

<http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.1.75>

JIWIT 2012-1-10

고립 연결-성분의 방향성 인지에 의한 도로 영역 추출

Road Extraction by the Orientation Perception of the Isolated Connected-Components

이우범*

Woo-Beom Lee

요약 고해상도 위성영상에 내재된 도로 영역의 추출에 있어서 이진화, 잡음 제거, 색처리 등의 전처리 작업에 의해서 추출된 도로 후보 영역에 대한 도로 영역 식별 작업은 가장 중요한 과정이다. 따라서 본 논문에서는 전처리 작업에 의해서 추출된 도로 후보 영역에 대해서 대뇌 시각영역에서 발견되는 신경 세포(Neuron cell)의 방향-선택적 인지 기능을 계산 모델화한 공간필터(Orientation-selective spatial filter)를 적용하여 도로 영역을 식별하는 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 전처리 결과 고립된 연결 성분으로 라벨링 된 각각의 도로후보 영역에 대해서 신경 세포형 방향 필터를 적용한 후, 강한 방향 성분이 인지된 영역을 도로 영역으로 식별한다. 제안한 방법의 성능 평가를 위해서는 위성영상으로부터 추출된 도로 후보 영역에 대해서 도로, 비도로 부류의 혼동 행렬(Confusion matrix)을 이용한 식별 정확 및 오류율을 측정하여 보인다. 실험 결과, 본 논문에서 제안한 방향 선택적 필터 기반의 방법은 추출된 도로 후보 영역에 대해서 92% 이상의 도로 식별 정확성을 보였다.

Abstract Road identification is the important task for extracting a road region from the high-resolution satellite images, when the road candidates is extracted by the pre-processing tasks using a binarization, noise removal, and color processing. Therefore, we propose a noble approach for identifying a road using the orientation-selective spatial filters, which is motivated by a computational model of neuron cells found in the primary visual cortex. In our approach, after the neuron cell typed spatial filters is applied to the isolated connected-labeling road candidate regions, proposed method identifies the region of perceiving the strong orientation feature with the real road region. To evaluate the effectiveness of the proposed method, the accuracy&error ratio in the confusion matrix was measured from road candidates including road and non-road class. As a result, the proposed method shows the more than 92% accuracy.

Key Words : Road Extraction, Road Identification, Isolated connected-component, Orientation-Selective filters, Neuron Cell

1. 서 론

최근 위성 영상은 도시계획, 지형정보 등의 분야에서 지리정보시스템의 데이터베이스 구축을 위한 중요한

데이터로서 사용되고 있다. 이러한 위성 영상에 내재된 여러 정보들 가운데서 도로 영역은 지리적 이동정보를 제공할 수 있는 가장 중요한 정보 가운데 하나이다. 그러나 고해상도 위성영상에는 도로, 강, 건물, 산악, 평

*정회원, 상지대학교 컴퓨터정보공학부
접수일자 2011.12.27, 수정완료 2012.1.25.
게재확정일자 2012.2.10

Received: 27 December 2011 / Revised: 25 January 2012 /
Accepted: 10 February 2012

*Corresponding Author: beomlee@sangji.ac.kr

Dept. of Computer Information engineering, Sangji University, Korea

지 등의 지형요소가 혼재되어 있기 때문에 이 가운데서 도로 정보만을 추출하는 것은 어려운 과제이다.

고해상도 위성영상으로부터 도로 영역을 추출하기 위해서는 일반적으로 이진화, 잡음 제거, 색처리 등의 전처리 작업에 의해서 도로 후보 영역을 추출하고, 추출된 도로 후보 영역에 대한 도로 식별 작업을 수행한다.

지금까지 도로 추출에 관한 연구로 원형 정합^[1], 퍼지와 수리형태론^[2], 유전자 알고리즘^[3], 지식-기반 영상 분석^[4], 등의 방법이 연구되고 있다. 이러한 대부분의 방법들은 도로 후보 영역의 추출에 있어서 유사한 전처리 방법들을 사용하고 있으며, 다만 도로 후보 영역에서의 최종적 도로 식별에 사용되는 인식 기법에서의 차이를 보이고 있다. 그러나 지금까지의 방법은 도로 추출에 있어서는 비교적 만족할 만한 결과를 보이고 있으나, 다양한 종류의 지형 특성을 분류 인식하는 측면에서는 충분하지 않다.

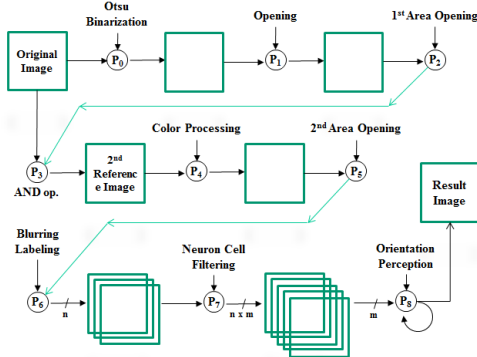


그림 1. 본 논문에서 제안하는 도로 영역 추출 과정
Fig. 1. Road Extracting Tasks in Our Approach

따라서 본 논문에서는 위성영상에서 도로영역을 특정 방향으로 뻗어 있는 고립 연결 성분으로 정의하고, 추출된 도로 후보 영역에 방향 선택적 공간 필터를 적용하여 강한 방향 성분이 인지된 요소를 도로로 식별한다.

제안하는 방법은 도로 후보영역을 추출하기 위한 1차 전처리 과정으로서 이진화, 수리형태론(Mathematical morphology)의 열림(Opening) 연산, 영역 열림(Area opening) 연산을 수행하여 전역적 도로 영역을 추출하고, 추출된 참조 영상에 색정보처리와 영역 열림 연산을 적용하여 2차 국소적 영역의 도로 후보 영역을 라벨링 한다. 최종적 도로 식별을 위해서는 인간의 대뇌 시각영역

(Visual cortex)에서 발견되는 방향 선택적 신경 세포의 수용영역을 근사시킨 공간 필터를 적용하여 도로 유무를 판단한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 도로영역 추출의 단계별 처리 과정을 나타낸다.

II. 도로영역 후보 추출

본 논문에서 제안하는 도로 후보 추출을 위해서는 그림 1과 같이 배경 분리를 위한 영상단위의 1차 전역적 도로 후보 영역 추출과 색상분류에 의한 화소단위의 2차 국소적 도로 후보 영역 추출을 수행한다^[10].

1. 1차 전역적 도로 후보 영역 추출

1차 전역적 도로 후보영역 추출은 이진화, 열림연산, 영역 열림연산 과정으로 구성되며, 위성영상으로부터 도로영역과 무관한 배경부분이 제거된 2차 참조 영상의 획득을 목적으로 한다.

가. 이진화(Binarization)

이진화 과정은 도로영역의 추출을 위해서 위성영상을 도로영역과 비 도로영역의 2가지 부류로 인식함으로써 계산량의 감소와 추출율의 향상에 그 목적이 있다. 일반적으로 이진화는 목적 영역을 '1'로 배경 영역을 '0'으로 설정하는데 본 논문에서는 도로영역을 '1'로 설정한다. 이진화 과정에서는 목적 영역을 구분하는 최적의 임계값을 찾는 것이 가장 중요한 핵심 문제이다.

본 논문에서는 가장 자연스러운 임계값 설정이 가능한 Otsu's 알고리즘^[5]을 이용하여 아래의 식 (1)과 같은 비용 함수(Cost function) Cf 에 의해서 이진화한다.

$$Cf = w_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 + w_1 \times (\mu_1 - \mu)^2 \quad (1)$$

$$= w_0 \times w_1 \times (\mu_0 - \mu_1)^2$$

여기서 w_0, w_1 은 이진화를 위한 부류0과 부류1의 가중치 요소로서 전체 영상에서 해당 부류의 화소값이 차지하는 확률을 의미한다. 그리고 μ 는 전체 화소의 평균값이고, μ_0, μ_1 는 각각 부류0과 부류1에 해당하는 화소들의 평균값이다. 따라서 두 부류를 분리하여 이진화하는 임계값은 비용함수 Cf 의 값을 최대로 하는 값, 즉 두 부류의 평균값의 차이를 최대로 하는 값으로 설정된다.

나. 수리형태론의 열림(Opening) 연산^[6]

이진화 과정이 완료되면 잡음 제거를 목적으로 아래 식 (2)와 같은 수리형태론의 열림 연산을 이진 영상에 적용한다.

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K \quad (2)$$

여기서 B 는 Otus 알고리즘에 의해서 이진화된 도로 영상이고, K 는 구조 형태소(Structuring element)를 의미한다. 그리고 \ominus 는 수리형태론의 녹임(Erosion) 연산이고, \oplus 는 불림(Dilation) 연산을 나타낸다. 따라서 열림 연산은 수리형태론의 녹임 연산의 결과에 불림 연산을 적용함으로써 수행된다.

열림 연산을 이진 영상에 적용하면, 영상의 전역적 기하학적(global geometric) 특징의 왜곡이 없이 구조 형태소보다 작은 세부적인 잡음을 제거할 수 있다.

다. 영역 열림(Area opening) 연산

전처리 과정의 열림 과정을 수행하고 나면 어느 정도의 잡음은 제거되지만, 작은 단편(fragmentation) 조각들이 남아있게 된다. 따라서 본 논문에서는 Luc Vincent^[7]에 의해서 제안된 영역 열림 연산을 도로영역의 추출과 무관한 세부영역을 제거하기 위해서 아래 식 (3)과 같이 적용한다.

$$\gamma_{\lambda}^a(X) = \{x \in X \mid Area(C_x(X)) \geq \lambda\} \quad (3)$$

여기서, $\gamma_{\lambda}^a(\cdot)$ 는 영역 열림 연산을 의미하고, $C_x(X)$ 는 연결된 열림(Connected opening)을 정의한 것으로 아래 정리 1에 의해서 정의된다.

정리1: $x \in M$ 에서 집합 $X \subseteq M$ 의 $C_x(X)$ 는 $x \in X$ 라면 x 를 포함하는 X 의 연결요소이고, 그렇지 않다면 \emptyset 이다. (여기서, M 은 mask이다.)

따라서 영역 열림 연산을 영상에 적용하면, 입력영상에서 λ 이상의 연결된 영역은 보존되고, 그렇지 않은 국소 영역은 세부 잡음으로 처리되어 연결 영역이 제거되게 된다.

2. 2차 국소적 도로 후보 영역 추출

1차 전역적 도로 후보 영역 추출 과정이 완료되면, 도로영역과 건물, 강, 산, 평지 등의 비도로영역이 혼재하게 된다. 따라서 본 논문에서는 도로영역과 비도로영역을 신경 세포형 공간 필터를 이용한 방향 특징 성분으로 식별하기 위하여 신경세포의 입력 패턴에 상응하는 국소적인 2차 도로 후보 영역을 추출한다.

1차 전역적 도로 후보 영역 추출의 결과영상은 거의 대부분의 경우에 지배적 영역이 도로영역이 된다. 따라서 도로 영역 식별을 위한 2차 도로후보 영역의 설정은 아래 식 (4)와 같이 1차 전역적 도로 후보 결과영상 I_{1stAO} 과 원영상 I_{1stR} 과의 영상곱 연산을 수행하여 두 번째 참조영상(2nd reference image) I_{2ndR} 을 생성한다.

$$I_{2ndR} = I_{1stAO} \wedge I_{1stR} \quad (4)$$

그 다음, I_{2ndR} 영상으로부터 아래 식 (5)를 이용하여 화소 단위의 2차 도로 후보 영역을 위한 이진화된 도로 색처리 영상 $I_c(\cdot)$ 을 추출한다.

$$I_c(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if condition 1 is satisfied} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

이때, 도로 영역의 화소로 선정되기 위한 조건1은 아래 수식 (6)과 같이 정의된다.

$$(1 - \alpha) \cdot C_R \leq I_{2ndR}(x,y) \leq (1 + \alpha) \cdot C_R \quad (6)$$

$$\text{where, } C_R = \arg\{\max_{c \in I_{2ndR}} \{H(c)\}\}$$

식 (6)에서 C_R 은 I_{2ndR} 영상에 존재하는 모든 칼라 색상 c 에 대한 히스토그램 값 $H(c)$ 가운데에서 최고값을 갖는 색상값, 즉 영상의 지배 색상을 도로 색상으로 선택한다.

그리고, $I(x,y)$ 는 영상의 (x,y) 좌표에서의 색상 값을 의미하고, α 는 0과 1사이의 값을 갖는 유사성 측정 상수로서 유사 칼라로 허용되는 범위를 설정한다.

그러나 이상의 색처리 과정이 완료되면, 작은 단면들이 발생 가능하기 때문에 이들의 제거를 위해서 식 (3)의 영역 열림 연산을 한 번 더 적용한다.

최종적으로 색처리 결과영상 $I_c(\cdot)$ 에 대해서 연결 요소 라벨링(Connected-component labelling) 과정을 적용한다. 영상의 각 고립된 라벨 영역은 다음 절의 도로 식별 작업을 위한 하나의 입력 단위에 상응하며, 각 라벨링된 영역의 방향 특징 성분을 계산하여 도로 영역과 비도로 영역으로 분류 인식하게 된다.

III. 도로 영역 식별

본 논문의 도로 식별 알고리즘은 본 논문의 핵심적인 과정으로서 도로 후보 영역 추출에서 라벨링된 고립 영역의 방향 성분을 분석하여 도로 영역으로 최종 식별한다.

1. 신경 세포형 방향 선택적 공간 필터

본 논문에서 고립 연결 영역의 방향성 인지를 위해서 사용하는 신경 세포형 공간 필터는 아래 식 (7)과 같이 최적 방위(Preferred orientation)를 갖는 비대칭 두 가우스 함수의 차(ADoG: Asymmetrical Difference Of two Gaussian)에 의해서 정의된다. 식 (7)에서 (x', y') 는 (x, y) 좌표에서 최적 방위 ϕ 의 회전 좌표를 의미하고, σ_e 와 σ_i 는 각각 공간 필터의 계수 값이 양수(+인) 흥분 영역과 음수(-인) 억제 영역을 나타내는 공간 상수이다. 그리고 σ_{en} 는 공간 필터의 최적 방향의 민감도 상수(sensitivity constant)를 의미한다.

$$C_S(x', y', \phi) = \left(\exp\left(-\frac{x'^2}{2\sigma_e^2}\right) - \frac{\sigma_i}{\sigma_e} \exp\left(-\frac{x'^2}{2\sigma_i^2}\right) \right) \cdot \exp\left(-\frac{y'^2}{2\sigma_{en}^2}\right) \quad (7)$$

where,

$$(x', y', \phi) = (x \cos \phi + y \sin \phi, -x \sin \phi + y \cos \phi)$$

이 신경 세포형 공간 필터는 인간의 대뇌 시각피질(Visual cortex)에서 발견된 단순형 세포(Simple cell)의 수용영역(Receptive field)을 근사한 것으로, 특정 방향의 선이나 윤곽에 반응하는 특성을 가지고 있다^[8].

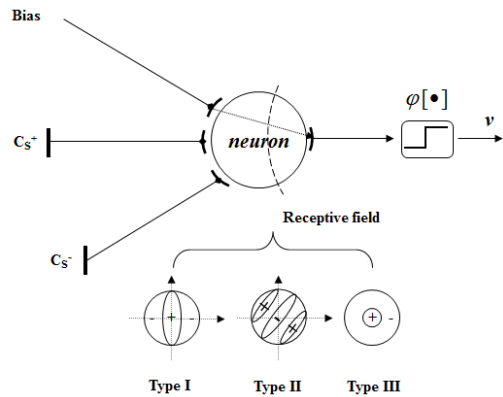


그림 2. 흥분-억제형 신경세포 모델
Fig. 2. The excitatory-inhibitory neuron model proposed in our approach

2. 고립 연결-성분의 방향성 인지

본 논문에서 근사된 흥분-억제형 신경 세포 계산 모델의 공간 필터는 라벨링된 각 고립 연결 성분의 방향성을 인지하기 위해서 각각의 라벨링된 영역을 입력으로 각 최적 방향별 반응값을 계산한다. 이때, 공간 필터의 반응값은 그림 2와 같이 입력 영상의 국소 영역에서의 인간의 시각 반응과 유사하게 흥분영역과 억제영역의 반응합(Sum of response)에 의해서 방향 인지 정도를 결정한다.

일반적으로 흥분-억제형 신경 세포의 계산모델은 그림 2와 같이 비대칭형(Type I), 양대칭형(Type II), 대칭형(Type III),의 3가지 유형으로 구현 가능하다. Type I 모델의 경우는 방향별 단일 직선 검출에 사용되고, Type II의 경우에는 방향별 평행선 검출, 그리고 Type III는 윤곽검출에 사용할 수 있다. 그림 3은 본 논문에서 방향 인지를 위해서 사용되는 식 (7)의 $ADoG(\cdot)$ 함수의 공간 필터에 대한 2차원 프로파일을 나타낸다.

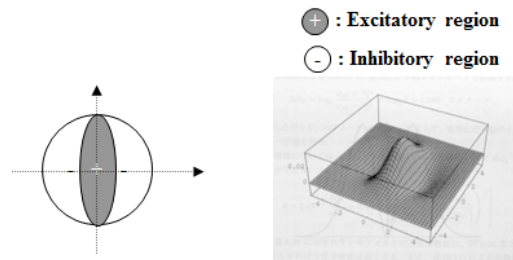


그림 3. $ADoG(\cdot)$ 함수 공간필터의 2D 프로파일
Fig. 3. 2D profile of $ADoG(\cdot)$ spatial filter used in our approach

신경 세포의 계산 모델이 방향 인지를 위한 공간필터로서 구현이 완료되면, 하나의 라벨링된 입력 영상 $i(x,y)$ 화소에서의 최적 방향 ϕ 에 대한 신경 세포의 인지 반응값 $\nu(\cdot)$ 아래 식 (8)과 같이 정의된다.

$$\nu(x,y,\phi) = \varphi \left[\frac{1 + \int \int_{A_S} C_S^+(\zeta,\eta,\phi) \cdot i(x+\zeta,y+\eta) d\zeta d\eta}{1 + \int \int_{A_S} C_S^-(\zeta,\eta,\phi) \cdot i(x+\zeta,y+\eta) d\zeta d\eta} - 1 \right] \quad (8)$$

여기서, A_S 는 $|\zeta|^2 + |\eta|^2 \leq |A_S|^2$ 를 만족하는 신경 세포형 공간 필터의 수용영역을 나타내고, ζ, η 는 각각 해당 공간필터에서의 흥분영역과 억제영역을 나타낸다. 그리고 $i(x,y)$ 는 각 라벨링된 영상의 화소값을 의미하며, $\varphi[\cdot]$ 는 신경세포의 최종 반응을 나타내기 위한 임계 계단 함수(Step function)를 의미한다.

입력된 하나의 고립 라벨 영역의 최종적인 도로 영역 식별 판정을 위해서는 k 고립 라벨의 모든 화소에 대해서 식 (8)의 방향 인지값, $\nu(\cdot)$ 의 계산이 완료되면, 아래 식 (9)를 이용하여 라벨링된 고립 연결-영역, k 의 도로 유무를 확정 판정한다.

$$\mathcal{J}(k) = \varphi \left[\left(\sum_{\phi=1}^n T_{\phi}^k \right) / T_A^k \right] \quad (9)$$

$$\text{where, } T_A^k = \omega \cdot T_A^k, \text{ if } \sum_{\phi=1}^n T_{\phi}^k \geq T_A^k$$

위 식(9)에서 T_{ϕ}^k 는 k 고립 라벨에서 최적 방향 ϕ 에 대해서 방향인지가 된 화소의 총수이고, T_A^k 는 k 고립 라벨을 구성하고 있는 화소의 총수이다. 즉, 해당 고립 라벨에서 전체 화소 가운데 방향인지가 된 화소 수의 합이 일정 비율을 초과한다면, 입력된 k 라벨은 $\mathcal{J}(k)$ 함수에 의해서 도로 영역으로 최종 식별된다. 그러나 이때, 모든 최적 방향에 대한 반응 화소수의 합이 고립 라벨을 구성하고 있는 전체 화소수를 초과한다면, 하나의 화소에 대해서 여러 개의 방향성이 인지된 것으로 간주한다. 그리고 전체 화소 T_A^k 에 반응을 나타낸 최적 방향의 수, ω 를 가중치로 곱하여, 즉 단일 최적 방향의 평균 비율을 구함으로써 도로 판정을 수행한다.

IV. 실험

본 논문에서 제안하는 방향성 인지 능력을 가진 신경 세포형 공간 필터를 이용한 도로영역 분류 인식 방법은 다양한 고해상도의 위성영상을 이용하여 실험하였다. 각 단계의 처리과정은 MS Windows 7 환경 하에서 Mathworks 社의 MATLAB 2010b 버전에서 Image Processing ToolBox를 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다.

제안한 방법의 성능 평가를 위해서는 위성영상으로부터 전처리 작업에 의해서 고립 연결-요소로 라벨링된 도로 후보 영역에 대해서 도로, 비도로 부류의 혼동 행렬 (Confusion matrix)을 이용한 식별 정확 및 오류율을 측정하였다. 그림 4는 도로영역 추출을 위한 각 단계에서의 처리 결과 영상이며, 표 1은 그림 4의 입력 영상에서 도로 판정을 위한 신경 세포형 공간 필터의 방향성 인지 결과표이다. 이 경우에 표에서 도로 인지 임계값은 $\mathcal{J}(k) = 60\%$ 이며, 비 도로 고립 연결 성분의 대부분이 가중치 ω 값에 의해서 조정된 임계값을 사용하고 있다.

표 2는 다양한 도로 영상에 대한 성능평가 결과이고, 실험 결과 도로 후보 영역에 대한 도로 식별에 있어서 92% 이상의 정확성을 보였다.

V. 결론

본 논문에서는 고해상도 위성영상으로부터 이진화, 잡음제거, 색처리 등의 전처리 결과로서 고립 영역으로 라벨링된 도로후보 영역을 최종 식별하기 위한 신경회로망적 새로운 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 인간의 대뇌에서 방향성 검출 작용을 하는 신경세포의 수용영역 및 반응을 계산 모델화한 공간필터를 적용함으로써 일반적으로 신경회로망 접근 방식이 갖는 병렬성과 입력 패턴의 가변성에 대한 해결 능력이 우수하다. 뿐만 아니라 표 3과 같이 신경회로망의 입력을 위한 입력패턴의 생성 과정과 학습과정이 없기 때문에 도로 식별을 위한 계산량을 줄일 수 있으며, 특히 방향 정보를 기반으로 하기 때문에 특정 방향별 도로의 추출에도 확대 적용 가능하다. 그러나 신경세포형 공간필터의 방향성 민감도 문제나 반응 인지를 위한 임계값 설정이 중요한 성능 향상의 문제로 남아 있다.

이런 문제점에도 불구하고 입력되는 도로 영상의 해

상도 및 추출 도로의 유형에 따른 크기의 정규화가 보장된다면, 본 논문에서 제안하는 도로 식별 방법은 지리정보시스템의 데이터 구축 자동화를 위해 매우 유용한 방법이 될 것이다.

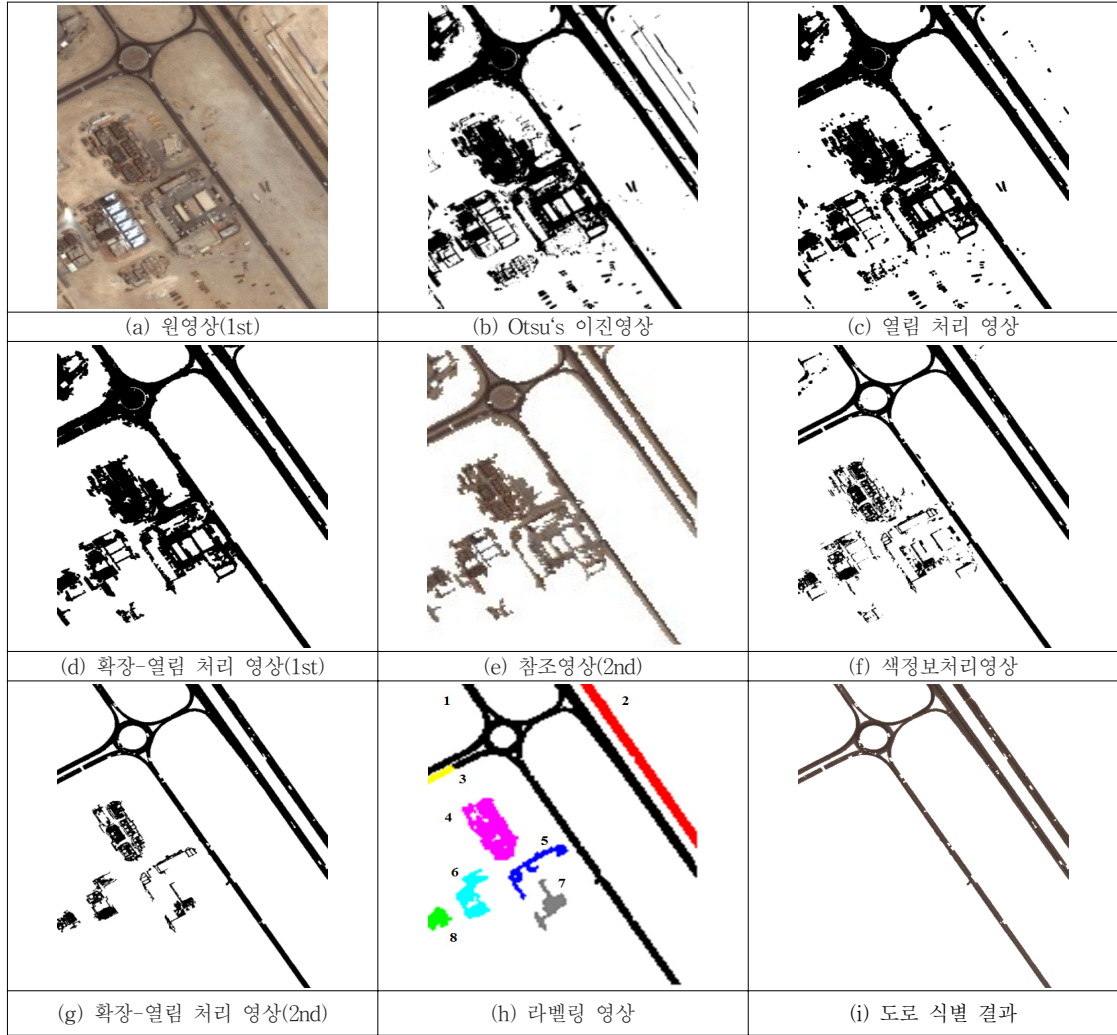


그림 4. 실험 결과 영상
Fig. 4. Experimental Result Images

표 1. 그림 4의 라벨링된 고립 영역에 대한 신경 세포의 방향 선택적 인지도
Table 1. The Degree of Orientation-Selective Perception for Labelled Isolated-Components in Fig. 4

라벨(k)	Tv_1^k	Tv_2^k	Tv_3^k	Tv_4^k	Tv_5^k	Tv_6^k	Tv_7^k	Tv_8^k	$\sum Tv_\phi^k$	T_A	비율	ω	$J(k)$
1	0	0	72	879	73	153	317	421	1915	2088	91%	x	91%
2	0	0	0	346	0	0	0	0	346	548	63%	x	63%
3	0	0	0	0	0	0	35	41	76	53	143%	2	71%
4	0	0	0	5	0	0	17	130	152	518	29%	x	29%
5	0	0	0	0	0	0	79	111	190	179	106%	2	53%
6	0	0	0	0	0	66	101	115	282	245	115%	3	38%
7	0	0	0	0	0	53	84	87	224	168	133%	3	44%
8	0	0	0	0	0	27	54	75	156	102	152%	3	50%

표 2. 도로 식별률

Table 2. Road Identification Ratio

결과 \ 입력	도로	비도로
도로	75	10
비도로	5	110
계	93%	91%

표 3. 신경망 방법과 제안 방법의 특성 비교

Table 3. Comparison of General Neural Method vs. Our Method

구분	Neural Network	Our Method
입력패턴생성	O	X
학습과정	O	X
병렬성	X	O
방향별 도로추출	X	O

참 고 문 헌

[1] Gruen, A., et al., "Linear feature extraction with dynamic programming and globally enforced least squares matching", Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images, pp. 83-94, 1995.

[2] Mohammadzad, A., et al., "Automatic linear feature extraction of Iranian roads from high resolution multi-spectral satellite imagery", Proc. of ISPRS, pp. 764-768, 2004.

[3] Jeon, B.K., et al., "Road detection in space born SAR images using a genetic algorithm", IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing 40(1), pp. 22-29, 2002.

[4] Zang, C., et al., "Knowledge-based image analysis for 3D edge extraction and road reconstruction", Int. Arch. Photogrammetry Remote Sensing B3 (33)

pp. 1008-1015, 2000.

[5] N. Otsu. "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms", IEEE Trans. on Sys. Man, and Cyber. 9(1), pp. 62-66, 1979.

[6] R. M. Haralick, et al, "Image analysis using mathematical morphology", IEEE Trans. on PAMI 9(4), pp. 532-550, 1987.

[7] Luc Vincent, "Morphological Area Openings and Closings for Greyscale Images", Proc. NATO Shape in Picture Workshop, Driebergen, The Netherlands, Springer-Verlag, pp. 197-208, 1992.

[8] D. Marr, *Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. W. H. Freedom & Company, 1982.

[9] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, Info Access Distribution Pte Ltd., 1992.

[10] 서정, 이우범, 김옥현, "역전파 신경회로망에 의한 위성 영상으로부터의 도로영역 추출", 한국신호처리시스템학회 하계학술대회, 제9권, pp. 111-114, 2008.

저자 소개

이 우 범(정회원)



- 1995 영남대학교 컴퓨터공학과 학사
- 1997 영남대학교 컴퓨터공학과 석사
- 2000 영남대학교 컴퓨터공학과 박사
- 2000.03-2004.02 대구과학대학교 컴퓨터공학과 교수
- 2004.03-2007.02 영남대학교 전자정보공학부 컴퓨터전공 특임교수

• 2007.03-현재 상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수

<관심분야 : 뉴로비전컴퓨팅, IT융합의료기(한방의료영상), 제스처인식>

※ 본 논문은 2010년도 상지대학교 교내 연구비 지원에 의한 것임.