

시각 신경망을 참고로 한 지도에서의 도로정보의 추출과 복원

이 우 범[†] · 황 하 정[†] · 김 욱 현^{††}

요 약

컴퓨터에 의한 도면자동입력 시스템은 화상처리 중에서 가장 중요한 응용분야 중에 하나이다. 지도 정보의 데이터 베이스는 교통, 행정, 자원개발 및 계획수립 등의 분야에서 유용하게 활용된다. 그러나 도로정보 추출시, 지도상의 문자나 기타 심벌에 의해 중첩된 영역에서는 도로가 끊어진 채 추출된다. 이러한 각종 심벌에 의해 끊어진 도로의 복원에 관한 연구는 거의 이루어지고 있지 않은 실정이다. 본 연구에서는 도로정보의 추출 및 지도 기호에 의해 절단된 도로정보의 복원을 위한 계층적 신경회로망을 제안한다. 본 시스템을 국립지리원 발행의 1/25,000 지도에 적용하여 그 유효성을 보인다.

Detection and Reconstruction of Road Information from Maps by Optical Neural Network

Woo-Beom Lee[†] · Ha-Jung Hwang[†] · Wook-Hyun Kim^{††}

ABSTRACT

Computerized map reading system is one of the most important application areas in the image processing. A map database can be used for a wide range of social activities such as natural resource assessment, regional planning, and traffic navigation system. The road segments, however, are extracted as broken in the area where they are overlapped and interrupted by characters and symbols. Few approaches have been taken to complete road segments interrupted by map symbols. In this paper, a novel approach for the extraction and completion of road segments interrupted by map symbols is proposed using neural networks. The system is applied to 1/25,000 scaled maps published by the Geographical Survey Institute of Ministry of Construction of Korea. It will be shown that the system can extract and reconstruct road segments for the various areas of maps successfully.

1. 서 론

현대는 화상 정보의 시대라고 해도 과언이 아니다. 방송, 출판, 산업, 경제, 교육 등의 여러 분야에서 이

※이 논문은 1996학년도 영남대학교 학술연구조성비에 의한 것임

† 준 회 원: 영남대학교 컴퓨터공학과

†† 정 회 원: 영남대학교 컴퓨터공학과

논문접수: 1996년 9월 12일, 심사완료: 1997년 2월 11일

러한 화상 정보는 유용하게 쓰이고 있다. 따라서 컴퓨터를 이용한 정보처리가 과거의 수치, 문자 등의 정보로부터 화상 정보의 처리로 옮겨지는 것은 당연한 현상이다. 이러한 화상 정보 처리 중에서 중요한 응용 분야 중에 하나가 컴퓨터에 의한 도면자동입력 시스템이다.

컴퓨터를 이용해서 지도를 작성하거나, 데이터 베이스화 해서 지도 상의 정보를 이용하는 시스템을 배

핑 시스템(mapping system)이라고 하며, 특히 지도 정보의 데이터 베이스는 교통, 행정, 자원개발, 및 계획 수립 등의 분야에서 유용하게 활용된다. 그러나 데이터 베이스화 작업이 자동으로 이루어 지지 않기 때문에 많은 시간과 비용을 요구한다. 따라서 지도 정보를 자동으로 처리하는 시스템의 개발이 요구된다.

지도에 포함된 많은 정보 가운데에서도 도로정보는 그 이용도가 높은 중요한 정보이다. 지금까지 도로정보의 자동 추출 인식에 관한 많은 기법이 있다. 예를 들면, 지도 중의 도로가 평행선으로 쓰여진 것에 착안한 평행선 추출법은 선 추적 등에 의한 지도 화상 가운데에 평행선의 내측 영역을 추출해서, 추출한 영역을 세선화하는 중심선 벡터화법이다[1]. 그리고 병렬 벡터 트레이서(parallel vector tracer)라 불리는 일종의 윤곽선 트레이서를 이용해서, 지도중의 도로의 접속관계와 교차점 정보를 취해서, 그래프 구조로 해서 도로를 추출하는 방법이 있다[2]. 또, 평행선의 중심선 벡터화라는 점은 평행선 추출법과 유사하지만, 지도화상을 횡에서 종방향으로 일정간격으로 주사해서 특징점을 설정하고, 그들의 특징점 사이를 접속해서 벡터화 한 후, 이들의 벡터열 내에서, 도로 중심선으로 한 조건을 만족하는 벡터열만을 추출하는 방법도 있다[3]. 이상의 방법들은 기본적으로 화상 가운데의 화소를 순서로 주사하기 때문에 순차형 알고리즘에 기초한 일종의 화소 추적법에 의한 특징 추출 기법이다. 이와 다른 알고리즘으로서 병렬 연산에 의한 특징 추출법으로 방향 특징장과 방향성 연산을 이용한 MAP(multi angled parallel)라 하는 연산법이 제안되어 있다[4]. 이 방법은 도로, 철도 등의 임의의 방향과 길이를 갖는 지형의 추출을 방향 특징장에 대해서 수축팽창 연산을 시행하고, 수축팽창 연산에 의한 중간결과와 이진 원화상과의 논리연산이 주요 처리가 되고 있다.

한편, 도로정보의 복원에 관한 기존의 연구로는 크게 2가지 접근 방법이 있다. 한 방법은 특징 추출 시에 부수적으로 얻어진 은폐영역-문자열, 정형 기호-의 크기, 위치 등의 선형적 지식을 복원 시에 활용하는 것으로서, 처리가 쉽고, 복원의 정도가 높다고 하는 장점이 있다. 이 방법으로는 문자열 추출 후의 도로나 해칭선을 복원하기 위해서 문자열 영역의 경계선과 교차하고 있는 도로를 벡터화하고, 도로 벡터

와 이루는 각도가 가까운 것을 접속하는 방법[5]으로, 그 전처리로 다양한 문자 영역과 정형 기호의 은폐영역 추출이 필요하다. 그러나, 건물, 기호와 같이 형과 크기가 정해진 것은 매칭법 등에 의해서 비교적 쉽게 추출 가능하지만, 문자열의 경우는 사용하는 문자의 종류와 크기, 문자의 방위 등이 다양하기 때문에 문자열 영역을 추출하는 것이 쉽지 않다. 그러므로, 만약 복원 대상이 되는 문자열 영역이 추출되지 않으면, 복원이 불가능하다. 그래서 문자열 추출 시에 사용하는 문자 종류와 문자열 방위 등을 한정해서 추출하고 있기 때문에 그 일반성에 의문이 있다. 또 다른 방법은 추출된 도로정보만을 사용해서 끊어진 도로의 복원을 행하는 방법이다. 이 방법은 이용할 사전 정보가 없기 때문에 처리가 어렵고 복원의 정도가 떨어지는 단점이 있지만, 전처리로 은폐 영역의 추출을 하지 않아도 좋은 장점이 있다.

본 논문에서 구현하는 도로정보 추출기구는 생체의 시각신경망에서 보여지는 특징추출회로를 참고로 한 공간 필터에 의해서 지도도면으로부터 도로정보를 추출하고, 추출과정에서 각종 기호나 문자들에 의해 훼손된 도로정보를 복원하는 것을 목적으로 하는 노이즈(noise)에 강한 도로 특징 추출법을 제안한다.

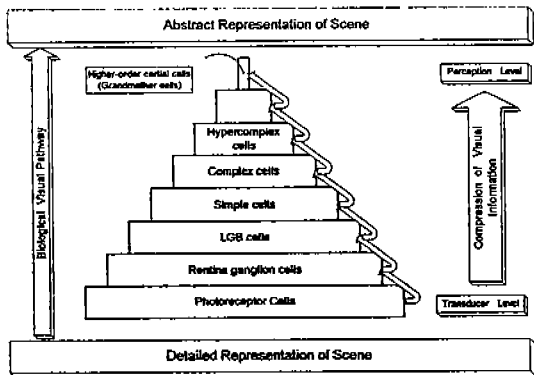
2. 시각 신경망의 특징추출

인간이 시각을 통해서 외계의 사물을 지각한다는 것은 외계로부터 안구로 들어온 광선이 인간의 시각 경로를 따라서 각각에서 작용하는 신경 세포에 의해서 발화되고, 이러한 신경 세포들 간의 시냅스 결합은 하나의 신경망을 구성하여 대뇌로 전달되어 대뇌에서는 이러한 정보를 병렬 계층적으로 처리하여 인지한다[6]. 그림 1은 인간 시각 경로의 피라미드식 계층적 구조를 나타낸다. 이러한 인간의 시각경로 중에서, 이미 생리해부학적 실험에서 밝혀졌고 특징적인 정보를 처리한다고 생각되는 시각 신경계의 신경세포들을 공학적으로 해석, 모델링하여 실제의 시각 신경계에 근사하는 계층적 신경망을 구성하여 지도도면에 적용한다.

이와 같이 인간이 외계의 한 패턴에 대해서 패턴의 입수에서부터 대뇌 시각영역에서의 인식에 이르기까지의 정보처리를 이루는 신경망을 시각 신경망이라

한다. 시각 신경망은 크게 두 부분에서의 정보처리 즉, 망막에서의 정보처리와 대뇌에서의 정보처리로 나뉜다. 그림 2는 본 논문에서 구현하고자하는 시각 신경망에서의 시각정보의 흐름을 도식화 한 것이다.

외계로부터 안구로 들어온 광선은 각막, 안방수, 수정체, 초자체를 통과해 망막에 2차원의 이미지로 투영된다. 망막에서는 광학정보를 신경정보로 변환하는 시세포에서 쌍극세포, 신경절 세포(ganglion cell)라고 하는 수직 정보전달경로 외에, 수평세포, 아마글린 세포에 의한 횡의 정보전달도 존재한다. 시세포는 망막상의 작은 영역의 빛의 강도를 검출하며, 신경절 세포는 망막의 출력세포로서 망막상의 국소 영역에서의 빛의 강도검출과 어느 정도의 색처리를 하고 있다.

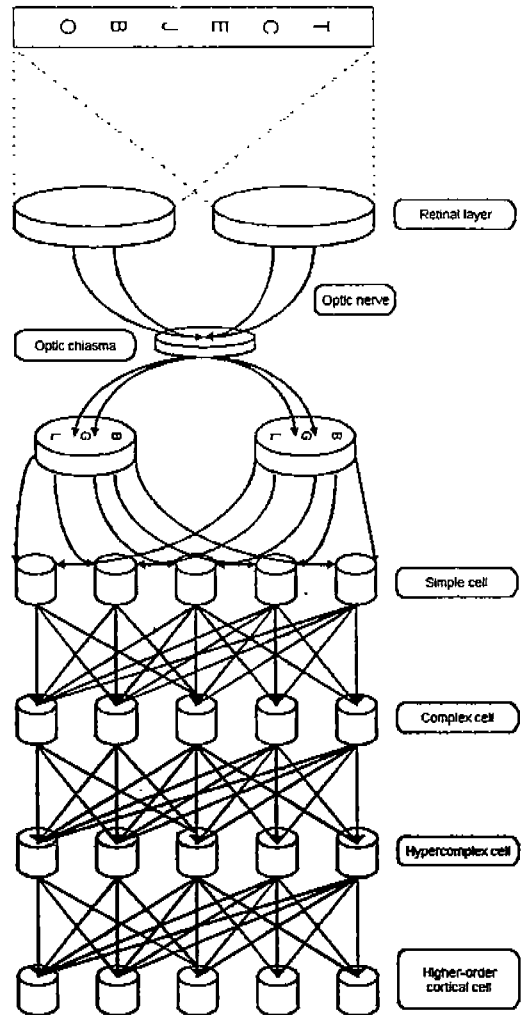


(그림 1) 인간 시각 경로의 계층적 구조

(Fig. 1) The parallel-hierarchical architecture of the human visual pathway

좌우 양안의 망막을 나온 신경절 세포의 출력인 시신경은 시신경 교차(optic chiasma)에서 일부가 교차되고, 외측슬상체(lateral geniculate body:LGB)에 도달해 시냅스를 형성한다.

외측슬상체는 좌우에 각각 1개씩 있으며, 좌우 양안에서 온 신경섬유의 각각 반만 교차해 반대측의 외측슬상체로 향하고, 나머지 반은 같은 측의 외측슬상체로 향한다. 즉, 그림 2에 나타낸 바와 같이 좌우 어느 쪽의 안구에 대해서도, 망막의 좌반면에 있는 신경절 세포로부터의 섬유는 좌측의 외측슬상체로 향하고, 망막의 우반면으로부터의 섬유는 우측의 외측슬상체로 향한다. 외측슬상체에는 시색섬유와 시넵



(그림 2) 시각 신경망에서의 시각정보의 흐름도

(Fig. 2) The flowchart of visual information in optical neural network

스 결합해서 시각정보를 대뇌피질에 전달하는 중계 세포가 있으며, 이밖에 억제성의 개재세포도 존재한다. 또, 대뇌피질로부터의 원심성 신경섬유도 들어와 있다. 따라서 외측슬상체는 망막 신경절 세포의 출력을 중계하는 것뿐만 아니라, 시각정보의 통과를 제어하기도 하고, 어떤 처리를 행하고 있는 것으로 생각된다. 외측슬상체로부터 나온 축색은 방사선 모양의 시방선(optic radiation)을 따라서 대뇌의 시각영역에 전달된다. 대뇌 시각영역에서는 여러 종류의 특징에 반응하는 신경세포가 계층적으로 존재하고 있다. 이

러한 신경 세포의 연구 가운데에서 본 논문에서 근거로 하는 것은 Hubel과 Wiesel의 계층 가설이다. 이에 따르면 고양이나 원숭이의 시각영역의 신경세포의 수용영역(receptive field)의 성질을 조사한 결과, 그 수용영역에 따라 단순형 세포(simple cell), 복잡형 세포(complex cell), 초복잡형 세포(hypercomplex cell)에 의한 계층적 정보처리가 이루어지며 각각의 신경 세포는 상위 계층의 신경 세포를 위한 입력을 담당하고 있다[6, 7, 8].

단순형 세포는 LGB로부터 온 정보가 처음으로 처리되는 세포로서 망막의 신경절 세포의 직선적 나열에 의한 시냅스 결합을 하고 있다. 이러한 시냅스의 직선적 결합은 특정 방향이 될 수 있으며 이 방향은 그 단순형 세포의 최적 방위(preferred orientation)가 된다. 즉 최적 방위에 해당하는 직선에만 발화를 하고 그 이외의 직선에는 억제 영역에서의 억제 반응이 생겨 발화하지 않는다.

단순형 세포가 주어진 자극에서 위치나 방향이 조금이라도 벗어나면 억제가 되는 반면에 복잡형 세포는 자극 패턴의 크기나 위치에 관계없이 방향만 일치하면 반응하는 비교적 넓은 수용영역을 가진다. 복잡형 세포는 동일 최적 방위의 단순형 세포로부터 시냅스 결합을 하며 이들의 세포 중에서 어느 한개라도 반응을 하면 발화한다.

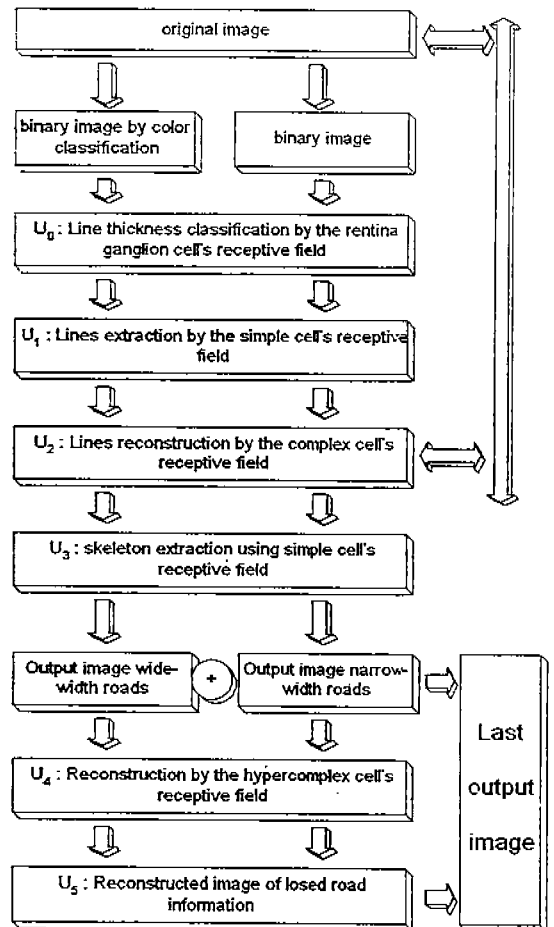
초복잡형 세포는 가장 복잡한 수용영역을 가지며 고도의 특징 추출을 행하는 세포로서 이전의 단순형 세포와 복잡형 세포로부터 입력을 받는 시냅스 결합을 이루고 있으며, 수용영역의 한쪽 끝 또는 양쪽 끝에 억제성의 영역이 존재하는 것이 특징이다. 그리고 반응을 일으키기 위한 직선의 길이나 에지의 폭에도 최적치가 존재하고 그것보다 긴 직선이나 폭이 넓은 에지에 대해서는 오히려 억제 반응이 생긴다.

이상에서 서술한 신경 세포들은 각각의 수용영역에 있어서의 감도분포가 공학적으로 해석되며, 이러한 감도분포는 본 논문에서 제안하는 그림 2와 같은 계층적 신경회로망에서 고유의 형태특징 추출을 위한 공간 필터의 계수로서 사용된다. 따라서, 각 단계에서 사용되는 공간 필터의 계수행렬 $W(\zeta, \eta)$ 는 신경회로망에서 각 계층에서 국소영역의 형태 특징정보의 추출을 위한 단일 신경세포의 가중치 행렬(weight matrix)로 사용된다. 그리고 각 계층에서 처리된 화상

은 다음 계층의 입력 화상으로 사용되어, 결과적으로 고유의 국소영역에서의 형태 특징정보가 각 계층을 통해서 전파되는 신경회로망을 형성함으로써 최종 단계에서 원하는 전역적인 형태 정보의 추출이 가능하다.

3. 도로정보의 추출

일반적으로 계층형 공간 필터링 처리로 지도도면에서 도로정보를 노이즈 없이 완전하게 추출하는 것은 어려운 문제이다. 노이즈 없는 도로정보의 추출을 목적으로 해서 처리를 행하면, 노이즈는 없어지지만,



(그림 3) 도로정보 추출 복원 기구의 전체 구성도
(Fig. 3) The architecture of the road information extraction reconstruction system

불완전한 도로정보의 추출이 된다. 역으로, 완전한 도로정보의 추출을 목적으로 하면, 도로정보 이외의 상당한 양의 지도정보를 포함하게 된다.

본 논문에서는 전자의 경우-불완전 하지만, 노이즈를 포함하지 않는 도로정보의 추출-을 목표로 하여 추출을 행한다. 그 다음 추출된 도로정보로부터 공간 필터링 신경회로망에 의해 없어진 도로정보를 유추하고, 이 소실된 도로정보에 대한 복원 처리를 행한다. 지금까지의 계층적 공간 필터링 처리와는 다르게 도로정보의 추출과 도로정보의 복원처리가 복합적으로 이루어지며, 이들의 조합에 의해서 지도도면으로부터 도로정보를 노이즈 없이 완전하게 얻을 수 있다.

지도도면으로부터의 도로정보 추출은 그림 3에 나타난 바와 같이 두 과정의 하부과정으로 병렬로 구성된다. 넓은 도로의 추출은 지도에서 적색으로 표시된 4차선도로(폭 11m 이상), 고속도로 등의 비교적 넓은 도로를 추출하며, 그 밖의 좁은 도로는 평행선 추출 기법을 기초로 추출된다. 본 논문은 도로의 색 정보와 형태특징으로부터 세션화된 도로정보를 추출하는 것을 최종 목표로 하고 있다. 추출된 도로정보는 다음 과정인 도로정보의 복원 처리의 입력이 된다. 이 두 과정은 시각 신경망을 근사시킨 계층적 신경회로망에 의해서 그림 3의 $U_0 \sim U_3$ 층에서 병렬로 처리된다.

3.1 넓은 도로의 추출

넓은 도로의 추출에서는 지도에서 고속도로, 4차선 도로, 2차선 포장도로 등 적색으로 표시된 도로의 추출을 행한다. 먼저 전처리층에서는 입력으로 받은 256 x 256 화소 크기의 256 칼라 화상을 식 (1)과 같이 색 정보(적색)를 검출하여 이진화한다. 식 (1)에서의 색 정보 처리는 칼라 입력 화상의 임의의 한 위치, Color (x, y)에서의 R, G, B 값을 분석하고 각각의 요소에 임계값을 할당한 후 적당한 연산(<, >, =)을 행해서 각각의 결과를 논리곱 연산을 한다. 즉, 할당된 임계 조건을 모두 만족하는 색깔만을 추출한다. 이러한 과정으로 추출된 색에 대해서는 '1'을 할당하고, 그 이외의 것에는 '0'을 할당함으로써 이진 화상을 생성한다.

$$\begin{aligned} \&\& \text{color.blue}(x, y) \quad [>, <, =] \text{ threshold}_{\text{blue}} \\ \{ B(x, y) = 1; \} & \quad / * 1 : \text{White} * / \\ \text{else} & \\ \{ B(x, y) = 0; \} & \quad / * 0 : \text{Black} * / \end{aligned} \quad (1)$$

본 논문에서는 적색의 색 정보에 의해서 이진 화상을 생성하고 있으며, 이 과정을 수행하기 위한 임계 조건은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{if}(\text{color.red} > 65500 \ \&\& \ \text{color.green} == 0 \\ \&\& \ \text{color.blue} == 0) \\ \{ B(x, y) = 1; \} \\ \text{else} \\ \{ B(x, y) = 0; \} \end{aligned}$$

이러한 색 정보의 처리는 시각 신경계의 초기 단계인 시세포와 신경절 세포의 작용에 근거한 것으로써, 화상의 화소값의 검출에 대한 어느 정도의 기초적인 색 정보 처리를 의미한다.

다음으로 신경회로망의 첫 번째 계층인 U_0 층에서는 이진 화상(B(x, y))에 선폭분류를 위한 DOG(Difference Of two Gaussians) 마스크 처리를 행한다. DOG 마스크는 인간의 시각 경로중 망막에서의 정보처리 기능에 해당하는 콘트라스트나 에지 검출, 즉, 화상의 공간적 강도변화의 검출 기능을 행하는 신경절 세포의 수용영역을 구현한 것이다. 이러한 신경절 세포의 수용영역의 감도 분포는 식 (2)와 같은 DOG 함수의 분포를 따르며, 이 분포가 DOG 마스크의 결합계수 $G(\zeta, \eta)$ 를 생성한다.

$$G(r; \sigma_0, \sigma_1) = \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} e^{-r^2/2\sigma_0^2} - \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-r^2/2\sigma_1^2} \quad (2)$$

$$U_0(x, y) = \phi \left[\iint_A G(\zeta, \eta) \cdot B(x+\zeta, y+\eta) d\zeta d\eta \right] \quad (3)$$

U_0 층의 출력은 식 (3)에 나타난 바와 같이 색 정보에 의해 생성된 이진 화상과 식 (2)에 의해서 구현된 공간필터의 결합계수 $G(\zeta, \eta)$ 와의 국소 영역 A에서 이중적분을 의미한다. 여기서 $\phi[\cdot]$ 는 입출력의 비선형 특성을 나타내는 함수로서 이진 화상의 경우 스텝함수의 성질을 갖는다.

신경절 세포의 수용영역은 on-중심 및 off-중심의

$$\begin{aligned} \text{if}(\text{color.red}(x, y) \quad [<, >, =] \text{ threshold}_{\text{red}} \\ \&\& \ \text{color.green}(x, y) \quad [>, <, =] \text{ threshold}_{\text{green}} \end{aligned}$$

동심원 형태를 가지며, 이들은 서로 축역제 작용을 한다. 중심의 수용영역의 크기 변화는 패턴의 크기에 선택적으로 반응하는 대역통과형(band pass) 필터의 기능을 갖는다. 식 (2)에서 r 은 중심으로부터의 거리, σ_e, σ_r 는 Gauss 함수의 표준 편차로써 각각 흥분 영역과 억제 영역을 나타내며, 그 비가 $\sigma_i/\sigma_e=1.6$ 일 때 $\nabla^2 G$ 에 가장 가까우며 최적의 공간필터가 된다[6, 9, 10, 11].

U_1 층은 대뇌 시각영역의 단순형 세포를 근사시킨 층으로 선향분류된 화상에 대해 세선화를 위한 최적 방위별 직선 검출을 행한다. 단순형 세포는 신경절 세포와 흥분성의 시냅스 결합을 하고 있으며, 이것은 도로정보 추출 시스템에서 U_0 층의 국소적인 출력이 U_1 층의 입력으로 사용되고 있다는 것을 의미한다. 식 (4)~(6)는 U_1 층 단순형 세포의 수용영역의 감도 분포이고, 이 식에 의해서 U_1 층의 출력을 위한 결합계수 $D_\phi(\zeta, \eta)$ 를 생성한다. 그리고 식 (7)과 같이 U_0 층의 출력화상과의 이중적분에 의해서 U_1 층의 화상을 출력한다.

$$D(x, y) = (e^{-x^2/2\sigma_e^2} - e^{-x^2/2\sigma_i^2}) e^{-y^2/2\sigma_e^2} \quad (4)$$

$$D_\phi(x, y) = D(x \cos \phi - y \sin \phi, x \sin \phi + y \cos \phi) \quad (5)$$

$$\phi = \frac{\pi}{8} \times d \text{ [rad]} \quad (d=0, 1, \dots, 7) \quad (6)$$

$$U_1(x, y) = \psi \left[\iint_A D_\phi(\zeta, \eta) \cdot U_0(x+\zeta, y+\eta) d\zeta d\eta \right] \quad (7)$$

여기서 σ_{en} 은 필터의 최적 방위의 민감도(sensitivity)를 결정하는 인수이고, ϕ 는 최적 방위를 나타낸다.

U_2 층에서는 손실 정보에 대한 복원을 목적으로 대뇌 시각영역의 복잡형 세포를 근사시킨다. 각각의 최적 방위에서 추출된 직선성분들은 어느 정도의 잡음을 포함하며, 또한 정보의 손실도 있다. 그래서 손실된 정보에 대해 어느 정도의 원정보로의 복원이 요구된다.

복잡형 세포는 동일한 최적 방위를 가진 단순형 세포들로부터 흥분성 시냅스 결합을 받고 있다. 따라서 복잡형 세포는 자극패턴의 위치나 크기에 관계없이 방향만 일치하면 반응하는 비교적 넓은 수용영역을 가지며, 블러링(blurring) 작용에 의해 손실된 정보의 복원 기능을 갖는다. 복잡형 세포는 식 (8)과 같은 수용영역의 감도 분포를 가지며, U_2 층의 출력은 식 (10)에 나타낸다. 여기서 $C_\phi(\zeta, \eta)$ 는 식 (8)~(9)에 의한 복

잡형 세포의 결합 계수이다.

$$C(x, y) = e^{-x^2/2\sigma_e^2} \cdot e^{-y^2/2\sigma_e^2} \quad (8)$$

$$C_\phi(x, y) = C(x \cos \phi - y \sin \phi, x \sin \phi + y \cos \phi) \quad (9)$$

$$U_2(x, y) = \psi \left[\iint_A C_\phi(\zeta, \eta) \cdot U_1(x+\zeta, y+\eta) d\zeta d\eta \right] \quad (10)$$

U_3 층은 도로정보 추출기구의 마지막 계층으로서 도로정보의 세선화 작업을 위한 계층이다. 도로정보의 세선화는 추출된 도로정보의 벡터화와 복원 처리에 있어서 효율적이다. 넓은 도로 추출에서의 세선화는 각각의 추출된 최적 방위의 직선에 대해서 시각심리학적 내용에 이론적 근거를 두고 이루어지는 것으로, 사용되는 공간 필터는 대뇌의 시각영역에서 발견되는 단순형 세포의 수용영역에 상당하는 것으로 이 세포의 발화 임계값과 수용영역의 크기를 감소시켜 각각의 최적 방위의 직선에 반복 적용하면 세선화된 화상을 얻을 수 있다.

3.2 좁은 도로의 추출

좁은 도로의 추출은 넓은 도로의 추출과 병렬로 처리되며, 넓은 도로의 추출과정에서 추출되지 않는 좁은 도로-비포장 2차선 도로, 1차선 도로, 가로-를 추출한다. 이러한 좁은 도로들은 넓은 도로처럼 색 정보를 가지고 있지 않기 때문에 넓은 도로의 추출방식으로는 추출이 곤란하다. 그래서 좁은 도로들이 가진 공통적인 특징정보-평행한 두 직선쌍-를 이용하여 추출한다. 먼저 256x256 화소 크기의 256 칼라의 입력 화상에 대해 이진화 처리를 한다. 여기서는 넓은 도로의 추출에서처럼 색 정보에 의한 이진화가 아닌 일반적인 화상의 이진 연산을 위한 이진화 처리가 이루어진다.

U_0 층에서는 선향분류를 위한 DOG 마스크 처리가 행해진다. 이 DOG 함수의 수용영역의 감도 분포는 식 (2)와 동일하고, 흥분 영역의 수용영역의 크기는 평행한 두 직선의 한 직선 선향에 상응한다.

U_1, U_2 층에서는 넓은 도로의 추출과 동일하게 각각 선향분류된 화상에 각 최적 방위별 직선 검출을 행하고, 도로정보의 복원을 수행한다.

U_3 층에서는 넓은 도로의 세선화와 다른, 평행선으로부터 도로의 중심선을 추출하는 세선화 처리를 한

다. 세션화에 사용되는 필터는 인간의 대뇌 피질의 시각영역에서 발견되는 단순형 세포 수용영역의 또 다른 형태로서 중심이 억제영역이고 우대칭(even-symmetric)의 흥분영역으로 이루어져 있으며 최적 방위의 방위 선택성을 가지고 있다. 이 신경세포의 수용영역의 감도 분포와 U_3 층의 출력은 아래와 같다[7, 8].

$$G(\sigma; x) = e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (11)$$

$$H(x, y) = (G(\sigma_1, x-l) - G(\sigma_2, x) + G(\sigma_1, x+l)) \cdot G(\sigma_{em}, y) \quad (12)$$

$$H_\theta(x, y) = H(x \cos \phi - y \sin \phi, x \sin \phi + y \cos \phi) \quad (13)$$

$$U_3(x, y) = \psi \left[\iint_A H_\theta(\zeta, \eta) \cdot U_2(x+\zeta, y+\eta) d\zeta d\eta \right] \quad (14)$$

여기서 σ_1, σ_2 는 각각 흥분영역과 억제영역을 규정하는 인수이고, l 은 필터의 양측의 흥분 영역의 양의 피크사이의 거리, 즉 평행한 두 직선 사이의 거리를 나타낸다. 그리고 $H_\theta(\zeta, \eta)$ 는 식 (11)~(13)에 의한 U_3 층의 결합계수이다.

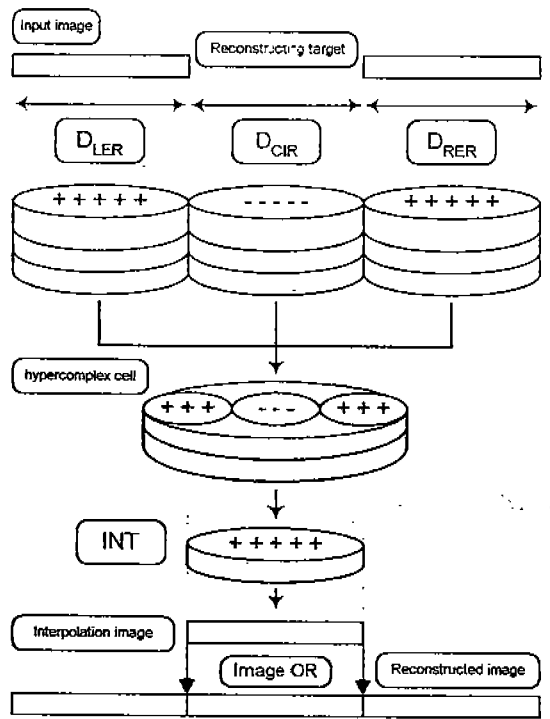
4. 도로정보의 복원

지도도면에는 지명, 마을명을 표시하는 문자열이나, 건물 등을 나타내는 기호가 도로에 우선해서 위에 쓰여져서 감추어져 있는 영역, 즉, 은폐영역이 존재한다. 은폐영역에서 도로는 끊어진 채 추출되며, 또한 이전의 추출 과정에서 노이즈를 없애는 대신에 상당 부분의 도로정보의 훼손도 발생한다. 따라서 도로의 자동 접속이 추출후의 처리로 요구된다. 이러한 도로정보의 손실을 원화상의 정보에 가깝게 복원하는 것이 도로정보의 복원이다.

기존의 방법들은 몇 가지의 문제점을 가지고 있다. 먼저 은폐영역을 이용한 복원은 은폐영역을 알 수 있다면 높은 복원율을 보이지만, 문자열 등의 은폐영역을 알아내기가 쉽지 않다. 그리고 도로 정보의 추출 과정에서 훼손된 도로정보에 대해서는 복원을 할 수 없다. 또한, 은폐영역을 이용하지 않는 경우에는 복원율이 떨어진다.

본 논문에서는 이러한 은폐영역에 대한 정보를 이용하지 않고, 복원율을 높이는 방법을 제안한다. 도로정보의 복원은 대뇌 피질의 초복잡형 세포의 기능에

이론적 근거를 두고, 세션화된 도로정보만을 가지고 끊어진 도로 형태를 유추하고, 이 복원 영역에 대해서 출력을 행하는 신경세포를 모델링한 것으로서, U_4, U_5 층에서 처리된다. 그림 4는 복원 과정에서 구현된 초복잡형 세포로서 세포의 양단에 특정한 방위 선택성을 갖고 중앙에 억제성 영역의 반응이 없을 때 최적의 반응을 하는 시냅스 결합을 하고 있다.



(그림 4) 복원을 위한 초복잡형 세포의 모델과 복원 개념도
(Fig. 4) Hypercomplex cell's model for reconstruction and conceptual block diagram of reconstruction process

U_4 층의 초복잡형 세포는 세포 양단의 흥분 영역에서는 복원의 대상이 되는 끊어진 영역을 추출하고 중앙의 억제영역은 복원의 실시 유무를 결정하는 기능을 한다. U_4 층의 초복잡형 세포의 수용영역의 감도 분포는 식 (15)와 같다.

$$U_{4,\theta}(x, y) = D_{LER} \wedge D_{CIR} \wedge D_{RER} \quad (15)$$

$$D_{LER} = \psi \left[\iint_A D(x) \cdot I(x-l_x+\zeta, y-l_y+\eta) d\zeta d\eta \right]$$

$$D_{CIR} = \psi \left[\iint_{A_2} D(\beta) \cdot I(x + \zeta, y + \eta) d\zeta d\eta \right]$$

$$D_{RER} = \psi \left[\iint_{A_3} D(\gamma) \cdot I(x + l_x + \zeta, y + l_y + \eta) d\zeta d\eta \right]$$

여기서 D_{LER} 은 좌측종단흥분영역(left end_point excitatory region), D_{CIR} 은 중앙억제영역(center inhibitory region), D_{RER} 은 우측종단흥분영역(right end_point excitatory region)의 수용영역을 나타내고 각각의 수용영역의 감도분포는 식 (4)~(6)과 같이 방위선택성에 민감한 단순형 세포의 수용영역을 따른다. 그리고 l_x, l_y 는 초복잡형 세포의 중심에서 양측종분영역의 중심까지의 거리를 나타내며 A_1, A_2, A_3 는 각각의 수용영역의 범위를 나타낸다. 특히, 중앙억제영역의 범위, A_2 는 그림 4에 나타난 바와 같이 복원이 이루어지는 범위와 동일하다. 그리고 α, β, γ 는 각 영역에서의 최적방위를 나타낸다.

U_3 층은 U_4 층의 초복잡형 세포가 어떤 임계값 이상으로 발화를 함으로써 이루어지는 세포 출력으로, 식 (16)에 의해서 초복잡형 세포의 중앙억제영역의 범위, 즉, 복원대상 영역에 대해서 복원 화상을 생성한다.

$$U_3; INT_{\phi}(x, y) = \int_{-\frac{\delta}{2}}^{\frac{\delta}{2}} \int_{-\frac{\omega}{2}}^{\frac{\omega}{2}} D_{CIR}(\cdot) d\omega d\delta \quad (16)$$

여기서 ω, δ 는 각각 x축, y축으로의 중앙억제영역의 수용영역의 직경을 나타내며 $INT_{\phi}(\cdot)$ 는 각각의 최적 방위에 따른 복원 화상을 나타낸다. 이상의 도로 복원 과정은 도로복원의 입력화상과 $INT_{\phi}(\cdot)$ 의 복원 화상의 논리합을 취함으로써 완료된다.

5. 실험 결과

본 논문의 도로정보 추출 복원 시스템의 실험은 국립지리원에서 발행하는 1/25,000 축척의 대구 광역시 지도[13]를 대상으로 휴렛패커드 ScanJet IIcx 스캐너로 300 DPI 해상도의 256 x 256 화소 크기의 256 칼라 화상을 입력 화상으로 하여 SUN SPARC 워크스테이션의 X-WINDOWS하에서 C언어로 구현하였다.

그 결과 도로정보의 추출과 복원이 성공적으로 이루어졌으며, 각 단계에서의 결과 화상을 그림 5~그림 8에 나타낸다. 그림 5는 적색의 색 정보에 의해 추

출되는 넓은 도로만의 결과 화상이고, 그림 6과 7은 넓은 도로와 좁은 도로가 혼재된 지도로부터의 도로 정보 추출과 복원의 각 단계에서의 결과 화상이다. 그리고 그림 8은 대각선 방향의 도로정보에 대한 추출과 복원화상을 나타낸다.

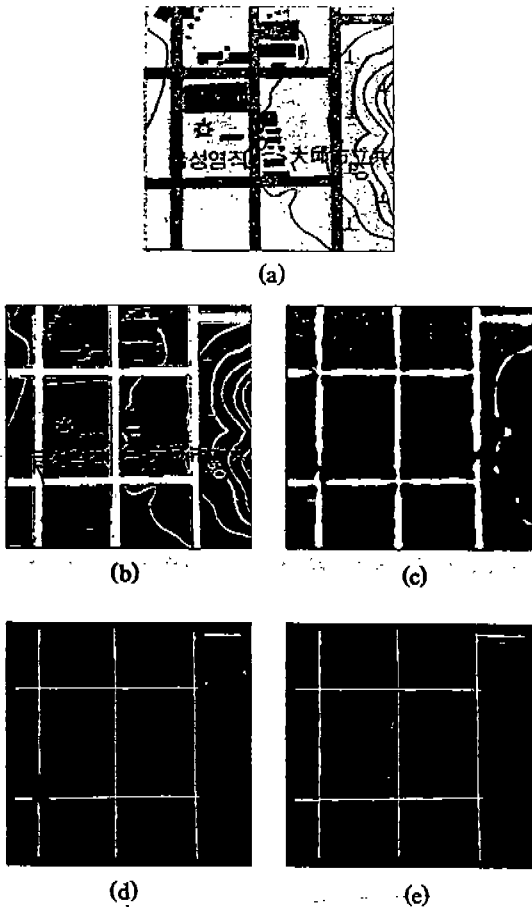
실험에 있어서 각 계층에서의 특징 추출을 위한 신경세포의 감도분포는 M x N 크기의 행렬에 의해서 공간 필터의 계수행렬 $W_{\phi}(\zeta, \eta)$ 로 구현된다. 그러나 실제 공간 필터의 계수행렬은 각 방향의 동일한 특징 정보의 추출을 위해서 ϕ 값에 의해서 회전이 가능하도록 M과 N 중에서 큰 값에 의한 정방행렬로 구현한다. 또한, 복잡형 세포를 제외한 모든 세포는 그 계수행렬의 계수의 총합이 '0'이 되게 함으로써 흥분과 억제 영역을 가지는 축억제형 신경세포를 구현한다. 선폭분류를 위한 U_0 층의 DOG 마스크는 흥분 영역과 억제 영역을 규정하는 인수로서 σ_e 와 σ_i 를 가지며 중심으로부터의 거리 r을 변수로 계수행렬 $G(\zeta, \eta)$ 를 생성한다. 여기서 $\sigma_i = (\text{필터반경})/3, \sigma_e = \sigma_i/1.6$ 으로 한다. 예를들어 11x11의 경우에 $\sigma_i = 5/3, \sigma_e = \sigma_i/1.6$ 이 되며, 공간 필터의 계수행렬에서 계수의 값이 '0' 보다 큰 흥분계수의 총합은 0.32874이고, '0' 보다 작은 억제계수의 총합은 -0.316102로써 두 영역의 합은 거의 '0'가 된다. 그외에 구현된 신경세포들은 DOG 마스크와는 다르게 계수행렬의 중심으로부터의 위치 x, y를 변수로 갖는다. 이들의 경우, $\sigma_i = (\text{필터의 } x\text{반경})/3, \sigma_e = \sigma_i/1.6, \sigma_{em} = (\text{필터의 } y\text{크기})/3$ 으로 하며, 특정 방향을 규정하는 인수 ϕ 를 포함한다. 또한 추출된 도로정보의 복원을 위해서 구현된 초복잡형 세포는 양단의 억제영역과 중앙 흥분영역의 크기를 규정하기 위한 6개의 인수를 가지며, 각 영역에서의 방향을 규정하는 3개의 방향 인수를 갖는다. 그리고 초복잡형 세포의 전역적인 방향을 규정하기 위해서 한 개의 방향 인수를 더 포함하며, 이것이 초복잡형 세포의 실제 반응 방향이 된다. 예를 들면, 도로정보의 복원을 위한 초복잡형 세포가 hypercomplex ((5, 7, 4), (5, 11, 4), (5, 7, 4), 2)의 인수를 가진다면, 각각의 영역에서의 계수행렬은 좌측흥분 영역은 5x7의 방향성 4, 중앙억제 영역은 5x11의 방향성 4, 우측흥분 영역은 5x7의 방향성 4를 가지며, 이렇게 구현된 초복잡형 세포는 방향성 2에 반응을 한다.

이상에서 구현된 신경세포는 공통적으로 이진 화

상의 생성을 위한 임계값을 부가적인 인수로 포함한다. 임계값을 위한 인수는 '0'에서 '1' 사이의 값을 가지며, 그 값은 단일 신경세포에서 전체 흥분반응에 대한 출력반응비를 나타낸다. '0'은 흥분 반응이 전혀 없는 것이고, '1'은 100%의 흥분반응을 의미한다.

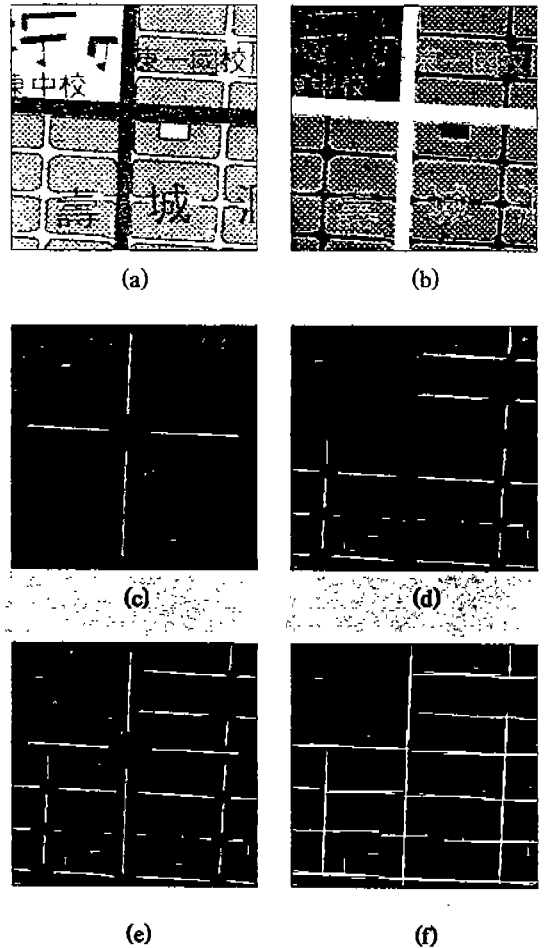
실제 실험에 있어서 입력될 지도 자체가 규격화되어 있지 않고, 스캐너로 입력된 화상이 도로정보의

추출에 충분한 정보를 가지고 있지 못했다. 이것은 많은 노이즈가 포함된 입력 화상에 대한 실험을 의미한다. 넓은 도로 추출의 경우에는 그림 5와 같이 넓은 도로가 지닌 적색의 색 정보에 의해서 색 처리를 하고, 처리된 이진화상을 선평분류함으로써 추출하고



(그림 5) 실험 결과 예-1 (넓은 도로) (a)원화상 (b)색처리에 의한 넓은 도로의 이진화상 (c)넓은 도로의 세선화상 (d)좁은 도로의 중심선화상 (e)도로 복원의 입력화상 (f) 최종 결과화상

(Fig. 5) Example of experimental results-1 (only wide-width roads) (a) original image (b) binary image of wide-width roads by color processing (c) thinning image of wide-width roads (d) skeleton image of narrow-width roads (e) input image for road reconstruction (f) final result

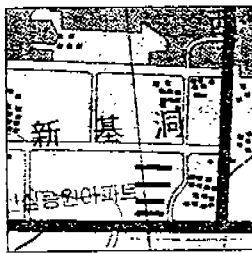


(그림 6) 실험 결과 예-2 (a)원화상 (b)색처리에 의한 넓은 도로의 이진화상 (c)넓은 도로의 세선화상 (d)좁은 도로의 중심선화상 (e)도로 복원의 입력화상 (f) 최종 결과화상

(Fig. 6) Another example of experimental results-2 (a) original image (b) binary image of wide-width roads by color processing (c) thinning image of wide-width roads (d) skeleton image of narrow-width roads (e) input image for road reconstruction (f) final result

자하는 도로에 대한 충분한 정보를 얻을 수 있다. 그리고 선폭분류된 화상에 대해서 단순형 세포의 수용 영역을 점차적으로 감소시킴으로써 세선화상을 얻을 수 있다. 그러나 좁은 도로 추출의 경우 평행한 두 직선 중 어느 한쪽이 없는 경우가 발생하고, 그에 따른 도로정보의 손실이 생긴다. 이와 같은 문제점은 지도 중에서 도로의 방향에 따라서 심각해질 수 있으며,

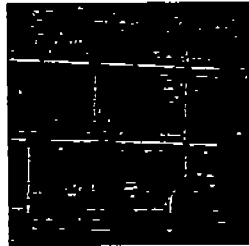
그림 8과 같이 도로의 방향이 대각선 방향일 경우에 평행선으로부터 추출되는 도로정보가 불충분하고, 추출된 도로정보가 연속되는 선분이 되지 않고, 한 화소 혹은 두 화소 정도의 어긋남을 보일 때, 이것은 도로정보의 복원에 있어서 더 많은 복원을 요구하며, 복원 과정 자체를 어렵게 할 수도 있다. 이러한 좁은 도로 추출의 문제점은 초기에 제시되는 좁은 도로의



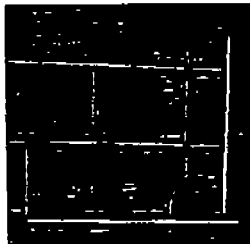
(a)



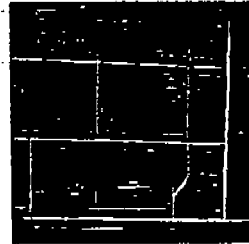
(b)



(c)



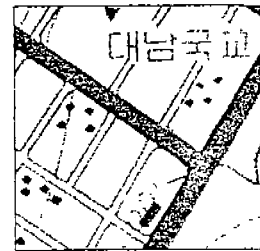
(d)



(e)

(그림 7) 실험 결과 예-3 (a)원화상 (b)넓은 도로의 세선화상 (c)좁은 도로의 중심선화상 (d)도로 복원의 입력화상 (e)최종 결과화상

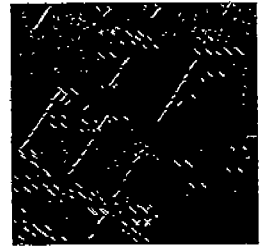
(Fig. 7) Another example of experimental results-3 (a) original image (b) thinning image of wide-width roads (c) skeleton image of narrow-width roads (d) input image for road reconstruction (e) final result



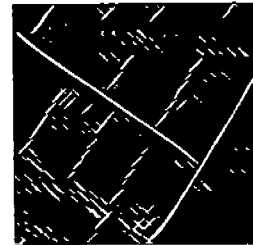
(a)



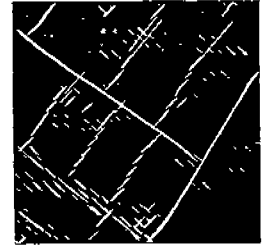
(b)



(c)



(d)



(e)

(그림 8) 실험 결과 예-4 (a)원화상 (b)넓은 도로의 세선화상 (c)좁은 도로의 중심선화상 (d)도로 복원의 입력화상 (e)최종 결과화상

(Fig. 8) Another example of experimental results-4 (a) original image (b) thinning image of wide-width roads (c) skeleton image of narrow-width roads (d) input image for road reconstruction (e) final result

형태정보인 평행선이 불완전하기 때문에 발생하며, 이를 해결하기 위해서는 불완전한 형태정보로부터 완전한 형태정보의 추출이 필요하다. 먼저, 좁은 도로의 형태특징인 평행선 영역을 추출하고, 이 영역의 내부에 대해서 이진화상을 생성하면, 세선화를 위한 보다 완전한 형태정보를 얻을 수 있다. 따라서, 넓은 도로정보의 추출 방법이 적용될 수 있다.

또한, 도로정보 복원의 경우에는 도로의 끊어진 구간이 일정하지 않기 때문에 관계되는 초복잡형세포의 발화 임계값을 매우 낮추게 된다. 그러나 그런 경우에 복원 대상이 아닌 영역에서도 그 정도의 흥분값을 가지게 됨으로 의외의 영역에서 도로정보의 복원이 이루어질 수 있으며, 이것은 또 다른 노이즈를 생성하는 결과를 초래한다. 그래서 도로복원 처리를 다양한 단락구간에 대해서 반복 처리함으로써 최적의 복원 화상을 얻을 수 있다.

이상의 모든 경우의 공통적인 문제점은 각 계층에서 근사된 세포의 발화 임계값이라 할 수 있다. 다른 형태 정보보다 특정의 형태 정보의 발화 임계값이 현저한 차이를 갖는다면 그렇게 어려운 문제는 아니다. 그리고 실제 시각 신경망에서 각 단계에서 작용하는 신경세포가 최적의 발화 임계값을 가지며, 또한 모든 정보처리가 병렬적으로 처리된다고 할 때 이러한 문제점은 문제시되지 않는다. 그러므로 본 논문에서 구현한 도로정보의 추출과 복원은 효율적이고 성공적으로 지도로부터의 도로정보의 획득이 가능하다.

6. 결 론

본 연구의 논점은 인간의 시각 신경계에서 이루어지는 정보 처리 메카니즘을 심리학적, 생리학적, 신경생리학적 해석을 기반으로 공학적 측면에서의 화상 처리의 한 분야인 도면자동입력 시스템의 패턴 특징 추출기법에 적용한 것으로 실제 지도 화상에 적용한 결과 성공적인 결과 화상을 얻을 수 있었다. 또한 이상에서 구현된 도로정보 추출과 복원은 전 과정에서 생체의 시각 신경계를 근사시킨 계층적 신경회로형 구조이다. 따라서 현재의 순차처리 방식의 시스템이 가지는 한계를 보완할 수 있는 시스템으로서의 가치가 있다고 할 수 있다. 그러나 처리과정에서의 최상의 도로정보 추출과 복원을 위한 시각 신경망의 각

계층에서의 최적 발화 임계값 설정, 최상단 계층인 초복잡형세포층에서의 수용영역의 민감성 문제, 실제 실험에서 신경망이 가지는 병렬처리 문제 등의 해결이 요구된다.

향후의 연구 과제로는 보다 일반적이며, 다양한 패턴형태에 반응하는 시각 신경망의 구현과 지도정보의 실제적인 이용을 위한 추출된 도로 정보의 벡터화나, 지도정보 가운데 지도 심벌, 문자 정보, 등고선 등의 유사 정보들의 분류 추출을 들 수 있고, 이러한 추출된 정보의 데이터베이스화를 통한 맵핑 시스템으로의 발전이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] 官武孝文, 松島 整. 平行線抽出手法を用いた地圖からの道路情報自動抽出, 電子情報通信學會論文誌(D), J68-D, 2, pp. 153-160, 1985. 2.
- [2] 中嶋正之, 安居院 猛, 飯塚久登. 市街地地圖に對するパラレルベクトルトレサを用いたグラフ構造 解析, 電子情報通信學會論文誌(D), J67-D, 12, pp. 1419-1426, 1984. 12.
- [3] 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.
- [4] 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. 6.
- [5] 長尾智晴, 安居院 猛, 中嶋正之. 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.
- [6] 乾敏郎, 視覚情報處理の基礎 サイエンス社, 1990.
- [7] 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.
- [8] 이우범, 박시동, 김옥현, "시각 메카니즘을 이용한 도로정보 추출기구의 구현", 한국정보처리학회 추계 학술발표논문집, pp. 584-589, 1995.
- [9] Marr. D. and Hildreth. E. "A theory of edge detection". Proc. R. Soc. Lond. B207, 187-217, 1980.
- [10] D. Marr, VISION. "A Computational Investigation

into the Human Representation and Processing of Visual Information”, W. H. Freeman & Company 1982.

- [11] 福島邦彦, 神経回路と情報処理, 朝倉書店, 1989.
- [12] Kim, W., Hirai, Y., Furukawa, T. and Arita, H. “A neural network detection road segments from maps using necessary and sufficient features”. Proc. IJCNN’91-Singapore, 1, 665-670, 1991.
- [13] 국립지리원:1:25,000 지형도, 국립지리원 고시 제16호, 1994년 4월.
- [14] 松本元, 大津展之, 脳とコンピ-テイング. ニュ-ロ コンピュ-テイング 1, 2, 培風館, 1992.
- [15] 鳥脇純一郎, 画像理解のために デジタル画像 処理 [I], [II], 昭晃堂, 1987.
- [16] 舟久保登, パターン認識, 共立出版株式会社, 1991.
- [17] 木内雄二, 画像認識のはなし, 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.



이 우 범

- 1995년 영남대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
- 1997년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
- 1997년~현재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야: 화상처리, 시각정보처리, 신경회로망, 패턴인식(얼굴, 문자인식) 등임.



황 하 정

- 1986년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1988년 영남대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
- 1994년~현재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심 분야: 화상처리, 시각정보처리, 패턴인식 등임.



김 옥 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