

공간필터를 사용한 지도기호 추출 신경회로망의 구성

강 의 태[†] 김 욱 현^{††} 김 경 하^{†††} 김 영 일^{††††} 이 건 기^{††††}

요 약

본 논문에서는 시각 신경계에 있어서 형태 정보 처리에 대한 생리학 및 심리학에서의 연구 결과들을 부분적으로 응용하여 지도 화상으로부터 기호 정보를 추출하는 신경회로망을 제안하였다. 제안된 신경회로망은 계층적 구조의 다층 신경회로망으로 구성되었으며, 각 계층간의 신경세포들의 시냅스 결합은 수용영역을 근사시킨 공간필터들로 구현하였다. 제안된 신경회로망에 의한 지도기호의 인식은 입력 화상에 대해 먼저 색 분류를 수행한 후 형태 정보를 처리하는데, 형태 정보의 처리는 하위 계층(계층 2, 3)에서 직선 및 끝점 등의 부분 특징 정보를 이용하여 해당 기호의 후보점을 찾아낸 후, 그 후보점에 대해 상위 계층(계층 4)에서 전체 특징 정보를 이용하여 수행하였다.

Design of a Spatial Filtering Neural Network for Extracting Map Symbols

Ick Tae Kang[†], Wook Hyun Kim^{††}, Kyung Ha Kim^{†††},

Young Il Kim^{††††} and Gun Ki Lee^{††††}

ABSTRACT

In this paper, a neural network architecture which can extract map symbols by being partially based on the results of physiological and neuropsychological studies on pattern recognition is proposed. This network is composed of multi-layers and synaptic activities of combining layers are implemented by spatial filters which approximate receptive fields of optic nerve cells. In pattern recognition which is followed by color classification for extracting of map symbols from input image, this network is searching for candidate-points in lower layers(layer 2, 3) by using local features such as lines and end-points and then processing symbols recognition on those points in upper layer(layer 4) by using global features.

1. 서 론

지도에는 도로, 하천, 등고선, 그리고 각종 구역경계선 등 선으로 표현되는 정보들과 특정 장소, 각종 건물 등 기호로 표현되는 정보 그리고 글자 정보 등 많은 유용한 정보들이 제공되고 있다. 그러나 이러한 정보들이 한 화상에서 동시에 제공되기 때문에 많은 정보들이 서로 중첩되거나 인접되어 표현되어 있다. 따라서 이러한 복잡한 화상에 대하여 특징 추출을 통하여 해당 정보를 인식하는 일은 용이하지 않다[1, 2]. 본 논문에서는 부분 특징 정보와 전체 특징 정보를 함께 사

용하여 지도 화상으로부터 기호 정보를 추출하는 신경회로망을 제안한다.

제안된 신경망에 의한 지도기호의 인식은 칼라 입력 화상에 대해서 먼저 색 분류를 수행한다. 그리고 색 분류된 각 화상과 흑백 화상에 대하여 형태 정보를 처리하는데, 이때 형태 정보에 대한 처리는 생리학 및 심리학에서의 연구 결과들을 응용한 합성적 모델의 4 계층 신경망으로 수행한다. 각 계층에서의 신경세포들의 모델링에 있어서, 하위 두 계층(계층1, 2)에서의 신경세포들은 형태 정보 처리 경로상의 신경세포들에 대한 생리학에서의 연구 결과들을 이용하여 모델링하며, 상위 두 계층(계층3, 4)에서의 신경세포들은 심리학에서의 연구 결과들을 응용하여 효율적인 인식을 수행하는 가상의 모델을 사용한다. 또한 계층간의 신경세포들의 시냅스 결합은 수용영역

† 정 회 원 : 연암공업전문대 전산과 부교수

†† 정 회 원 : 영남대학교 전산공학과 조교수

††† 정 회 원 : 경상대학교 전자공학과 석사과정

†††† 정 회 원 : 경상대학교 전자공학과 부교수, 생산기술연구소 연구원

논문접수 : 1994년 11월 10일, 심사완료 : 1995년 3월 10일

(receptive field)을 근사시킨 공간필터들(spatial filters)을 사용하여 구현한다[3, 4, 5, 6].

형태 정보를 처리하는 각 계층의 구성을 보면 다음과 같다. 먼저 계층 1은 망막 신경절 세포(retinal ganglion cell)의 수용영역을 근사시킨 공간필터를 사용하여 망막을 모델링하는 층으로, 입력 화상에 대하여 각 도형의 윤곽선을 추출하며, 사용 근사 공간필터는 DOG(Difference Of two Gauss) 함수로 구현한다. 계층 2는 단순형 세포(simple cell)와 초복잡형 세포(hypercomplex cell)의 수용영역을 근사시킨 공간필터를 사용하여 대뇌의 시각 영역의 V1(Visual area 1), V2 영역을 모델링하는 층으로, 계층 1의 결과 화상에 대하여 직선 및 끝점 등의 부분 특징 정보들을 추출하며, 단순형 세포의 근사 공간필터의 경우 DOG 함수와 Gauss 함수로 구현한다.

계층 3과 계층 4는 가상의 모델을 사용하여 형태 정보 처리 경로상의 V2 이후의 영역을 모델링하는 층으로, 심리학에서 밝히는 좌뇌와 우뇌의 서로 다른 기능을 모델링한다. 계층 3은 계층 2에서 추출하는 직선 및 끝점 등의 부분 특징 정보들과 해당 기호를 구성하는 부분 특징 정보들을 비교하여 기호 인식을 시도하는 층으로, 그 결과를 해당 기호의 후보점으로 처리한다. 이는 부분 특징 정보만으로 기호 인식을 수행할 경우 인접되거나 중첩되는 정보들의 간섭에 의한 손실 정보량 만큼의 인식에서의 오류가 발생하기 때문이며, 따라서 본 논문에서는 이 결과를 그 위치에서의 해당 기호의 존재 가능성으로만 사용한다.

계층 4는 계층 3이 제시하는 후보점들에 대해 전체 특징 정보를 담고 있는 matched 공간필터를 사용하여 계층 1의 결과 화상에 대해 기호 인식을 수행하는데, 사용하는 공간필터는 먼저 입력 화상에 존재하는 해당 평균 기호에 계층 1의 공간필터를 적용하여 얻어진 결과를 사용하여 초기 필터를 생성한 후, 계층 3이 제시하는 여러 후보점에 대해 오류정정법으로 학습시켜 사용한다. 이러한 학습된 공간필터들은 해당 기호와 유사한 형태의 기호에 대해 우수한 식별력을 가진 필터가 된다.

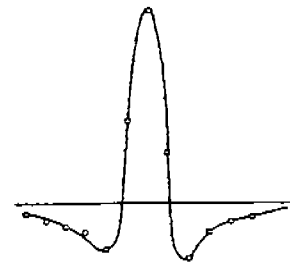
형태 정보 처리에 있어서 계층3과 계층4의 이

와 같은 제안된 방식은 부분 특징 정보만을 사용하여 기호를 인식하는 방식과 비교해 볼 때 손실 정보가 없고 또한 식별력이 좋은 학습된 공간필터를 사용함으로써 기호 인식율이 높으며 그리고 입력 화상의 모든 화소에 대해 matched 공간필터를 적용하는 방식과 비교해 볼 때 후보점에 대해서만 수행됨으로서 빠른 인식을 수행한다.

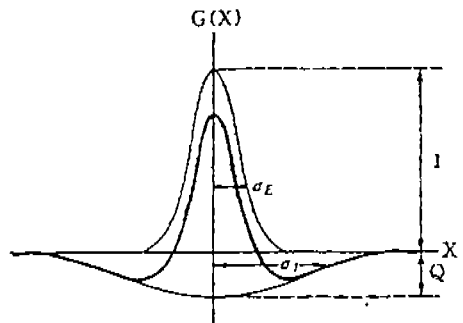
2. 형태 정보 처리 계층들의 모델링

2.1 계층 1(망막)의 모델링

제안 신경망의 계층 1에서는 망막을 모델링한다. 즉 망막의 시 세포(visual cell)로부터 신경절 세포까지를 블랙박스로 놓고, (식 2.1)과 같이 표준 편차의 비가 $\sigma_2 = \sigma_1 / 1.6$ 인 두 Gauss 함수의 차로 표현되는 DOG 함수를 사용한 공간필터를 이용하여 (그림 1)과 같이 생리학에서 밝혀진 신경



(a) 망막 신경절 세포의 수용영역



(b) DOG 함수

(그림 1) 망막 신경절 세포의 수용영역과 DOG 함수
(Fig. 1) Profiles of a receptive field of a retinal ganglion cell and DOG function

절 세포의 수용영역을 근사시킨 후, 계층 1의 신경세포를 모델링한다(식 2.2).

$$DOG(r, \sigma_e, \sigma_i) = \frac{1}{2\pi\sigma_e^2} \cdot e^{-r^2/2\sigma_e^2} - \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} \cdot e^{-r^2/2\sigma_i^2} \quad (2.1)$$

$$u_1(i_1, j_1) = f\left[\sum_{j_0=1}^{y_1} \sum_{i_0=1}^{x_1} DOG^+ \cdot U_0^{-1}(i_0, j_0) - \theta_1\right] \quad (2.2)$$

f : sigmoid함수

$x_1 \times y_1$: 계층 1 신경세포의 공간 필터의 크기

DOG^+ : on 중심형 DOG필터

U_0^{-1} : 입력화상(U_0)의 역상

θ_1 : 계층 1신경세포의 발화 임계치

$U_1 = \sum_{j_1=1}^{y_1} \sum_{i_1=1}^{x_1} u_1(i_1, j_1)$: 계층1의 결과 화상.
(크기 $X_1 \times Y_1$)

망막 신경절 세포의 수용영역은 중심부와 주변부가 반대 성질로 대립하고 있는데, 이러한 수용영역을 전체 화상에 적용하면 중심부 크기 단위로 상대 밝기를 조사한 결과가 되어 계층 1의 결과 화상은 입력화상에 존재하는 패턴의 윤곽선을 추출하게 된다[7]. 또한 본 논문에서는 on 중심형 공간필터를 사용하므로 (식 2.2)와 같이 계층 1 신경세포는 입력 화상의 역상을 입력으로 취한다.

2.2 계층 2(V1, V2 영역)의 모델링

계층 2에서는 대뇌의 시각 영역중 색정보와 형태 정보를 처리하는 $V1 \rightarrow V2 \rightarrow V4 \rightarrow PIT$ (Posterior InferoTemporal area) \rightarrow AIT(Anterior InferoTemporal area) 경로에서 V1, V2영역을 모델링하는 데, Hubel과 Wiesel의 연구 결과를 이용한다. Hubel과 Wiesel은 V1, V2 영역에 존재하는 신경세포들을 조사한 후, 수용영역의 성질에 따라 단순형 세포, 복잡형 세포(complex cell), 초복잡형 세포등으로 분류하였으며, 이들간에는 계층적 구조가 존재한다는 계층 가설을 주장했다[8, 9].

본 논문에서는 이 두 영역에 대해 일부 기능만을 계층 2에서 모델링하는 데, 계층 가설은 이후

비판되어져 채택하지 않았으며, 손실 정보를 복구하는 복잡형 세포는 계층 4에서 matched 공간필터를 사용하여 이를 보상하므로 고려하지 않았다[10]. 또한 초복잡형 세포의 곡선 검출 기능은 구현되는 시스템의 효율에 대한 고려와 그리고 여러 방위의 짧은 직선으로 대체 추출이 가능하므로 모델링에서 제외하였다[11, 12, 13].

단순형 세포를 모델링한 직선 검출 세포는 각 위치에서 특정 방위의 직선 추출을 수행하며, 근사 공간필터의 경우 (식 2.3)과 같이 DOG 함수와 Gauss 함수를 사용하여 근사시키는 데, 최적 방위(검출 직선 방위)로는 Gauss 함수를 그리고 최적 방위와 직각 방위로는 DOG 함수를 취한다.

$$D(x, y) = \left(e^{-x^2/2\sigma_e^2} - \frac{\sigma_e}{\sigma_i} \cdot e^{-x^2/2\sigma_i^2} \right) \cdot e^{-y^2/2\sigma_e^2} \quad (2.3)$$

(식 2.3)에 최적 방위가 고려되면 (식 2.4)가 된다.

$$D_\phi(x, y) = D(x\cos\phi - y\sin\phi, x\sin\phi + y\cos\phi) \quad (2.4)$$

따라서 (식 2.4)의 공간필터를 사용하여 계층 2의 각 방위별 직선 검출 세포는 (식 2.5)와 같이 모델링한다.

$$u_{2\phi}(i_2, j_2) = 1\left[\sum_{j_1=1}^{y_1} \sum_{i_1=1}^{x_1} D_\phi \cdot U_1(i_1, j_1) - \theta_{2\phi}\right] \quad (2.5)$$

$1[x]$: step 함수

$x_{2\phi} \times y_{2\phi}$: 직선 검출 세포의 공간필터의 크기

D_ϕ : ϕ 방위 직선 검출 필터

U_1 : 계층 1 결과 화상

$\theta_{2\phi}$: 직선 검출 세포의 발화 임계치

$U_{2\phi} = \sum_{j_2=1}^{y_{2\phi}} \sum_{i_2=1}^{x_{2\phi}} u_{2\phi}(i_2, j_2)$: ϕ 방위 추출된 직선 matrix

초복잡형 세포를 모델링한 끝점 검출 세포는 각 위치에서 특정 방위의 끝점 추출을 수행하며, 근사 공간필터의 경우 끝점을 가지는 방위로는 흥분성 영역을 그리고 나머지 방위로는 모두 억제성 영역을 취하는 형태가 된다. 이러한 공간필터를 사용하여 계층 2의 각 방위별 끝점 검출 세

포는 (식 2.6)과 같이 모델링한다.

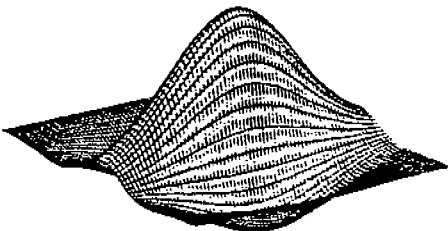
$$u_{2E\phi}(i_2, j_2) = 1 \left[\sum_{j_1=1}^{Y_{2E}} \sum_{i_1=1}^{X_{2E}} E_{\phi} \cdot U_1(i_1, j_1) - \theta_{2E} \right] \quad (2.6)$$

- 1[x] : step 함수
- $x_{2E} \times y_{2E}$: 끝점 검출 세포의 공간필터의 크기
- E_{ϕ} : ϕ 방위 끝점 검출 필터
- U_1 : 계층 1 결과 화상
- θ_{2E} : 직선 검출 세포의 발화 임계치
- $U_{2E\phi} = \sum_{j_1=1}^{Y_{2E}} \sum_{i_1=1}^{X_{2E}} u_{2E\phi}(i_2, j_2)$: ϕ 방위 추출된 끝점 matrix

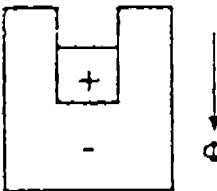
직선 검출 세포와 끝점 검출 세포에서 사용되는 공간필터들의 형태는 (그림 2)와 같다.

2.3 계층 3의 모델링

생리학에서는 대뇌의 시각 영역에 있어서 형태 정보와 색 정보를 처리하는 V2 영역 이후에 존재하는 신경세포들에 대해 많은 단편적인 연구 결과들을 발표하고 있다[3, 4, 5]. 그러나 지도기



(a) 직선 검출 세포의 사용 공간필터



(b) 끝점 검출 세포의 사용 공간필터

(그림 2) 직선 검출 세포와 끝점 검출 세포의 사용 공간 필터

(Fig. 2) Profiles of spatial filters of line detecting cells and end-point detecting cells

호를 인식하는 신경망을 구성하는 데 있어서 효율적으로 응용할 수 있는 형태 정보 처리와 관련된 연구 결과들은 없는 듯하다. 따라서 본 논문에서는 2개의 층 즉 계층 3과 4로 구성된 가상의 모델을 사용하는 데, 이 두 계층에서의 신경세포들은 심리학에서 밝히는 좌뇌와 우뇌의 서로 다른 기능을 모델링한다. 즉 계층 3은 구조적인 형태로부터 얻어지는 부분 특징 정보를 사용하여 패턴을 분류하는 층이 되고 계층 4는 전체적인 형태로부터 추출되는 전체 특징 정보를 사용하여 해당 기호를 인식하는 층이 된다.

계층 3은 계층 2가 추출하는 부분 특징 정보들을 종합하여 해당 기호의 가능성 여부를 조사하는 층으로, (식 2.7)과 같이 임의의 위치에서 해당 기호를 구성하기 위한 계층 2에서 추출한 각 방위별 직선 정보 및 끝점 정보들의 합이 해당 기호별 특정 임계값(θ_{3s})을 초과하면 그 위치를 해당 기호의 후보점으로 처리한다.

$$u_{3s}(i_3, j_3) = 1 \left[\sum_{\phi} \sum_{j_2=1}^{Y_{2E}} \sum_{i_2=1}^{X_{2E}} (C_{3sL\phi} \cdot U_{2L\phi}(i_2, j_2) + C_{3sE\phi} \cdot U_{2E\phi}(i_2, j_2)) - \theta_{3s} \right] \quad (2.7)$$

- 1[x] : step 함수
- $x_{3s} \times y_{3s}$: 해당기호(s)에 대한 계층 3 신경 세포의 공간필터의 크기
- $C_{3sL\phi}$: 해당기호(s)에 대한 계층 3 신경세포의 ϕ 방위 직선 정보 인식 공간필터
- $U_{2L\phi}$: 계층 2 추출 ϕ 방위 직선 정보
- $C_{3sE\phi}$: 해당기호(s)에 대한 계층 3 신경세포의 ϕ 방위 끝점 정보 인식 공간필터
- $U_{2E\phi}$: 계층 2 추출 ϕ 방위 끝점 정보
- θ_{3s} : 해당기호(s)에 대한 계층 3 신경세포의 발화 임계치
- $U_{3s} = \sum_{j_3=1}^{Y_{3s}} \sum_{i_3=1}^{X_{3s}} u_{3s}(i_3, j_3)$: 해당기호(s)에 대한 후보점 matrix.

2.4 계층 4의 모델링

계층 4는 계층 3이 제시하는 각 후보점에 대해 해당 기호의 전체 특징 정보를 담고있는 즉 해당

기호와 동일한 형태를 취하고 있는 matched 공간필터를 사용하여 계층 1의 결과 화상에 적용시켜 해당 기호 여부를 판단한다[11, 12, 13].

본 논문에서 사용하는 matched 공간필터들은 입력 화상에 존재하는 해당 여러 기호들의 평균 기호 즉 동일 여러 기호들의 각 화소의 평균치로 구성되는 기호에 대해 계층 1의 윤곽선 추출 필터를 적용시켜 얻어진 결과를 해당 공간필터로 사용한다(식 2.8). (그림 3)은 학교기호에 대한 입력 화상으로부터 얻어진 평균 기호와 초기 생성된 matched 필터의 예이다.

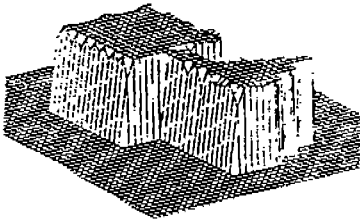
$$M_{4M} = \sum_{j_1=1}^{y_{4M}} \sum_{i_1=1}^{x_{4M}} DOG^+ \cdot U_{os}^{-1}(i_1, j_1) \quad (2.8)$$

$x_{4M} \times y_{4M}$: 해당 기호(s)의 크기

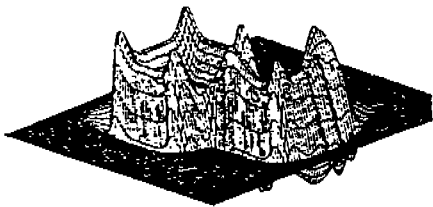
DOG⁺ : on 중심형 DOG 필터

U_{os}^{-1} : 입력 화상의 역상 (U_o^{-1})에서 해당기호(s)에 대한 평균치 화상

이러한 형태의 공간필터는 흥분성 영역과 억제성 영역에 DOG 함수의 성분이 포함되어 있어 계층 1, 2에서 사용하는 생리학적인 근사 공간필터들과 동일한 특성을 가질 것이다. 또한 이와 같



(a) 학교기호에 대한 평균기호



(b) 생성된 matched공간필터

(그림 3) 평균 기호와 초기 생성된 matched 공간필터의 예(학교기호)

(Fig. 3) Examples of input symbol and matched filter for it (school symbol)

은 방식으로 초기 생성된 각 공간필터들은 계층 3이 지적하는 여러 해당 후보점들에 대해 오류정정법으로 학습을 수행시켜 유사 형태의 기호와 의 식별력을 강화시켜 나간다. 즉 발화하지 않아야 하는 데 발화한 경우 해당 기호와의 다른 부분에 대한 해당 공간필터의 억제성 영역을 (식 2.9)와 같은 오류정정치로 그 억제성 영역의 값을 크게 함으로서 유사 기호에 대한 식별력을 강화시켜 나간다. 물론 발화해야 하는데 발화하지 않는 경우에 대해서는 전 흥분성 영역의 값을 같은 비율로 학습시켜 해당 기호에 대한 인식력을 높여나간다.

$$M_{4sr} = M_{4sr} \left(1 + \frac{\text{Sum}(s_no_noise) - \text{Sum}(s_miss)}{\text{Sum}(s_no_nois)} \right) \quad (2.9)$$

M_{4sr} : 해당 기호(s)에 대한 matched 공간 필터의 오류 부분의 억제성 영역(R)의 값들

Sum(s_no_noise) : 잡음이 없는 s기호에 초기 필터를 적용한 값 ($= \sum \sum M_{4s} \cdot U_1(i_1, i_1)$)

Sum(s_miss) : s기호에서의 오인식된 값

이와 같이 학습된 matched 공간필터를 사용하여 계층 4의 신경세포는 계층 1의 결과 화상에 대하여 해당 기호의 인식을 수행한다(식 2.10).

$$u_{4s}(i_4, j_4) = 1 \left[\sum_{j_1=1}^{y_{4s}} \sum_{i_1=1}^{x_{4s}} M_{4s} \cdot U_1(i_1, j_1) - \theta_{4s} \right] \quad (2.10)$$

(i_4, j_4) : 해당 기호(s)의 후보점 위치

$1[x]$: step 함수

$x_{4s} \times y_{4s}$: 해당 기호(s)에 대한 matched 공간 필터의 크기

M_{4s} : 해당 기호(s)에 대한 학습된 matched 공간필터

U_1 : 계층 1의 결과 화상

θ_{4s} : 해당기호(s)에 대한 계층 4 신경 세포의 발화 임계치

$$U_{4s} = \sum_{j_1=1}^{y_1} \sum_{i_1=1}^{x_1} u_{4s}(i_4, j_1) \quad \text{: 해당 기호(s)에}$$

대한 인식 결과 matrix

3. 제안 신경회로망의 구성

3.1 색 분류

칼라 입력 화상에 대해서는 색 정보에 대한 처리가 요구되며, 시각계에서는 형태 정보 처리와 함께 동일한 경로에서 색 정보 처리가 수행되고 있다. 그러나 본 논문에서는 이러한 시각계에서의 색 처리 메커니즘을 사용하지 않고 색 정보 처리와 형태 정보 처리를 분리 수행하는 방식을 사용하는데, 이는 구성되는 시스템을 간단하게 한다. 즉 대부분의 지도에서는 하나의 기호는 하나의 색으로만 구성되고 그리고 동일 기호는 동일 색으로 표현되고 있기 때문에 이러한 방식의 사용이 적절하며, 따라서 본 논문에서는 칼라 입력 화상에 대해 색 분류를 먼저 수행한 후, 색별로 분류된 각 화상에 대해 전술한 각 계층의 형태 정보 처리를 수행하여 지도기호를 인식한다.

3.2 제안한 신경회로망의 구성

전술한 색 정보 처리 방식과 형태 정보 처리 방식을 사용하여 지도 화상으로부터 기호 정보를 추출하기 위해서 본 논문에서 제안하는 신경회로망의 구성은 (그림 4)와 같다.

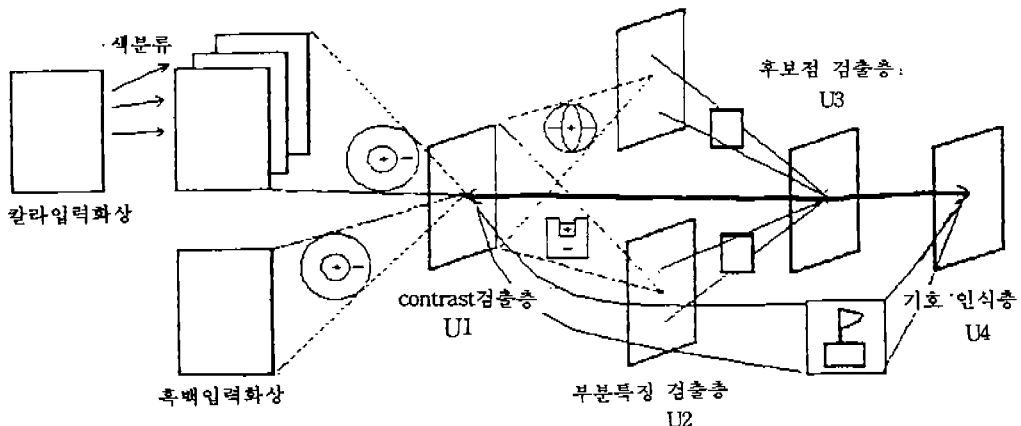
본 논문에서 제안한 형태 정보의 처리에 있어서 계층 3이 제시한 후보점에 대해 계층 4의 해당 기호 신경세포가 학습된 matched 공간필터를

사용하여 계층 1의 결과 화상에 대해 기호 인식을 수행하는 이러한 방식은 부분 특징 정보만을 사용한 정보 추출 방식에 비해 손실 정보가 없고 또한 식별력이 좋은 학습된 matched 공간필터를 사용함으로써 기호 인식율이 높을 것이며, 또한 후보점에 대해서만 계층 4의 신경세포가 수행됨으로서 모든 화소에 적용시키는 경우보다 빠른 인식을 수행할 것이다. 물론 해당 실제 기호의 후보 탈락을 방지하기 위해서 계층 3 신경세포의 발화 임계값을 충분히 낮출 필요가 있다.

여기서 계층 3 신경세포의 발화 임계값의 조정은 제안 신경망을 동적으로 사용하게 한다. 즉 계층 3 신경세포의 발화 임계치를 최대로 낮추면 모든 화소가 후보점이 되어 형태 정보의 처리는 전체 특징 정보를 가진 계층 4의 matched 공간필터로만 수행하는 결과가 될 것이고, 계층 3 신경세포의 발화 임계값을 최대로 높이면 해당 실제 기호만이 후보로 선택되어 사실상 부분 특징 정보만으로 형태 정보를 처리하는 결과가 된다. 물론 후자의 경우 손실 정보로 인하여 많은 실제 기호의 후보 탈락이 예상된다. 따라서 입력 화상의 복잡도에 따라 계층 3 신경세포의 적절한 발화 임계치 조정은 효율적인 기호 인식을 수행할 수 있다[11, 12, 13].

4. 실험 및 결과 고찰

지도 화상으로부터 제안된 신경망에 의한 기호



(그림 4) 제안한 신경회로망의 구성
(Fig. 4) Block diagram of proposed neural network

정보 추출의 실험을 다음과 같은 환경하에서 수행하였다. 먼저 상업용 지도(원 경렬 박사의 '10만 도로지도': 축도 1/100000)를 해상도 300 DPI로 스캐닝한 TIFF 화일 형식의 칼라 화상(R,G,B 각 1바이트) 및 흑백 화상(8비트 gray-scale)을 입력 화상으로 사용했다.

칼라 입력 화상에 대해서는 색 분류를 수행하는데, 실험 대상 지도의 기호들이 3 종류의 색으로 표현되고 있어, 본 실험에서는 다음과 같은 임계치로 3 색(적색, 청색, 흑색)에 대해 색 분류를 수행했다. 즉 칼라 입력 화상의 각 화소에 대해 다음과 같이

- i) $\text{if}((\text{'R' - 'G' - 'B'}) > 0 \times 20) \Rightarrow$
적색 화상의 화소($0 \times \text{ff} - \text{'R'}$)
- ii) $\text{if}((\text{'B' - 'R' - 'G'}) > 0 \times 80) \Rightarrow$
청색 화상의 화소($0 \times \text{ff} - \text{'B'}$)
- iii) $\text{if}((\text{'R' + 'G' + 'B'}) / 3) < 0 \times 08) \Rightarrow$
흑색 화상의 화소($(\text{'R' + 'G' + 'B'}) / 3$)
- iv) 각 화상의 나머지 모든 화소: $0 \times \text{ff}$

독립된 화상들을 만든다. 그러나 형태 정보를 처리하는 각 계층에서는 모두 on 중심형 공간필터들을 사용하고 있다. 따라서 계층 1에서는 색 분류된 각 화상 및 흑백 화상 등 모든 입력 화상들을 역상으로 바꾼 후 처리한다. (그림 5)는 색 분류된 각 화상 및 흑백 화상의 예를 보여주고 있다.

형태 정보를 처리하는 각 계층에서 사용하는 공간필터들의 실험 parameters을 보면 다음과 같다.

- 계층 1의 공간필터

$$\sigma_r = r(\text{공간필터의 반지름})/3, \sigma_c = \sigma_r/1.6,$$

공간필터 중심부의 폭; 2 화소

- 계층 2의 공간필터

직선 검출 세포의 공간필터:

DOG 부분; 계층 1 공간필터와 동일

Gauss 부분; $\sigma_{r1} = \sigma_r^2$

홍분성 영역의 폭; 2 화소

끝점 검출 세포의 공간필터:

홍분성 영역의 값; 1

억제성 영역의 값; -1

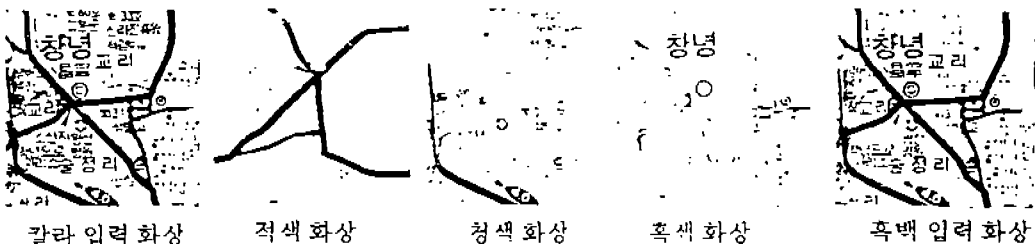
홍분성 영역의 폭; 2 화소

- 계층 3의 공간필터: 해당 기호를 구성하기 위한 각 방위, 각 위치에서의 직선 및 끝점들이 존재할 확률값; 0.0~1.0

- 계층 4의 공간필터: 3개의 실제 기호로 평균 기호 만든 후 초기 필터 생성, 유사 기호들(예: 학교 기호와 교회 기호)에 대해서는 20개 이상의 후보점에 대해 학습

여기서 계층 1 공간필터의 중심부(홍분성 영역)의 폭을 2 화소로 했는데, 이는 대상 지도를 300 DPI로 스캐닝 했을 경우 지도기호를 구성하는 도형의 윤곽선의 굵기와 선의 굵기를 일치시키기 위한 것으로, 계층 2에서의 직선 및 끝점 추출을 효과적으로 수행하게 해 준다. 따라서 계층 1의 결과 화상은 동일한 폭의 선들로 이루어지며, 작은 폭의 선들에 대해서는 낮은 값으로 나타난다. 이는 계층 2에서 검출할 직선 및 끝점의 수를 줄여 줄 것이며, 계층 2 신경세포의 발화 임계치의 값 결정을 용이하게 해 준다.

또한 계층 2 공간필터들의 홍분성 영역의 폭도 2 화소로 했는데, 이는 검출하는 직선 및 끝점의 정확한 위치를 쉽게 찾아준다. 그리고 회전된 기호 및 다른 크기의 기호에 대한 인식을 위해서는



(그림 5) 색 분류된 각 화상 및 흑백 화상의 예
(Fig. 5) Examples of color-classified images and gray-scale image

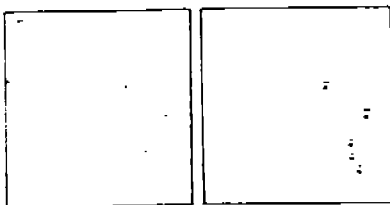
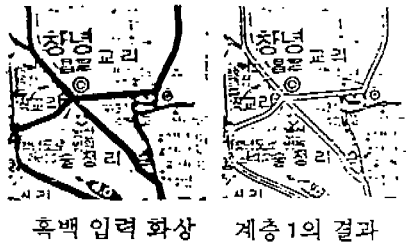
각 회전 방위 및 크기에 대한 계층 3 신경세포들을 모두 존재시켜야 하는 데, 본 논문에서는 실험의 효율을 위해 이 부분은 구현하지 않았다. (그림 7)은 예제 화상에 대한 각 계층에서의 수행 결과를 보여주고 있다.

색 분류된 화상들에 대한 기호 인식의 경우 간섭이 적은 단순한 화상이 되어 95%이상의 높은 인식율을 보이나, 흑백 화상의 경우 많은 간섭 정보에 의해 복잡한 화상과 복잡하지 않는 화상에 대해 계층 3 신경세포의 발화 임계치 즉 부분 특징 정보와 전체 특징 정보의 사용비에 따라 상당한 인식을 차이를 보였다(표 1, 2).

따라서 복잡한 화상의 경우 계층 3 신경세포의 발화임계치를 충분히 낮추어 즉 부분 특징 정보의 사용비를 줄여 정보 손실에 의한 실제 기호들의 후보 탈락수를 줄인 후 matched 필터를 사용하여 기호 인식을 수행함으로써 인식률을 높일 수 있다. 물론 이와 같은 경우 후보점 수의 증가로 수행 시간은 다소 길어진다.

5. 결론

본 논문에서는 부분 특징 정보와 전체 특징 정



계층 3의 결과 계층 4의 결과

(그림 6) 예제 화상에 대한 수행 결과(계층 3, 4의 결과는 '학교' 기호에 대한 수행 결과)

(Fig. 6) Results for example image (Results of 'school' symbol in 3, 4, layers)

보를 함께 사용하여 지도 화상으로부터 기호 정보를 추출하는 4 계층 신경회로망을 제안하였으며 이에 대한 간단한 실험을 하였다. 제안된 신경회로망은 생리학 및 심리학에서 밝혀진 연구 결과들을 근간으로 한 합성적 모델을 사용하여 각 계층의 신경세포들을 모델링하였으며, 계층간의 신경세포들의 시냅스 결합은 수용영역을 근사시킨 공간필터들을 사용하였다. 또한 새로운 형태의 matched 공간필터를 제안하였으며, 칼라 입력 화상에 대해서는 색 정보와 형태 정보를 분리 처리하였다. 그리고 제안 신경회로망은 입력 화상의 복잡도에 따라 계층 3 신경세포의 발화 임계값을 조정함으로써 효율적인 기호 인식을 수행할 수 있는 신경회로망이다.

그러나 색 정보 처리에 있어서 제안된 방식은 하나의 기호가 여러 색으로 구성되거나 혹은 동일 기호가 다른 색으로 표현되는 지도 화상에 대해서는 비효율적인 방법이 될 것이며, 따라서 이러한 지도 화상에 대해서는 제안된 색 분류 방식

<표 1> 복잡하지 않은 흑백 화상에 대한 기호 인식 결과
(Table 1) The result of uncomplicated gray-scale images

(수행화상 : 창녕·창원군·밀양·김해군 일부
합천·진양군·의령·함안군 일부)

인식 기호	수행 기호수	부분 특징 정보를 많이 사용			전체 특징 정보를 많이 사용				
		8%의 값	인식 기호수	인식률 (%)	8%의 값	인식 기호수	인식률 (%)		
⊞	96	60.0	94	0	97.9	45.0	94	0	97.9
	194	65.0	186	0	95.8	50.0	187	0	96.4
⊞	30	120.0	28	0	93.3	100.0	28	0	93.3

<표 2> 복잡한 흑백 화상에 대한 기호 인식 결과
(Table 2) The result of complicated gray-scale images

(수행화상 : 대구직할시가도)

인식 기호	수행 기호수	부분 특징 정보를 많이 사용			전체 특징 정보를 많이 사용				
		8%의 값	인식 기호수	인식률 (%)	8%의 값	인식 기호수	인식률 (%)		
⊞	128	65.0	115	1	89.0	50.0	125	1	96.9
⊞	47	120.0	37	0	78.7	100.0	43	0	91.5

* 인식률(%) = $\frac{(\text{인식기호수} - \text{오인식기호수})}{\text{수행기호수}} \times 100$

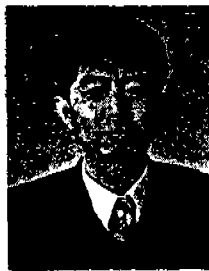
을 색 정보와 형태 정보를 동시에 처리하는 생체의 시각 메커니즘으로 변경해야 할 것으로 생각된다. 또한 기호의 회전 및 크기 변화에 따른 인식에 있어서도 더 많은 연구가 필요한 것으로 사료되는 데, 기호 회전의 경우 입력 화상 전체가 기울어진 경우와 각 기호가 독립적으로 회전된 경우로 나누어 생각할 필요가 있다.

이외에 제안 신경회로망의 동적 운영시 계층 3 신경세포의 발화 임계치의 결정 그리고 matched 공간필터를 학습시키는 것과 계층 3 신경세포의 공간필터에 억제성 영역을 만든 후 이 공간필터를 학습시키는 것과의 학습 효율 및 인식율에서의 비교 등에 대해서도 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] 金 旭炫, 平井 有三, 古川 卓, "空間フィルタによる地圖畫像からの道路セグメントの抽出", 電子情報通信學會論文誌, Vol. J76-D-II No. 3, pp. 566-574, 1993.
- [2] Kim W., Furukawa T., Hirai Y. and Tokunaga R. "Extraction and reconstruction of road segments by spatial filters", Proceedings of IAPR Workshop on MVA'92, pp. 515-518, 1992.
- [3] 福島邦彦, 神経回路と情報處理, 朝倉書店, 1989.
- [4] 乾 敏郎, 視覚情報處理の基礎, 사이エンス社, 1990.
- [5] Kosslyn S. M., Image and Brain, MIT press, 1994.
- [6] Springer S. P., Deutsch G., Left brain, Right brain, W.H. Freeman and Company New York, 1989.
- [7] Marr D. and Hildreth E., "Theory of edge detection", Proc. R. Soc. Lond. B 207, pp. 187-217, 1980.
- [8] Hubel D. H. and Wiesel T. N., Receptive fields and functional architecture in two non-striate visual areas(18 and 19) of cat, J. Neurophysiol., 28, pp. 229-289, 1965.
- [9] Hubel D. H. and Wiesel T. N., Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex, J. Physiol., 160, pp. 106-154, 1962.
- [10] Movshon J. A., Thompson I. D. and Tolhurst D. J., Receptive field organization of complex cells in the cat's striate cortex, J.Physiol., 283, pp. 79-99, 1978.
- [11] 김 경하, 조 원래, 강 익태, 김 옥현, 이 전기, "신경회로망을 이용한 지도기호 인식에 관한 연구", 대한전자공학회 추계종합 학술대회 논문집(II), 제17권, 제2호, pp. 1573-1576, 1994.
- [12] 강 익태, 김 경하, 조 원래, 김 옥현, 이 전기, "공간필터를 이용한 지도기호 추출에 관한 연구", 대한전자공학회·한국통신학회 부산·경남지부 추계종합 학술대회 논문집, 제2집, pp. 50-53, 1994.
- [13] 강 익태, 김 옥현, 장두봉, 김 경하, 조 원래, 이 전기, "시각 정보처리 메커니즘을 이용한 지도 기호 추출 신경 회로망", 한국정보과학회 영남지부 학술발표 논문집, 제2권 제1호, pp. 81-85, 1995.

강 익 태



1981년 경북대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
 1983년 경북대 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1993년 경상대 대학원 전자공학과 박사과정 수료
 1983년~88년 한국전자통신연구원 연구원

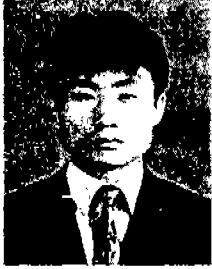
1988년~현재 연암공전 전산과 부교수
 관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식

김 옥 현



1981년 경북대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
 1983년 경북대 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1993년 일본 Tsukuba대학 졸업(공학박사)
 1983년~94년 한국전자통신연구원 선임연구원

1994년~현재 영남대 전산공학과 조교수
 관심분야 : 화상패턴, 시각정보처리



김 경 하

1994년 경상대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
1994년~현재 경상대 대학원 전자공학과 재학중
관심분야: 신호처리, 신경망



이 건 기

1978년 연세대 공과대학 전기공학과 졸업(공학사)
1980년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)
1990년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
1985년~현재 경상대 전자공학과 부교수, 경상대 기획연구

부실장, 경상대 부속 생산기술연구소 연구원
관심분야: 생체신호처리, 시각정보처리, 신경망



김 영 일

1979년 경북대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
1981년 연세대 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1985년 연세대 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
1987년~현재 경상대 전자공학과 부교수, 경상대 부속 생

산기술연구소 연구원
관심분야: 음성신호처리