2E}$  : 끝점 검출세포의 발화 임계치  
 $U_{2E\phi} = \sum_{j_1=1}^{Y_1} \sum_{i_1=1}^{X_1} u_{2E\phi}(i_2, j_2)$  :  $\phi$ 방위 추출 끝점 행렬

### 2.1.3 계층 3의 모델링

계층 3은 V2 이후 영역에 대해 모델링하는 층으로, 식(2.4)과 같이 계층 2가 추출하는 직선 및 끝점 등의 부분 특징 정보를 사용하여 그 위치에서 해당 패턴의 인식을 수행한다.

$$u_{3s}(i_3, j_3) = 1 [ \sum_{\phi} \sum_{j_2=1}^{Y_2} \sum_{i_2=1}^{X_2} (C_{3sL\phi} \cdot U_{2L\phi}(i_2, j_2) + C_{3sE\phi} \cdot U_{2E\phi}(i_2, j_2)) - \theta_{3s} ] \quad (2.4)$$

$u_{3s}(i_3, j_3)$  : 해당 패턴(s)에 대한 인식 결과 행렬에서  $(i_3, j_3)$  원소의 값

$1[x]$  : 계단 함수  
 $x_{3s}$  : 해당 패턴(s)에 대한  
 $y_{3s}$  : 계층 3 신경세포의 공간필터의 가로 영역  
 $y_{3s}$  : 해당 패턴(s)에 대한

계층 3 신경세포의 공간필터의 세로 영역  
( $x_{3s} \times y_{3s}$  : 해당 패턴(s)에 대한

계층 3 신경세포의 공간필터의 크기)

$C_{3sLs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 계층 3 신경세포의

φ방위 직선 정보 인식 공간필터

$U_{2sLs}(i_2, j_2)$  : 계층 2 주출 ( $i_2, j_2$ ) 위치에서의

φ방위 직선 정보

$C_{3sE4}$  : 해당 패턴(s)에 대한 계층 3 신경세포의

φ방위 끝점 정보 인식 공간필터

$U_{2sE4}(i_2, j_2)$  : 계층 2 주출 ( $i_2, j_2$ ) 위치에서의

φ방위 끝점 정보

$\theta_{3s}$  : 해당 패턴(s)에 대한 계층 3 신경세포의 발화 임계치

$$U_{3s} = \sum_{j_3=1}^{Y_s} \sum_{i_3=1}^{X_s} u_{3s}(i_3, j_3) : \text{해당 패턴(s)에 대한 결과 행렬}$$

## 2.2 Net-G의 모델링

Net-G는 단층 구조의 네트워크로, 인식할 패턴과 동일한 형태를 취하고 있는 matched 공간필터를 사용하여 입력화상에 대해 패턴을 인식하는 네트워크이다. 사용하는 matched 공간필터는 식(2.5)와 같이 입력 화상에 존재하는 해당 패턴의 각 화소의 평균치에 Net-L의 계층 1의 DOG+ 필터를 적용하여 얻어진 결과를 필터로 사용하는 것인 데, 이 때 Net-L에서 사용하는 공간필터의 수용영역의 억제성 영역에 의해 발생하는 중첩되거나 인접되는 특징 정보들의 손실을 보상하기 위해 생성되는 matched 공간필터에는 억제성 영역을 제거시킨 후 인식을 수행한다(식 2.6).

$$M_{gs} = \sum_{j_0=1}^{Y_s} \sum_{i_0=1}^{X_s} \text{DOG}^+ \cdot U_{0s}^{-1}(i_0, j_0) \quad (2.5)$$

$M_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 생성된 초기 matched 공간필터

$x_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 가로 영역

$y_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 세로 영역

( $x_{gs} \times y_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 크기)

$\text{DOG}^+$  : ON 중심형 DOG 필터

$U_{0s}^{-1}(i_0, j_0)$  : 입력화상의 역상 ( $U_0^{-1}$ )에서 해당 패턴(s)에

대한 평균치 화상에서의 ( $i_0, j_0$ ) 화소의 값

$$u_{gs}(i_g, j_g) = 1 [ \sum_{n=1}^{Y_s} \sum_{k=1}^{X_s} M_{gs} \cdot U_0^{-1}(i_0, j_0) - \theta_{gs} ] \quad (2.6)$$

$[x]$  : 계단 함수

$x_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 가로 영역

$y_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 세로 영역

( $x_{gs} \times y_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 matched 공간필터의 크기)

$M_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 억제성 영역이 제거된 matched 공간필터

$\theta_{gs}$  : 해당 패턴(s)에 대한 Net-G 신경세포의 발화 임계치

$$U_{gs} = \sum_{j_g=1}^{Y_s} \sum_{i_g=1}^{X_s} u_{gs}(i_g, j_g) : \text{해당 패턴(s)에 대한}$$

인식결과 행렬

## III. 실험 및 결과분석

제안된 신경망의 성능 평가는 잡음도가 높은 지도화상에 대해 기호인식을 수행하는 것으로 실험하였으며, 실험 결과 만족할만한 인식률을 얻었다.

### 3.1 실험환경

- 대상지도 : 상업용 지도

(‘10만 도로지도’, 축도 : 1/100000)

- Scanning :

- 사용 시스템 : IBM 586 PC, MS-WINDOW
- Scanner : GIS-830, IMAGE-IN
- 해상도 : 300 DPI( Dot Per Inch )
- 1회 scanning시의 화상 크기 : 가변
- 화상 종류 : 흑백 화상 ( 8 비트 gray-scale)
- 파일 형식 : TIFF 형식

## IV. 결론

본 논문에서는 잡음이 혼입된 패턴 인식을 위한 신경망을 제안하고, 이를 잡음도가 높은 지도화상에 대해 실험하였다. 제안 신경망은 두개의 네트워크로 구성되었는데, 하나는 시각 메카니즘을 구현한 망으로 생리학에서 조사된 수용영역의 값을 시냅스 결합계수로 사용하였으며, 다른 하나는 수용영역의 억제성 영역에 의한 손실정보를 보상하는 망으로 matched 공간필터를 사용하였다. 실험 결과 95% 이상의 높은 인식률을 얻었다.

## 참고문헌

- [1] Hubel D.H., Wiesel T.N., "Uniformity of Monkey Striate Cortex : A Parallel Relationship between Field Size, Scatter, and Magnification", J. Comp. Neur., pp.295-306, 1976.
- [2] Hubel D.H., Wiesel T.N., "Receptive Fields, Binocular Interaction and Functional Architecture in the Cat's Visual Cortex", J. Physiol., pp.106-154, 1962.
- [3] Hubel D.H., Wiesel T.N., "Receptive Fields and Functional Architecture in Two Nonstriate Visual Areas (18 and 19) of the Cat", J. Neurophysiol., pp.229-289, 1965.
- [4] Fukushima, "A Neural Network for Visual Pattern Recognition", IEEE computer, pp.65-75, 1988.
- [5] Fukushima K., Shouno H., "Visual Pattern Recognition with Selective Attention", World Congress On Neural Networks - San Diego, Vol.1, pp.575-580, 1994.
- [6] 福島邦彦, 神經回路と情報處理, 朝倉書店, 1989.
- [7] 乾敏郎, 視覚情報処理の基礎, サイエンス社, 1990.