

공간 필터링 신경회로망에 의한 지도에서의 한글 문자 정보의 추출

이 우 범[†] · 정 지 옥[†] · 황 하 정[†] · 김 옥 현[†]

요 약

도면 중에 내재한 지리정보를 이해해서 공간 자료에 대한 사용자의 질의에 응답할 수 있는 지능형 시스템의 설계는 화상처리 연구의 중요한 응용분야이다. 특히, 지도도면에는 도로, 강, 지역경계, 문자, 심벌 등의 지리정보가 존재하며, 이 개체와 개체 사이의 관계를 포함하는 데이터베이스의 구축은 매우 어려운 일이다. 본 논문에서는 지도도면으로부터 문자정보의 추출과 인식을 위해서 시신경계의 특징추출 이론을 적용한 공간 필터링 신경회로망을 제안한다. 본 시스템을 국립지리원 발행의 1/5,000 지도에 적용하여 그 유효성을 보인다.

Extraction of Korean Information from Maps by Spatial Filtering Neural Network

Woo-Beom Lee[†] · Ji-Wook Joung[†] · Ha-Jung Hwang[†] · Wook-Hyun Kim[†]

ABSTRACT

An important aspect of image processing research is the design of an intelligent system capable of understanding geographical data presented as a paper map and of answering to user queries on spatial data. Specially, data in a typical map consist of roads, rivers, geographical boundaries, etc., so the creation of a conventional relational database containing all possible spatial and structural relationships among entities in a map is extremely difficult. In this paper, a novel approach for the extraction and recognition of character information from maps is proposed using spatial filtering neural network that refers to bionic optical neural network. The system is applied to 1/5,000 scaled maps published by the Geographical Survey Institute of Ministry of Construction of Korea. It will be shown that the system can extract character information for the various areas of maps successfully.

1. 서 론

컴퓨터에 의해서 도면정보를 자동으로 추출하기 위해서는 지능형 질의 처리기(intelligent query processor)와 구체적인 화상분석 시스템(image analysis system)

이 요구된다. 화상 분석 시스템의 한 가지 기능은 문자와 심벌의 인식이며, 도면 중에 내재한 지리정보를 이해해서 공간 자료에 대한 사용자의 질의에 응답할 수 있는 지능형 시스템의 설계는 화상처리 연구의 중요한 응용분야이다. 특히, 지도정보의 데이터베이스는 다양한 분야에서 광범위하게 사용된다. 전형적인 지도정보는 도로, 강, 호수, 지역경계, 도시 등을 나타내는 선과 심벌, 그리고, 그들의 상대적인 공간 관계

※이 논문은 1997학년도 영남대학교 학술연구조성비에 의한 것임

† 정 회 원: 영남대학교 컴퓨터공학과

논문접수: 1997년 8월 11일, 심사완료: 1997년 11월 17일

로 구성된다. 그래서, 지도 상의 모든 개체와 그들의 구조적 관계를 포함하는 데이터베이스의 구축은 많은 시간을 요구하며, 매우 어려운 작업이다. 이러한 지도정보 가운데에서도 건물명, 지명, 도로명, 마을명 등을 나타내는 문자정보는 그 활용도가 높다.

도면으로부터 문자정보를 추출하는 기법은 과거에는 문자를 구성하는 화소열 또는 직선의 근사 벡터열을 도면으로부터 다른 요소와 분리, 추출하는 것이었다. 이 처리를 위해서는 다른 도형의 인식이 문자추출 전, 후에 반드시 행해져야만 한다. 따라서 다른 도형의 추출율에 따라서 문자 추출율이 결정된다. 도면 중의 문자 정보는 다른 도형과 접해있기도 하고, 중첩되어 있기도 하며, 크기에 있어서도 일정하다는 제약이 없다. 이 때문에 현재의 기법은 도면고유의 지식-예를들면 기계도면에는 선을 따라서 문자가 쓰여지고, 회로도면, 설비도면에는 긴 선분의 끝에 문자가 있다.-을 이용하여 문자 후보를 추출하기도 한다.

이와 관련한 기존 연구로는 이웃하여 접해있는 선분의 간격밀도를 추정해서, 밀도의 농도가 진한 부분을 문자로 해서 추출하는 방법[1], 문자열은 짧은 선분으로 구성되어 있다는 점에 착안해서, 긴 선분에 접해 있는 짧은 선분을 2회 래스터(raster)주사로 검출하는 방법[2], 긴 선분에 접하기도 하고, 교차하고 있는 선분을 백트랙(backtrack)하면서 추적하는 방법[3], 경계선을 추적해서 도형과 접해있는 문자를 분리하는 방법[4] 등이 있다.

본 연구에서는 독립적으로 지도로부터 문자정보를 추출하기 위해서 생체의 시신경계의 특징추출 이론을 적용한 계층적 공간 필터링 신경회로망을 제안한다. 특히, 우리나라 지도도면 속에 내재된 한글 문자정보의 형태 특징정보를 이용하여 추출한다. 여기서 한글이 가지는 형태 특징정보는 한글은 자소로 이루어져 있으며, 이 자소의 형태반응을 하는 영역을 문자영역으로 이해해서 추출한다.

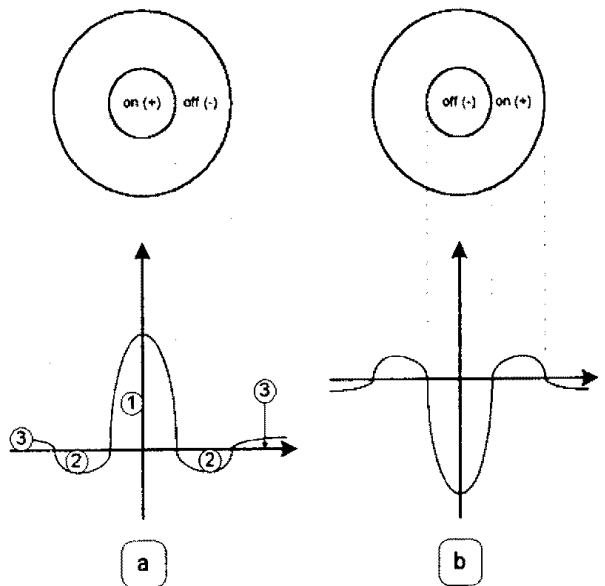
2. 생리학적 특징추출 이론

인간은 시야에 주어진 자극을 시신경계의 병렬 계층적인 정보처리에 의해서 인지한다[5, 6, 7]. 이러한 시신경계의 각 단계에는 특유의 특징추출을 행하는 세포가 존재하며, 망막에 있어서의 주된 특징추출 기

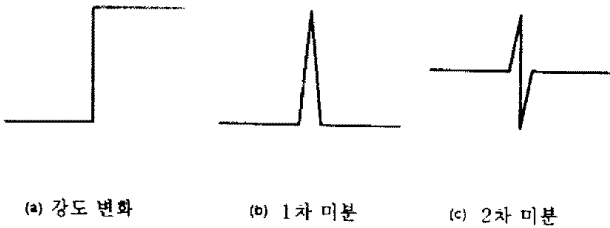
능은 망막상의 국소영역에서의 공간적 강도(intensity :contrast) 변화의 검출이다. 시각 신경망에서 하나의 세포 반응은 그 세포의 입력이 되는 다수의 시세포에 의해서 영향을 받으며, 이것은 국소 영역에서의 특징정보를 의미한다. 즉, 시각 신경망의 어느 레벨에 있는 한 세포로부터 입력측을 바라보았을 때, 그 세포가 정보를 받아들이고 있는 망막상의 범위를 말한다. 이 범위를 그 세포의 수용영역(receptive field)이라 하며, 망막의 신경절 세포의 수용영역은 (그림 1)과 같이 동심원 형태의 이중구조로써 on-중심 off-주변형과 off-중심 on-주변형의 구조로써 중심부의 반응과 주변부의 반응이 서로의 반응을 억제하고 있는 측억제(lateral inhibition)기구이다. 이러한 신경절 세포의 수용영역은 시각 신경망에서 기본적인 구조로서 이 수용영역의 크기나 시냅스 결합의 변화는 다양한 특징 추출을 가능하게 한다[8].

망막의 신경절 세포의 강도 변화의 검출 기능을 화상처리 분야에서 효율적으로 구현하기 위해서는 다음의 두 가지가 고려되어야 한다.

[1] 화상내에는 여러 크기의 강도변화가 존재하기 때문에, 이들을 최적으로 검출하기 위해서는 여러 크



(그림 1) 신경절 세포 수용영역의 구조 (a)on-중심 off-주변 (b)off-중심 on-주변
 (Fig. 1) The receptive field characteristics of ganglion cells (a) on-center off-surround (b) off-center on-surround



(그림 2) 제로 교차의 개념
(Fig. 2) The concept of zero-crossing

기의 연산자를 사용해야 한다.

[2] 화상내에서 강도변화가 급격한 곳, 즉 zero 교차(zero-crossing)가 일어나는 곳을 의미한다.

(그림 2)는 zero 교차의 개념을 나타낸 것으로, (a)의 화상내에서의 강도변화에 의해서 (b)는 (a)의 강도변화에 대한 1차도함수의 피크치를 생성하고, (c)는 2차도함수에 대한 zero 교차를 생성한다. Marr & Hildreth[10]에 의하면 이 두 가지 요구조건을 만족하는 것이 $\nabla^2 G$ 연산자라고 한다[8]. 여기서 ∇^2 는 라플라시안(Laplacian) 연산자를 나타내며, 식 (1)과 같이 화상내에서의 임의의 위치 x, y 에 대한 2차원 함수의 2차 도함수로서 정의된다.

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

그리고 G 는 식 (2)에 정의된 가우스(Gauss)함수를 나타내며, 여기서 r 은 중심으로부터의 거리, σ 는 표준편차이다.

$$G(r; \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

결론적으로 $\nabla^2 G$ 연산자는 (그림 1)의 (a)와 같은 멕시코 모자 모양의 2차원 분포를 가진 연산자이다. $\nabla^2 G$ 연산자가 화상의 강도변화 검출을 위해 사용되는 것은 아래의 두 가지 이유가 있다.

[1] Gauss 함수는 화상에 대한 블러링(blurring)을 의미하며, 이것은 표준편차 σ 보다 작은 크기의 강도변화는 효과적으로 제거할 수 있다.

[2] ∇^2 연산자는 계산량이 줄어드는 장점이 있다.

또한, 화상처리에 있어서 $\nabla^2 G$ 연산자의 의미는 입력화상을 $f(x, y)$ 라고 할 때, 식 (3)과 같은 처리를 나타낸다.

$$(\nabla^2 G) * f(x, y) = \nabla^2 (G * f(x, y)) \quad (3)$$

여기서 *는 컨볼루션(convolution) 연산자로서 공간 필터링 처리를 의미한다. 식 (3)은 먼저 입력화상에 대해 블러링 한 후, 2차 미분을 취한다. Gauss 함수로 블러링을 하면, σ 값에 따라서 다양한 강도에 대한 분해능력을 가지며, σ 보다 작은 강도변화는 지워버린다. 그 다음 ∇^2 연산자에 의해서 제로교차의 위치를 찾는다.

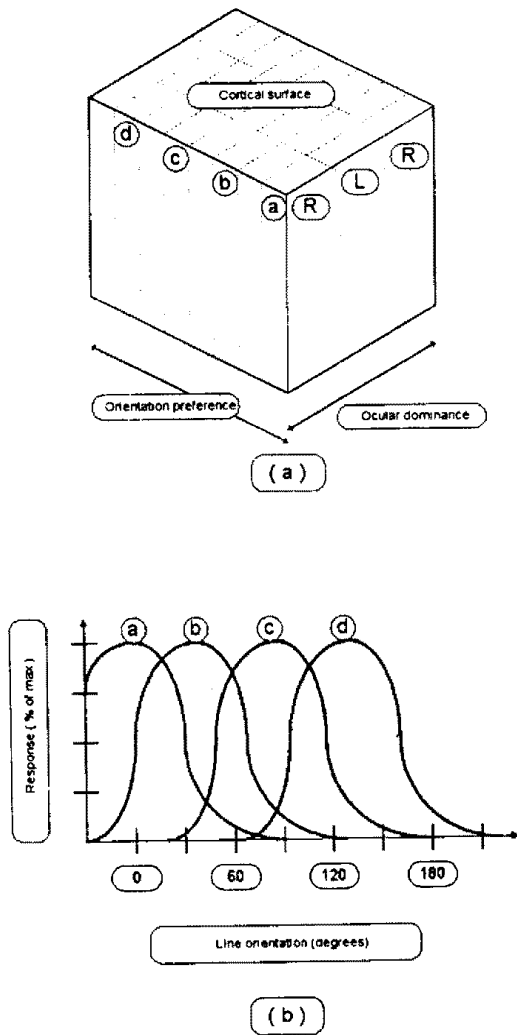
이와 같이 망막의 신경절 세포는 제로 교차에 의한 콘트라스트나 에지 검출의 화상의 공간적 강도변화의 검출 기능을 갖고 있다. 일반적으로 망막 신경절 세포의 수용 영역을 $\nabla^2 G$ 에 가장 근사한 최적 필터가 되기 위해서는 (그림 1) (a)의 흥분 영역(σ_e)과 억제 영역(σ_i)의 표준편차의 비가 $\sigma_i/\sigma_e = 1.6$ 일 때 가장 근사하게 된다[5, 8, 10]. (그림 1) (a)에 표시된 바와 같이 DOG(Difference Of two Gaussian) 함수의 감도분포는 세 가지 영역으로 구분되며 각각의 영역은 아래와 같은 의미를 갖는다[9].

- [1] 소범위에서의 강한 흥분 영역
- [2] 억제 영역
- [3] 흥분 영역을 둘러싸고 있는 약한 흥분 영역 (일반적으로 무시됨)

한편, 망막에서 나온 시각정보는 시신경을 통해서 외측슬상체(lateral geniculate body: LGB)를 거쳐 대뇌의 시각영역으로 전달된다. 이 영역을 시각 1차영역(visual area I, VI) 또는 17영역(area 17; striate cortex)이라고 부른다. VI 영역은 조직학적 관측에 의하면 6개의 계층으로 구분할 수 있다. 각각의 계층에서 각층의 세포의 수용영역을 조사하여 보면 일반적으로 고유의 특징 추출을 하는 세포들로 이루어져 있다. 이 세포들의 시각정보의 입력과 출력은 대부분은 하위 계층의 세포들로부터 입력을 받아서 상위 계층으로 전달하고 있지만, 실제로는 각 계층의 세포들이 유기적으로 정보 교환을 하고 있다[5].

VI 영역에서는 같은 최적방위를 가진 신경세포가 대뇌피질에 수직방향으로 한데 모여서 존재한다[5, 11]. 즉, (그림 3의) (a)에 나타난 바와 같이 기능적으로 불연속인 기둥 모양의 부분으로 나누어져 있으며, 같은 기둥 내에서는 같은 최적 방위(preferred orientation)와 안구우위성(ocular domination)이 일치하는 세포

들로만 구성되어 있다. 이 기둥 구조를 하이퍼 칼럼(hyper column)이라고 부른다. 피질 표면을 따라 어느 방향으로 따라가 보면, (그림 3)의 (b)와 같이 각 칼럼(column)의 최적 방위가 조금씩 규칙적으로 변화해 가며, 특정 방위에 최적의 반응을 하는 것을 알 수 있다. 또, 하나의 칼럼에 포함되는 세포의 수용영역의 위치는 거의 동일하며, 시야의 국지적인 정보를 분석하기 위한 단위로 작용하고 있는 것으로 추정된다. 이러한 신경 세포의 방향 선택성은 특정 방위의 특정 정보를 추출하기 위한 공간필터의 구현 모델이 된다.



(그림 3) (a) V1영역의 하이퍼칼럼의 구조, (b) 직선 방위에 대한 반응 곡선
 (Fig. 3) (a) A schematic diagram of hypercolumn in the visual cortex, (b) Representative curves of neurons for line orientation

이상에서 서술한 망막의 신경절 세포와 대뇌 시각 영역에서의 신경 세포들은 모두 공학적으로 해석되어, 다음 절에서 공간필터링 신경회로망의 각 계층에 있어서 입력신호에 대한 단일 뉴런(neuron)의 가중치(weight)로써 작용하며, 이러한 단일 뉴런들의 시냅스 결합에 의해 고유의 특징 추출을 위한 가중치 행렬이 형성된다.

3. 공간 필터링 신경회로망

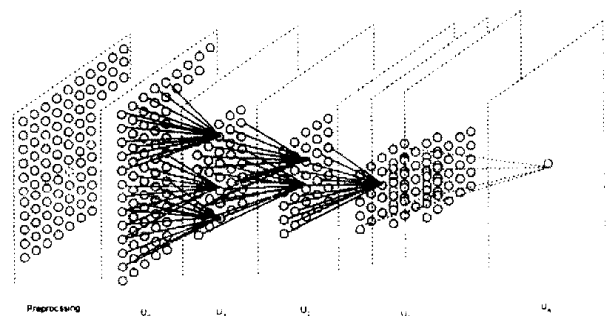
신경회로망의 각 계층에서는 각각의 신경 세포들이 고유의 특징 추출 작용을 행하고 있다. 이 메카니즘을 화상 처리에 있어서 공간 필터링에 적용한 것이 공간 필터링 신경회로망이다.

U_{n-1} 층 위에 직교좌표계를 생각하고, 위치 (x, y) 에 존재하는 신경 세포의 출력을 $U_{n-1}(x, y)$ 라 하면, U_{n-1} 층의 위치 (x, y) 에 수용영역의 중심을 가지는 신경 세포의 출력 $U_n(x, y)$ 는 식 (4)로 나타낸다.

$$U_n(x, y) = \psi \left[\int_0^n \int_0^{\zeta} w_n(\zeta, \eta, \alpha) \cdot U_{n-1}(x + \zeta, y + \eta) d\zeta d\eta \right]$$

$$\int_0^n \int_0^{\zeta} w_n(\zeta, \eta, \alpha) d\zeta d\eta = 0 \tag{4}$$

여기에서 $\psi[\]$ 는 입출력의 비선형 특성을 나타내는 함수이다. 적분영역 ζ, η 는 1개의 신경 세포에 대한 결합 분포의 범위(수용영역의 면적)를 나타내며, α 는 적용되는 신경 세포의 최적 방위이다. 즉, 수용영역이 직경 $|\zeta^2 + \eta^2| \leq R$ 의 원형이라면, 그 범위는 $|\zeta^2 + \eta^2| \leq R$ 을 만족하는 (ζ, η) 의 집합을 나타낸다.



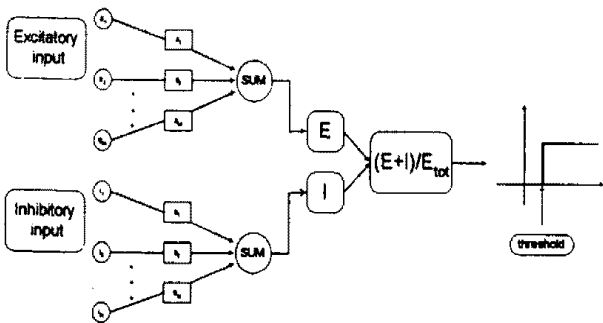
(그림 4) 공간 필터링 신경회로망의 계층적 구조
 (Fig. 4) The hierarchical architecture of spatial filtering neural network

(그림 4)는 공간 필터링 신경회로망의 계층적 구조를 나타낸다. 각 층에서의 출력은 바로 전층의 출력을 입력으로 하여, 가중치 결합을 하고 있다. 따라서 $w_n(\zeta, \eta, \alpha)$ 의 가중치 행렬은 각 층에서 특정 추출 공간필터의 분포를 하고 있다. 기본적으로 가중치 행렬의 합은 0이 되며, 이것은 각 층 내에서의 국소적인 근접 범위내에서 최대치를 출력한 세포가 그 때의 패턴에 대해서 학습을 하고, 그 이외의 세포는 학습을 하지 않으므로 국소적인 경쟁 학습을 의미한다. 따라서 각 층에서의 국소적인 특징 추출은 다음 층으로 전파되고, 최종적으로 전역적인 특징 추출이 가능하게 된다[6].

한편, 신경세포의 모델은 신경세포가 가진 여러 종류의 생리현상 중에 어떠한 성질에 주목하는가에 의해서 결정된다. 일반적으로 신경세포의 성질을 세부 부분까지 충실하게 모델화하는 것도 좋지만, 신경망 전체의 효율을 생각한다면, 너무 복잡한 모델보다는 단순화된 모델을 사용하는 것이 더 효율적이다. 본 논문에서 구현하고자하는 시각 신경망의 기본 세포는 망막의 신경절 세포이며, 이 세포는 흥분 영역과 억제 영역을 가진 축삭체기구조로써 국소적인 영역에서의 경쟁 학습의 성질을 가진다. 따라서 본 논문에서는 (그림 5)와 같은 흥분-억제형 모델을 사용한다. 여기서 e_m, i_n 은 각각 흥분성 및 억제성의 입력치를 나타내며, a_m, b_n 은 각 영역에서의 가중치를 의미하고, 식 (5)의 E, I는 각 영역의 반응치를 나타낸다.

$$E = \sum_{m=1}^M a_m \cdot e_m; I = \sum_{n=1}^N b_n \cdot i_n \quad (5)$$

$$v = \psi \left[\frac{E + I}{E_{tot}} - \theta \right] \quad (6)$$



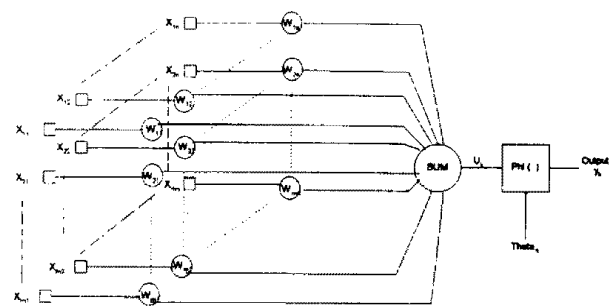
(그림 5) 흥분-억제 뉴런 모델
(Fig. 5) The excitatory-inhibitory neuron model

단일 뉴런의 반응은 식 (6)과 같이 전체 흥분반응 E_{tot} 에 대한 출력 반응비로 설정되며, 그 뉴런의 최종 출력은 일반적으로는 임계값에 의한 비선형 함수의 특성을 갖는다. 그러나 본 논문에서 적용하고자 하는 이진 지도도면에 대해서는 스텝 함수의 특성을 갖는다.

위에서 설명한 뉴런 모델이 실제의 지도도면에 적용될 때는 공간 필터링 신경회로망에서 각 계층간의 국소적인 정보전달을 위한 2차원의 시냅스 결합을 한다(그림 4참조). 이 때 흥분성 영역과 억제성 영역의 분포는 각 계층에 있어서 형태 특징정보의 형태 특성을 의미한다. 또한 특정 영역에서의 가중치의 크기는 시냅스의 결합 강도를 의미한다. 그리고 가중치의 크기는 각 계층에서 적용되는 신경세포의 수용영역에 의해서 결정된다. (그림 5)의 뉴런 모델이 화상 처리에 있어서 공간 필터로써 작용할 때는 (그림 6)과 같이 입력 화상에 대한 공간 필터의 계수로써 사용되며, 식 (7)과 같은 가중치 행렬(weight matrix)에 의한 시냅스 결합을 한다.

$$U_k = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M X_{nm} \cdot W_{mn} \quad (7)$$

$$y_k = \psi [U_k - \theta_k] \quad (8)$$

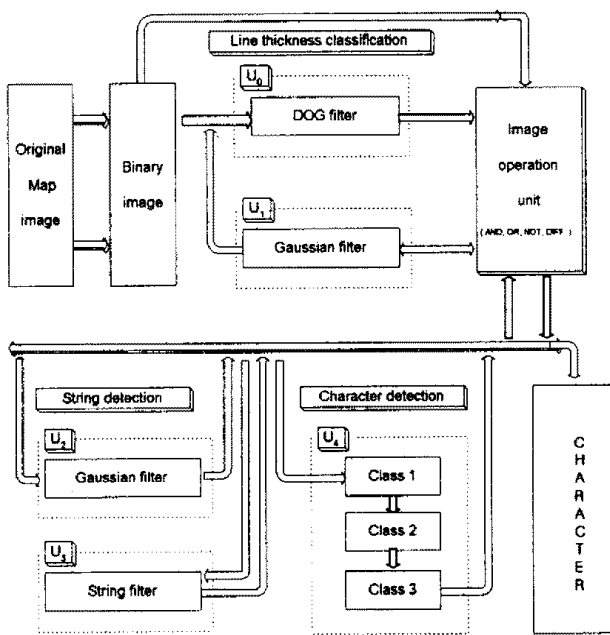


(그림 6) 공간 필터링 신경회로망의 뉴런 모델
(Fig. 6) The neuron model in spatial filtering neural network

여기서 X_{nm} 는 U_{k-1} 층의 국소영역의 화소값, W_{mn} 는 U_k 층에서 적용되는 가중치 행렬의 결합계수이고, 식 (8)은 임계값 θ_k 에 의한 비선형의 세포출력을 나타낸다.

4. 문자 정보의 추출

본 논문에서 제시하는 지도도면으로부터의 문자 정보 추출 시스템은 선폭 분류 과정, 문자열 추출 과정, 문자 추출 과정의 3과정으로 이루어져 있으며, 전체적으로는 5계층의 공간 필터링을 거친다. 시스템의 전체 구성도를 (그림 7)에 나타낸다.



(그림 7) 문자정보 추출 기구의 전체 구성도
(Fig. 7) The architecture of character-information extraction system

4.1 선폭 분류

중에서 DOG 함수와 대상화상의 컨벌루션 연산을 행하면, DOG 함수의 넓이와 선폭의 상대적인 대소관계에 의해서 출력 결과에 차이가 생긴다. 그 결과는 출력치의 반응 형태에 있어서의 차이를 보이며, 이들의 차이를 화상 연산장치에서 논리 연산을 이용하여 선폭 분류를 행한다. U_0 층의 가우스 필터는 처리과정에서 손실된 정보의 복원을 담당하며, 실제의 복원은 원화상의 이진화상과의 화상 연산장치에서의 논리곱에 의해서 수행된다. 즉, U_0 , U_1 계층의 처리를 거치면 입력 화상으로부터 문자를 이루는 선폭에 해당하는 선만을 얻을 수 있다[12].

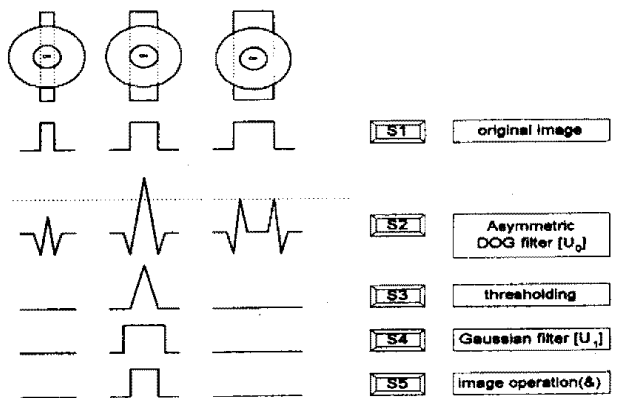
먼저, 입력 화상을 DOG 함수의 공간 필터에 의해

필터링하면, DOG 함수의 on-off 영역의 크기에 의해서 최대의 반응을 보이는 선이 존재한다. 이 반응치가 다른 선의 반응과 현저한 차이를 보일 때, 최대 임계값에 의한 선폭의 분리가 가능하다.

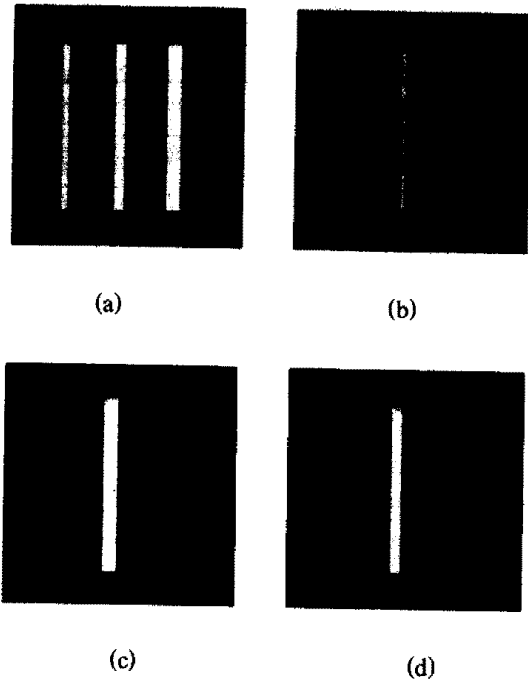
(그림 8)에서의 처리 순서는 선폭이 각각 다른 선들에 대해서 DOG 함수와 컨벌루션 연산을 행하면, 각각의 선폭에 따라서 다른 값을 갖게 된다[S2]. 특히, 이때 사용하는 공간 필터는 원형 대칭형의 DOG 함수도 가능하지만, 방향성을 가진 비대칭형(asymmetric type)의 DOG 함수-단순형 세포의 형태-를 사용한다면, 그 반응치에 있어서 보다 현저한 차이를 보인다. 이들 중에서 가장 높은 값을 갖는 것이 얻고자 하는 선폭을 의미한다. 이때 적절한 임계값에 의해서 그 이하의 값에 대해서 임계처리 하면, 얻고자 하는 선폭의 정보만 남고 나머지 선폭의 정보는 소실되어 버린다[S3]. 그러나 남겨진 정보는 원화상의 정보에서 상당 부분이 소실된 것이기 때문에 원래의 선을 얻기 위해서 남겨진 정보에 대해서 식 (9)와 같은 가우스 함수 공간필터를 사용하여 복원을 실시하고[S4], 원화상과 논리곱 연산을 수행하여 원하는 선만을 얻어낸다[S5]. (그림 9)는 (그림 8)의 최대 임계값에 의한 선폭 분류의 실험 예를 나타내고 있다.

$$G(x, y) = e^{-x^2/2\sigma^2} \cdot e^{-y^2/2\sigma^2} \tag{9}$$

두 번째로, 대상화상과 DOG 함수의 컨벌루션 연산에 의한 필터링에 있어서 또 하나의 차이는 반응형태



(그림 8) 최대 임계값에 의한 선폭 분류
(Fig. 8) The line thickness classification by Max threshold value



(그림 9) 선폭분류 실험 예-I (a) S1 (b) S2, S3 (c) S4 (d) S5
 (Fig. 9) Example of experimental results I for line thickness classification

에 의한 차이이다. 망막의 신경절 세포, 즉, DOG함수 공간 필터는 화상에 대한 윤곽선 검출 작용을 행한다. 따라서 분류하고자 하는 선폭에 상응하는 흥분 영역을 가진 DOG함수에 의해서 분류의 목적이 되는 선만을 남기고 그 보다 굵은 선은 선의 윤곽만이 출력된다. 이러한 출력 반응형태의 차이를 화상연산 장치를 통하여 논리합, 논리곱, 논리차를 반복적용하여 선폭분류의 기법으로 사용한다. (그림 10)의 처리 과정은 아래와 같다.

[1] 원화상에 대해서 DOG함수와 컨벌루션 연산을 행한다. 큰 선의 경우는 중심부에 원소치 0의 부분이 발생하지만, 가는 선에는 양의 피크 1개만 있다.

[2] 그 결과에 대해서 0 이하를 임계처리하고[S3], 원화상으로부터 그 화상을 화소간에 감산하고[S4], 0 이하를 임계처리한다[S5]. [S5]의 결과는 굵은 선은 선의 양끝이 얼마 정도 축소하고, 가는 선은 선전체가 소멸한다.

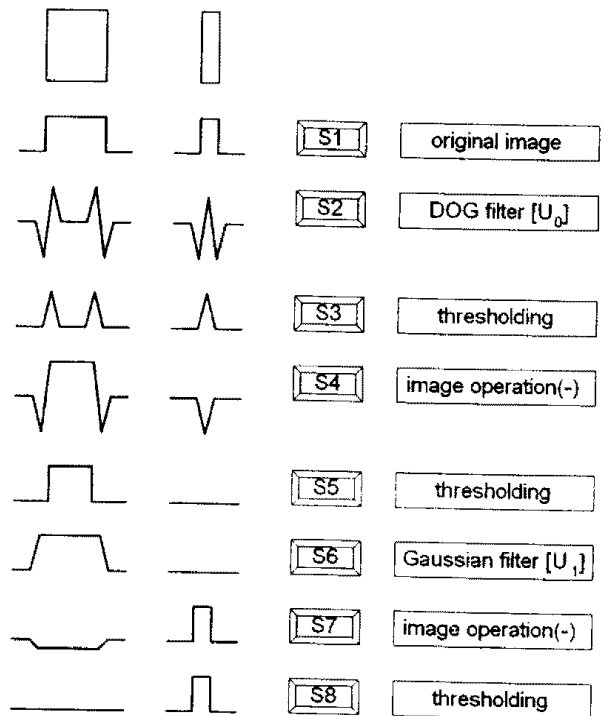
[3] [S5]에서 얻어진 화상에 대해서 식 (9)와 같은 가우스함수와 컨벌루션 연산을 행해서 수축된 선을 확장시킨다[S6]. [S6]은 원그림이 소멸되어져 버린 가는

선에는 아무런 변화도 없다.

[4] [S6]에서 얻어진 화상을 원화상으로부터 감산하고[S7], 0 이하 임계처리하면[S8], 큰 선은 소멸하고, 가는 선은 복원된다.

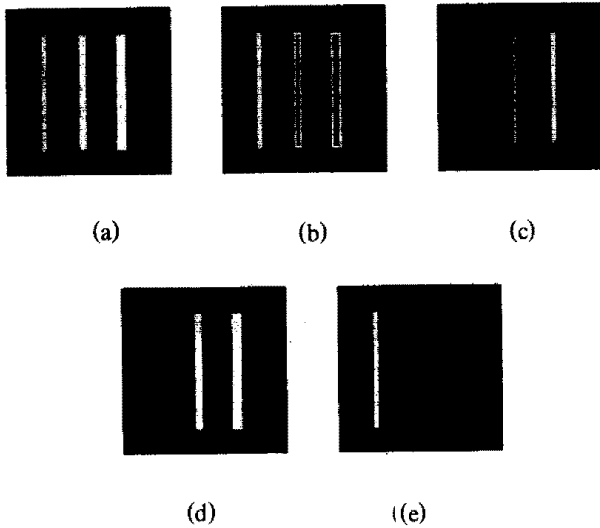
(그림 11)에 이상의 과정을 적용한 반응 형태에 의한 선폭분류의 실험 예를 나타낸다. 즉, 어느 폭 a이하의 도형을 추출하는 DOG함수를 이용해서 처리를 행한 결과 화상에서 그 폭보다 작은 폭 b이하의 도형을 추출한 DOG함수를 이용해서 처리한 도형을 빼면, $b < w \leq a$ 의 범위의 도형을 추출할 수 있다[12].

이와 같이 공간 필터링 신경회로망에 의한 선폭 분류 방법은 입력화상의 초기 스캐닝 단계나, 실험 단계에서 유발되는 노이즈나 왜곡에 대해서도 강한 반응을 보인다. 즉, 주어진 입력화상의 선폭이 일정하지 않기 때문에 일반적인 거리 필터(distance filter)에 의해서는 문자추출을 위한 완전한 정보의 추출이 불가능하다. 그러나 본 논문에서 제안한 방법은 불완전한 정보로부터 국소적인 특징에 의한 계층적 처리를 통하여 완전한 정보의 복원 추출이 가능하다. 그러나 완전한 정보의 추출을 위해서 어느 정도의 노이즈를



(그림 10) 반응형태에 의한 선폭 분류
 (Fig. 10) The line thickness classification by response type

인정함으로 노이즈 증폭을 유발할 수도 있다. 따라서 엄격한 제작 규칙이 적용되지 않은 일반적 지도 데이터에 대해서는 제안된 방법이 보다 효율적이다.



(그림 11) 선폭분류 실험 예-II (a) S1 (b) S2, S3 (c) S4, S5 (d) S6 (e) S7, S8
 (Fig. 11) Example of experimental results II for line thickness classification

4.2 문자열 추출

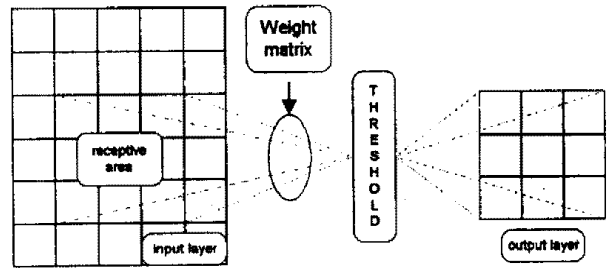
문자열은 문자인식 후에 인식하는 방법도 있지만, 문자인식을 정확하게 하기 위해서는 문자열 후보의 추출이 필요하기 때문에, 문자 인식에 선행해서 문자열 후보를 추출한다.

문자열 후보의 추출은 다음과 같이 행한다. 일정 거리 내에 접해 있는 문자 후보를 그룹화하고, 그룹화된 문자 후보의 외접 사각형의 영역이 문자의 범위 내가 된다면 그들을 문자열이라 한다. 그 외의 경우는 근접하는 문자열의 중심을 연결한 선분이 절선이 된다면 각 점에서 그룹을 분할하기도하고, 문자열 후보의 중첩도를 조정하기도 하는 문자열 후보를 추출한다.

추출한 문자열이 문자열로서 바른 것인가 그렇지 않은 것인가는, 문자열 중의 문자 후보가 문자로서 인식 될수 있는 것인가, 인식 결과가 도면의 작성 규칙에 일치하고 있는가에 의해서 검증된다.

본 논문에서 문자열 후보점 추출은 U_2, U_3 의 두 계층에서 행해진다. U_2 층은 문자열 추출을 위한 전처리

역할을 수행한다. 즉, 식 (9)와 같은 가우스함수 공간 필터를 이용해서 일정 이상의 화소 분포가 있는 영역만을 문자 영역으로 남기고, 나머지 영역은 잡음으로 처리하여 소거한다. 문자열 추출 과정에서는 선폭분류 처리와 동일한 가우스 함수를 사용하지만, 여기서는 선폭분류에서처럼 일정 영역의 반응이 한 화소로 출력되는 것이 아니다.



(그림 12) 공간 필터링 신경회로망에서의 영역-반응 출력
 (Fig. 12) The area-response output in spatial filtering neural network

(그림 12)와 같이 어느 영역에서 임계치 이상의 반응이 있었다면, 그 반응을 한 수용영역과 동일한 영역에 대해서 출력반응을 한다. 즉, 이것은 해당 영역이 후보영역으로 등록되었음을 나타내며, 이 후보영역과 원화상과의 논리곱을 통해서 실질적으로 원하는 영역만을 추출하게 된다.

U_2 층에서의 출력을 식 (10)에 나타낸다.

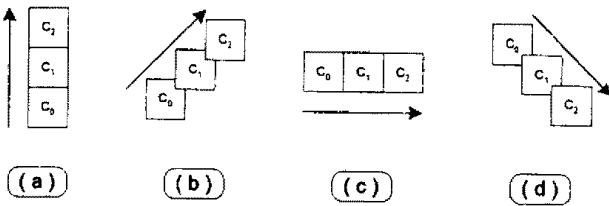
$$U_2(x, y) = \psi \left[\int_0^{\eta} \int_0^{\zeta} w_2(\zeta, \eta, \alpha) \cdot u_1(x + \zeta, y + \eta) d\zeta d\eta \right] \tag{10}$$

$$\prod_{\eta=0}^E \prod_{\zeta=0}^Z u(x + \zeta + y + \eta) = U(x, y) \tag{11}$$

$$U(x, y) = \begin{cases} 1: ((x, y) \text{를 중심으로 } w(\zeta, \eta) \text{의 수용영역} \\ \text{을 후보영역으로 채택}) \\ 0: ((x, y) \text{를 중심으로 } w(\zeta, \eta) \text{의 수용영역} \\ \text{을 후보영역으로 거절}) \end{cases}$$

여기서 $U_2(x, y)$ 는 문자 후보영역의 등록을 위한 플래그(flag)이며, 식 (11)의 2중곱연산에 의해서 후보영역의 모든 화소를 '1'로 채움으로써 후보영역의 등록이 이루어진다. 그 다음으로 이 층에서 후보등록된 화상과 원화상을 논리곱하여 문자열 추출을 위한 전

처리 작업이 완료된다. U_2 층은 8 방향의 방향성을 가지고 문자열을 추출한다. (그림 13)의 (a), (b), (c), (d)는 수직축을 기준으로 해서 각각 0° , 45° , 90° , 135° 의 방향을 나타내며, 이들 각각의 역방향인 180° , 225° , 270° , 360° 의 방향이다.



(그림 13) 문자열 검색 방향 (a) 0° (b) 45° (c) 90° (d) 135°
(Fig. 13) Orientation for string detection

이 때, 특정 방향으로 어느 영역에서 문자반응이 나타날 때, 동일 방향으로 문자의 크기만큼 떨어진 곳에서의 반응을 검사하여, 반응이 있다면 바로 이전의 영역을 문자열 후보영역으로 등록한다.

$$U_3(x, y) = C_0 \wedge C_0 \wedge C_2 \cdots C_{n-1} \wedge C_n \quad (12)$$

$$C_n = \psi \left[\int_0^\eta \int_0^\zeta w_3(\zeta, \eta, \alpha) \cdot u_2(X(n, \alpha), Y(n, \alpha)) d\zeta d\eta \right]$$

$$X(n, \alpha) = x + nL \cos(\alpha) + \zeta \quad (13)$$

$$Y(n, \alpha) = y + nL \sin(\alpha) + \eta$$

식 (12)는 U_3 층에서의 $n+1$ 개의 문자들로 이루어진 문자열의 반응을 나타내며, $U_3(x, y)$ 의 값이 1인 동안에는 계속해서 문자열 검색이 진행되고, 식 (11)에 의해서 해당 영역을 후보로 등록한다. 식 (13)의 C_n 은 특정방향으로 쓰여진 문자열의 $n+1$ 번째 문자의 반응을 나타낸다. 이 때, U_3 계층의 공간필터인 $w_3(\zeta, \eta, \alpha)$ 는 완전한 측억제형으로써, 문자가 문자열을 이룰 때, 문자와 문자 사이에 어느 정도의 공백을 포함하며, 이것은 문자열을 구성하는 중요한 형태 특징 정보가 된다.

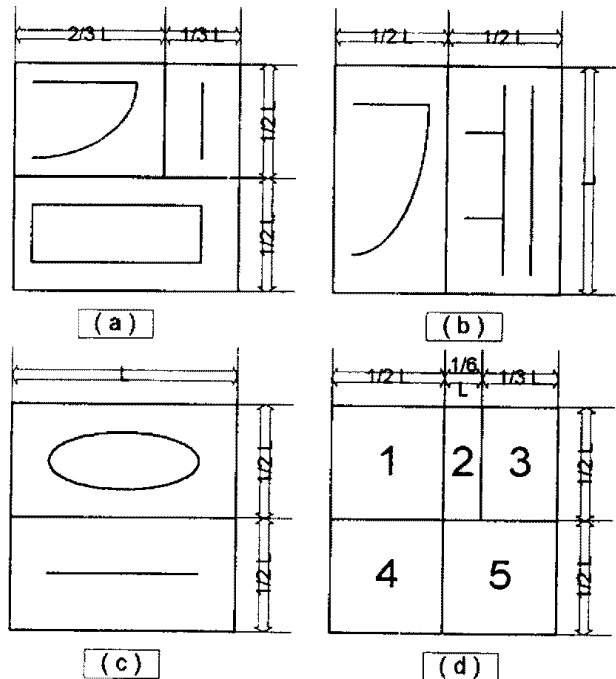
4.3 문자 추출

문자열 추출 단계까지를 거치면 어느 정도의 문자 영역만이 남게 된다. U_4 층에서는 문자의 분포를 이루고 있는 영역만을 추출하여 문자 추출을 완료한다.

여기서 문자의 분포라는 것은 한글이 사소의 형태로 이루어져 있으며, 이러한 한글의 형태 특징을 가진 영역을 문자영역으로 한다.

한글의 자소 분포형태는 크게 아래 4개의 분포 가운데 어느 한 개의 분포를 이루고 있다.

- [1] 초성, 중성(모음이 옆에 위치), 종성: 부류 1
- [2] 초성, 중성(모음이 옆에 위치): 부류 2
- [3] 초성, 중성(모음이 아래에 위치): 부류 3
- [4] 초성, 중성(모음이 아래에 위치), 종성: 부류 4



(그림 14) 문자 추출을 위한 공간필터의 단면도, (a) 부류 1, (b) 부류 2, (c) 부류 3, (d) 실 공간 필터

(Fig. 14) Profile of spatial filter for character extraction, (a) class 1, (b) class 2, (c) class 3, (d) real spatial filter

(그림 14)의 (a), (b), (c)는 각각 위 [1], [2], [3]의 분포형태의 예이며, [4]의 경우는 [3]의 분포형태에 의해서도 추출가능하기 때문에 별도의 고려는 하지 않는다. (그림 14)의 (d)는 실제 사용되는 공간필터의 분포영역을 나타내는 것으로, 이들 5영역이 아래와 같이 문자 부류를 결정한다.

@ 부류 1: (1 + 2)영역 & 3영역 & (4 + 5)영역

@ 부류 2: (1 + 4)영역 & (2 + 3 + 5)영역

@ 부류 3: (1 + 2 + 3)영역 & (4 + 5)영역

이렇게 문자를 이루는 화소 반응을 한글의 자소 분포에 의해서 세분화하면, 보다 문자의 형태에 근사한 반응의 특징을 찾을 수 있다. 따라서 공간필터의 전역적인 반응치로는 높은 값을 가지는 각종 기호 등은 문자의 형태를 이루고 있지 않기 때문에 문자로 분류되지 않는다. 즉, 문자 추출 단계는 문자열 추출 단계의 결과 화상에 대한 검증 단계이며, 또한 추출된 문자의 인식을 위한 범주(category) 분류의 전처리 작업을 수행한다.

5. 실험 결과

이상에서 서술한 문자 추출 시스템의 실험은 국립지리원에서 발행하는 1/5,000 축척의 대구 광역시 지도[13]를 대상으로 실시하였다. 입력 화상은 휴렛패커드 ScanJet IIcx 스캐너로 300 DPI 해상도의 512x512 픽셀 크기의 256 칼라 화상을 화상 연산이 용이하도록 이진화하여 사용했다. 각 계층의 처리 과정은 SUN SPARC 워크스테이션의 X-WINDOWS하에서 C언어로 구현했다.

선평분류 단계에서는 현저한 반응치의 차이가 있다면, 최대 임계치에 의한 선평분류가 효율적이다. 그러나 실제에 있어서 반응치의 차이가 있다고 해도 최적의 최대 임계치 설정에는 상당한 어려움이 있으며, 적절한 임계치를 설정했다고 해도 원하는 선평도 상당부분의 손실을 유발하기 때문에 비효율적이다. 그래서 선평분류 과정에서는 일반적으로 반응 형태에 의한 선평분류를 반복 적용하면서 해당되지 않는 선평을 제외시킴으로써 선평분류를 수행한다. 그러나 설정된 최대 임계값이 원하는 선 정보(line information)의 손실을 그다지 많이 초래하지 않을 때, (그림 17)에 나타낸 것처럼 성공적인 결과를 얻는다. (그림 17)(a)는 최대 임계값에 의한 선평분류 화상이고, (b)는 문자 추출 화상이다.

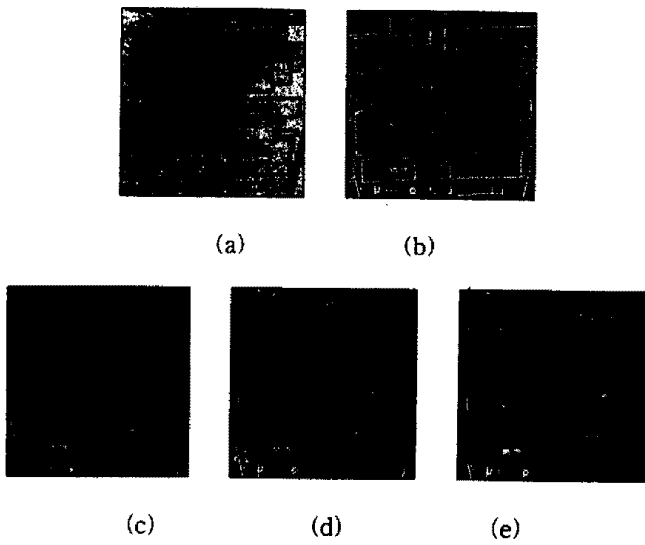
문자열 추출 과정에서는 지도상에 쓰여진 문자의 크기가 일정하지 않으며, 이 과정에서 문자열의 중요한 형태정보인 문자와 문자 사이의 공백정보도 충분

한 영역을 차지하지 못한다. 그래서 한 문자의 크기는 지도에 쓰인 문자들의 크기를 조사한 통계적 정보를 이용하며, 문자와 문자 사이의 불충분한 공백정보도 문자들끼리 서로 공통영역을 공유함으로써 보다 충분한 공백정보로 이용한다. 또, (그림 15)와 (그림 16)의 겹치는 부분에서 서로 다른 결과를 보인다. 그 이유는 각 화상의 나머지 부분에서 충분한 정보를 얻기 위해서 적용한 임계값의 차이 때문이다. 즉, (그림 15)의 경우 겹치는 부분을 제외한 그림의 오른쪽 부분은 한글 문자열만 존재하는데, (그림 16)의 왼쪽 부분은 한자를 포함한 문자열이 존재한다. 따라서 적용하는 임계값의 차이에 의해서 발생하는 노이즈의 양도 다르게 된다.

문자 추출 과정에서는 추출용 공간필터를 5영역으로 분할했다. 공간필터의 영역분할이 세분화될수록 정교한 추출이 이루어질 것 같으나, 실제에 있어서 본 논문의 실험 화상으로는 지도상의 한글의 자소 분포나 크기가 지도 제작시에 미리 정해진 것이 아니기 때문에 세분화가 많으면 효율은 떨어지게 된다. 그리고 한글의 자소분포에 의한 문자 추출을 행하기 때문에 (그림 16)과 같이 한자가 혼합된 문자열에서 한자는 추출되지 않는 경우도 발생한다.

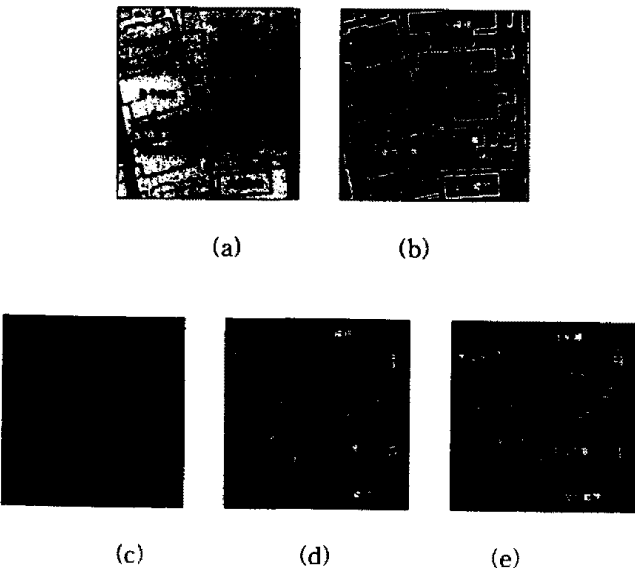
또한, 현재 제작된 대부분의 지도의 경우에 기울어진 문자열을 포함하고 있지 않다. 그러나 기울어진 문자열의 경우도 적용되는 공간필터가 8 방향의 선평성을 갖고 있기 때문에 각 방향에 대해서 동일한 방법에 의한 문자 정보의 추출이 가능하다. 그러나 한자나 영문자의 경우는 특징적인 문자분포가 없기 때문에 본 논문에서 제안하는 방법으로는 문자 후보영역의 추출은 가능하지만 문자 추출은 어려움이 따른다. 따라서 문자 추출 단계에서 문자 인식에서 이용되는 템플릿 매칭, 구조 해석적 방법, 특징 함수에 의한 방법 등이 요구된다.

이상의 각 처리과정은 지도제작 규칙이 정규화되어 있지 않기 때문에 각 처리과정을 거치면서 원하는 정보의 손실을 초래한다. 그래서 이 손실된 정보를 복원하기 위해서 각각의 단계에서 불완전한 결과 화상에 가우스 함수를 이용한 정보복원을 수행함으로써, 보다 완전한 결과화상을 얻을 수 있다. 그러나 때로는 이러한 정보복원을 통해서 노이즈의 증폭도 유발된다.



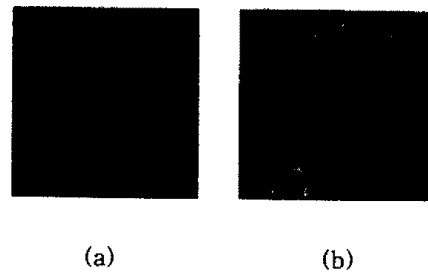
(그림 15) 실험 결과 예-I (a)원화상 (b)이진화상 (c) 선폭분류 화상 (d)문자열 추출 화상 (e)문자 추출 화상

(Fig. 15) Example of experimental results I (a)original image (b)binary image (c)line classification image (d)string extraction image (e)character extraction image



(그림 16) 실험 결과 예-II (a)원화상 (b)이진화상 (c) 선폭분류 화상 (d)문자열 추출 화상 (e)문자 추출 화상

(Fig. 16) Another example of experimental results II (a)original image (b)binary image (c)line classification image (d)string extraction image (e)character extraction image



(그림 17) 실험 결과 예-III (a)선폭분류 화상 (b)최종 결과화상

(Fig. 17) Another example of experimental results III (a) line classification image (by Max threshold value) (b) final image

이상의 실험상의 모든 문제점은 지도제작 규칙이 완전하게 정해져 있지 않기 때문이다. 지도 제작 시에 모든 기호나 문자를 컴퓨터를 이용해서 정규화하고, 그 지도도면을 이용해서 문자 추출을 행한다면, 그 효율은 상당히 높아질 것이다. 그러나 이러한 문제점에도 불구하고 (그림 15), 16, 17에 지도도면으로부터의 문자정보의 추출이 성공적으로 이루어졌음을 보인다.

6. 결 론

본 논문은 생체의 시각 신경망의 각 단계에서 이루어지는 특징추출 이론을 화상처리에 적용하기 위해서 기존의 심리학적, 생리학적, 신경생리학적 등의 해석을 기반으로 한 계층적 공간 필터링 신경회로망을 제안한 것이다. 그리고 화상처리 중에서 가장 중요한 응용분야인 도면자동입력 시스템에서 도면 정보의 자동 획득을 위한 패턴의 형태특징추출기법에 이용하기 위해서, 실제 지도 도면으로부터의 문자정보의 추출에 적용한 결과 성공적인 결과를 얻을 수 있었다.

문자정보 추출 시스템은 기존의 지도로부터의 다른 정보와의 분리 추출이나 도면 제작시 사전 규칙에 의한 방법이 아닌 지도 도면에 쓰인 한글이 가지는 형태 특징을 바탕으로 문자의 독립 추출이 가능하다. 특히, 문자추출 계층에서 추출된 문자는 한글의 자소 반응에 의해서 1차적으로 분류되어진 것으로서, 실제 문자 인식을 위한 전처리 과정으로 범주(category) 분류가 가능하다.

그러나 처리과정에서 공간 필터링 신경회로망의 각각의 계층에서 국소적 혹은 전역적인 통계치에 의한 최적의 발화 임계값을 설정, 각 계층의 공간필터가 형태특징에 최적의 반응을 하기위한 반응영역의 민감성 문제, 그리고 실제 신경망이 가지는 병렬처리의 구현문제 등의 문제점을 포함하고 있다.

본 논문의 문자 추출 시스템은 지도 제작시 엄격한 제작 규칙이 주어지고, 그에 따라서 컴퓨터를 이용해서 작성된 지도도면을 가지고 실험을 행한다면, 시스템의 효율은 상당히 높아질 것이다. 또한, 본 시스템은 전 과정에서 생체의 시각 신경망을 계층적으로 근사시킨 공간 필터링 신경회로망을 이용함으로써, 현재의 순차처리 방식의 시스템이 가지는 한계를 보완할 수 있는 시스템으로서도 가치가 있다.

향후 과제로는 위에 기술된 문제점 해결과 함께 다양한 패턴형태에 반응하는 시각 신경망의 구현과 지도정보의 실제적인 이용을 위한 추출된 문자정보의 인식, 그리고 지도정보 가운데 지도기호, 등고선 등의 기타 정보들의 분류추출을 들 수 있다. 이러한 형태 특징 추출 시스템은 지리정보 시스템의 데이터 베이스화를 위한 데이터 획득의 자동화를 위해서 지도정보 자동입력 시스템(Mapping system)으로 통합될 수 있으며, 지리정보에 대한 사용자 질의에 자동으로 응답 가능한 지능형 질의 처리기로서 발전이 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] 岩城, 久保田, 石井 近接線密度による文字 圖形 切り分け處理 檢討, 電子通信學會, 研究技術報告, PRL81-81.
- [2] 金子, 圖面からの線 要素と塊狀要素の分離, 情報處理學會, コンピュタビジョン 研究會, 1982.
- [3] 田中, 前田, 圖面読み取りにおける接觸要素分離の一手法, 電氣學會全國大會, 1987.
- [4] 向田, 鈴木, 境界追跡を利用した圖中の文字と圖形の分離, 電子通信學會 研究技術報告, PRL-83-70.
- [5] 福島邦彦, 神經回路と情報處理, 朝倉書店, 1989.
- [6] 乾 敏郎, 視覚情報處理の基礎, サイエンス社, 1990.
- [7] Hubel D. H. & Wiesel T. N., "Receptive fields binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex", *Physiol.* pp. 106-154, 1962.
- [8] D. Marr, VISION "A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information", W. H. Freeman & Company, 1982.
- [9] Simon Haykin, Neural Network "A Comprehensive Foundation", Macmillan Company, 1994.
- [10] Marr. D. & Hildreth. E., "A theory of edge detection", *Proc. R. Soc. Lond.* B207, pp. 187-217, 1980.
- [11] Madan M. GUPTA, George K. Knopf, "Neuro-Vision Systems: A Tutorial", pp. 1-34, IEEE PRESS, 1993.
- [12] Kim. W., Hirai, Y., Furukawa, T., Arita, H., "A neural network detection road segments from maps using necessary and sufficient features", *Proc. IJCNN'91-Singapore*, 1, pp. 665-670, 1991.
- [13] 국립지리원: 1:25,000 지형도, 국립지리원 고시 제16호, 1994.
- [14] 이우범, 황하정, 김옥현, "공간 필터링 신경회로망에 의한 지도로부터의 문자정보의 검출", 제5회 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합학술대회, pp. 346-349, 1996.
- [15] 鳥脇純一郎, 畫像理解のために デジタル畫像處理 [I], [II], 昭晃堂, 1987.
- [16] 舟久保登, パターン認識, 共立出版株式會社, 1991.
- [17] 木内雄二, 畫像認識のはなし, 月刊工業新聞社, 1984.
- [18] 山川修三, 圖面の認識と理解, 昭晃堂, 1989.
- [19] 山川修三, コンピュタマッピング, 情報處理, 29, 10, pp. 1155-1159, 1988.
- [20] 松島 整, 地圖情報システム, 電子情報通信學會誌 71, 3, pp. 298-300, 1988.
- [21] 이우범, 박시동, 김옥현, "시각 메카니즘을 이용한 도로정보 추출기구의 구현", 한국정보처리학회 추계 학술발표논문집, pp. 584-589, 1995.
- [22] 長尾智晴, 安居院 猛, 中嶋正之, 地圖畫像 道路網抽出手法, 信學技報, PRU87-35, 1987.
- [23] 山田博三, 松井伸二, 方向特徴場の方向性並列演算 MAP法による地形圖の特徴抽出, 情報處理學

會論文誌, 31, 6, pp. 832-839, 1990.

[24] 長尾智晴, 安居院 猛, 中嶋正止, 文字列抽出後の2萬5千分の1地形圖の修復處理, 畫像電子學會誌, 19, 3, pp. 131-137, 1990.

[25] 松本元, 大津展之, 腦とコンピ-テイング, ニュ-ロ コンピユ-テイング 1, 2, 培風館, 1992.



이 우 범

1995년 영남대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)

1997년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)

1997년~현재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야: 화상처리, 패턴(얼굴)인식, 신경회로망, 시각정보처리 등임.



정 지 욱

1996년 영남대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)

1996년~현재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사과정

관심분야: 화상처리, 시각정보처리, Grouping, Neural network 등임.



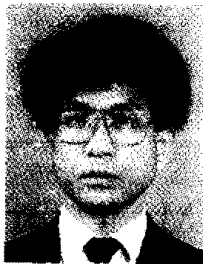
황 하 정

1986년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1988년 영남대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1994년~현재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야: 화상처리, 시각정보처리, 패턴인식 등임.



김 욱 현

1981년 경북대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)

1983년 경북대 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1993년 일본 Tsukuba대학 졸업(공학박사)

1983년~1994년 한국전자통신연구소 선임연구원

1994년~현재 영남대 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 화상패턴, 시각정보처리