

텍스쳐 기반 BP 신경망을 이용한 위성영상의 도로영역 추출

Effective Road Area Extraction in Satellite Images Using Texture-Based BP Neural Network

서정*, 김보람*, 오준택*, 김옥현*

Zheng Xu*, Bo-Ram Kim*, Jun-Taek Oh*, Wook-Hyun Kim*

요약

본 논문에서는 고해상도 위성영상에 대해서 분할된 후보영역의 텍스처 정보를 기반으로 BP 신경회로망을 이용한 도로영역검출방법을 제안한다. 먼저, N.Otsu가 제안한 히스토그램 기반의 이진화와 열림연산을 수행하여 배경영역으로부터 일차적으로 도로영역인 전경부분을 분할한다. 그리고 전경부분의 색상 히스토그램을 이용하여 주요색상을 추출한 후 ± 25 범위 이내에 있는 영역을 도로영역 후보를 검출한다. 마지막으로, 분할된 후보 도로영역에 대해서 동시발생행렬을 이용하여 텍스처 정보를 추출한 후 BP 신경회로망을 이용하여 최종적인 도로영역을 검출한다. 제안한 방법은 도로영역이 일정한 밝기값과 형태를 가진다는 사실에 착안한 것으로, 실험에서 다양한 위성영상들을 대상으로 평균 90% 이상의 검출율을 보여 그 유효함을 보였다.

Abstract

This paper proposes a road detection method using BP(Back-Propagation) neural network based on texture information of the each candidate road region segmented for satellite images. To segment the candidate road regions, the histogram-based binarization method proposed by N.Otsu is firstly performed and the neighboring regions surrounding road regions are then removed. And after extracting the principal color using the histogram of the segmented foreground, the candidate road regions are classified into the regions within ± 25 of the principal color. Finally, the road regions are segmented using BP neural network based on texture information of the candidate regions. The texture information in this paper is calculated using co-occurrence matrix and is used as an input data of the BP neural network. The proposed method is based on the fact that the road has the constant intensity and shape. The experiment demonstrated the validity of the proposed method and showed 90% detection accuracy for the various images.

Keyword : Road Segmentation, BP Neural Network, Texture, Binarization

I. 서론

IT 기술의 발전과 더불어 고해상도 위성영상은 지도제작 및 도시정보 등의 지리 정보를 획득하기 위한 효과적인 수단으로 인식되고 있다. 이러한 지리 정보를 추출하기 위해서 현재에는 항공사진 대신에 위성영상을 많이 이용하고 있으며, 이는 지형지물의 변화상황을 용이하게 파악할 수 있고 지형요소의 획득이 가능하다는 장점을 가진다. 위성영상에서 도로정보는 현재 활발히 연구되고 있는 지리정보시스템의 구축에 반드시 요구되는 정보이다. 지리정보시스템에는 건물, 철도, 도로 등의 여러 가지 정보를 포함하며, 특히, 도로정보는 교통관제, 차량 항법 등에 이용되는 중요한 정보로써, 자동으로 위성영상으로부터 도로정보를 추출하기 위한 연구가 활발히 수행되고 있다[1,2].

위성영상에서 도로영역 검출은 기존에 이루어졌던 농촌 또는 도시 근교지역에서 시작되어 현재에는 도로주변의 건물과 각종 시설물 등으로 혼재되어 있는 도시지역을 대상으로 수행되고 있다. 중저해상도 위성영상에서 획득하기 힘든 복잡한 지리정보를 고해상도 위성영상이 많이 보급화되면서 고해상도 위성영상에 대한 효율성은 증가하고 있다. 그러나 고해상도 위성영상의 경우에는 저해상도 영상에 비해서 도로 주변의 건물 또는 건물 사이의 공간 등이 도로로 오인식되는 장해요인 등이 존재하기 때문에 위성영상의 해상도는 목적에 따라 선정할 필요가 있다. 그러나 이러한 해상도 문제를 떠나서라도 건물 같은 많은 객체들이 공존하는 복잡한 영상이나 도심이나 시외지역에 따라 도로망이 서로 다른 기하학적 특성을 가지고 있기 때문에 위성영상에서 도로만을 자동으로 추출하기에는 어려움이 존재한다.

최현[3] 등은 고해상도 위성영상을 대상으로 도로 경계 검출을 위한 고주파수와 저주파수 필터링을 이용한 방안을 제안하였으며, 고해상도 위성영상의 특성에 따른 도로가 아닌 구조물 경계검출에 대한 분석이 요구된다. Byoung-Ki Jeon[4] 등은 위성영상의

*영남대학교 컴퓨터공학과

투고 일자 : 2009. 6. 4 수정완료일자 : 2009. 7. 28
개제확정완료 : 2009. 7. 29

예지정보와 search region growing 기반 유전자 알고리즘을 이용하여 도로영역을 검출하는 방법을 제안하였으며, Zhang Hong-lei 등[5]은 고해상도 위성영상에서 예지를 검출한 후 road model를 기반으로 유전자 알고리즘을 이용하여 도로를 검출하였으며, Y. Gao 등[6]은 유전자 알고리즘과 region growing을 이용한 방법을 제안하였으나 이들은 실시간 처리에 어려움을 가진다. 그리고 M. Mokhtarzadeh[7] 등은 화소의 RGB 밝기값을 기반으로 normalized distance를 계산한 후 이를 BP 신경망의 입력값으로 이용하였으며, 고해상도 위성영상에서 도로를 검출하기 위한 최적의 신경망 구조를 설계하였다. 그러나 도로영역이 아닌 건물, 빌 공간 등의 잡음 영역들도 도로영역으로 분할되는 단점을 보였다. 그러므로 잡음영역들을 제거하기 위한 추가적인 작업이 요구된다. 그리고 Q. Zhang 등[8]은 균일한 명도값을 가지는 도로의 특성을 이용한 ATS(angular texture signature)와 군집화를 결합하여 도로를 추출하는 방법을 제안하였다. 그러나 복잡한 도심에서 도로의 경계선 위치와 도로 폭에 대한 정보를 추출하기 어려운 문제점을 가진다. 이동훈 등[9]는 위성영상에서 히스토그램 기반의 경계선 추출자를 이용한 도로 영역 추출방법을 제안하였으나 도로와 유사한 이웃 영역으로 인해 끊어진 도로영역의 경우에는 경계선 추적에 어려움이 존재한다. H. Liu 등[10]은 고해상도 위성영상을 대상으로 유전자 알고리즘 최적화 기반의 FCM(fuzzy c-means) 클러스터링 알고리즘을 이용한 도로영역 분할방안을 제안하였다. 그러나 클러스터링 과정과 유전자 알고리즘의 최적화 문제로 인하여 실시간 처리가 어렵다는 단점을 가진다.

본 논문은 고해상도 위성영상에 대해서 텍스처 정보 기반의 EBP 신경망을 이용한 도로영역검출을 제안한다. 먼저, N.Otsu가 제안한 알고리즘을 이용하여 위성영상에 대해서 이진영상을 생성한 후 열림연산 등을 이용하여 도로 주변의 잡음 영역들을 제거한다. 그리고 분할된 영역들에 대해서 색상히스토그램을 이용하여 주요색상을 추출한 후 이를 기반으로 후보 도로영역을 제검출한다. 이는 도로영역이 주변의 다른 영역들과 차별적인 동일색상으로 구성되어 있기 때문에 가능하다. 그리고 도로영역은 유사한 형태를 가지기 때문에 본 논문에서는 동시발생행렬을 이용하여 추출한 텍스처 정보를 기반으로 EBP 신경망을 이용하여 최종적인 도로영역을 검출한다. 제안한 방법은 그림 1과 같이 도로영역에 대한 색상 및 텍스처 정보, 그리고 신경망을 결합한 것으로, 비교적 간단하면서 높은 성능을 기대할 수 있다.

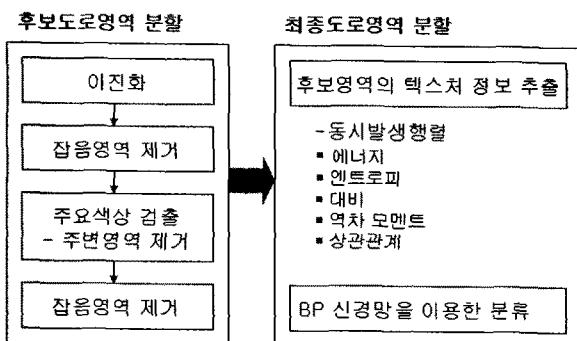


그림 1. 제안 방법의 처리과정

Fig. 1. Flowchart of the proposed method

II. 이진화와 히스토그램 기반의 주요색상을 이용한 후보 도로영역의 분할

이진화는 영상을 전경 부분과 배경 부분으로 분할하는 과정으로, 객체의 검출이나 효과적인 특징 정보를 추출하기 위해 이용되는 전처리 과정 중 하나이다. 현재 문서 영상이나 다양한 실영상을 이진화하기 위해 많이 이용되는 알고리즘으로는 N.Otsu의 방법이 있다. N.Otsu의 방법은 주어진 임계값으로 전경 부분과 배경 부분을 분할한 후 각 부분의 밝기값에 대한 분산이나 전경 부분과 배경 부분간의 밝기값에 대한 분산을 이용하여 얻은 최적의 임계값을 기반으로 이진화하는 방법이다. 식(1)과 식(2)는 N.Otsu가 제안한 최적의 임계값을 찾기 위한 식을 나타낸다.

$$var_{between-class} = P_b^t(u_b^t - u)^2 + P_f^t(u_f^t - u)^2 \quad (1)$$

$$var_{within-class} = P_b^t var_b^t + P_f^t var_f^t$$

$$t_{otsu} = \arg \{ \max_{0 \leq t \leq 255} (var_{between-class}) \} \quad (2)$$

$$= \arg \{ \min_{0 \leq t \leq 255} (var_{within-class}) \}$$

식(2)에서 t_{otsu} 는 영상의 이진화를 위한 최적의 임계값을 나타내며, 이는 전경 부분(흰색에 가까운 화소 값)과 배경 부분(검은색에 가까운 화소 값)간의 분산 값을 나타내는 $var_{between-class}$ 이 최대이거나 전경 부분의 분산 값과 배경 부분의 분산 값을 합하여 나타내는 $var_{within-class}$ 가 최소일 때 결정된다. P_b^t 와 P_f^t 는 주어진 임계값 t 로 전경 부분과 배경 부분으로 영상을 분할하였을 때 각 부분에 대한 확률값을 의미한다. u , u_b^t , u_f^t 는 영상의 평균밝기값, 전경부분의 평균밝기값, 그리고 배경부분의 평균밝기값을 각각 나타내며, var_b^t 와 var_f^t 는 전경부분과 배경부분의 분산값으로, 이들은 색상 히스토그램을 이용하여 추출된다.

이진화를 수행한 후 분할된 전경부분에 대해서 도로영역에 붙어있는 미세한 배경영역 등을 제거하기 위해서 3×3 크기의 element structure mask를 이용한 열림연산을 수행한다. 그리고 도로영역은 일정한 밝기값의 연결된 영역이기 때문에 독립적으로 분할된 작은 영역들은 제거된다. 이 때 이용되는 크기 임계치는 400으로 설정하였으며, 이는 실험을 통해 획득한 값이다.

후보 도로영역의 검출은 색상히스토그램의 주요색상을 기반으로 수행된다. 먼저, 이진화에 의해 분할된 모든 영역들을 대상으로 히스토그램을 생성한 후 빈도수가 가장 많은 색상을 도로의 주요색상으로 고려하며, 주요색상의 ± 25 범위 이내에 있는 영역만을 추출한다. 그리고 색상에 따른 후보영역을 검출함으로써 분할된 독립적인 잡음영역들을 제거하기 위한 목적으로, 다시 한번 더 주어진 크기 임계치보다 작은 영역들을 제거한다. 마지막으로, 분할된 후보 도로영역에 대한 분류를 수행하기 위해 connected component 알고리즘에 의해 라벨링을 수행한다.



그림 2. N.Otsu 방법에 의한 위성영상의 이진화
Fig. 2. Binarization of satellite image using N.Otsu's method

그림 2와 3은 도로영역 후보의 분할과정에 따른 처리과정을 보여준다. 그림 2(a)는 원영상이며, 그림 2(b)는 임계치를 150로 하였을 때 이진화한 영상을 보여준다. 이에 비해 그림 2(c)는 N.Otsu의 방법을 이용하여 이진화한 영상으로, 도로영역이 동일한 색상정보를 가진다는 특성에 의해 비교적 나은 분할결과를 보였다. 그러나 여전히 배경영역에 속한 잡음영역들도 포함하고 있으며, 이를 제거하기 위해서 열림연산과 크기 기반의 잡음영역 제거과정에 의해 그림 3(a) 및 그림 3(b)와 같이 단순히 이진화만을 수행한 결과보다 더 나은 결과를 보였으며, 분할된 영역은 대부분이 도로영역임을 알 수 있다. 그리고 그림 3(c)는 히스토그램을 이용하여 추출한 주요색상을 기반으로 ± 25 범위 이내의 영역만을 분할한 것으로, 도로 주변의 건물 및 기타 잡음 영역들이 제거됨을 알 수 있다. 그러나 색상을 기반으로 잡음 영역을 제거하기 때문에 또 다른 잡음영역들이 분할되어지며, 이에 그림 3(d)와 같이 크기 임계치보다 작은 잡음영역들을 제거함으로써 보다 나은 결과를 획득할 수 있었다.

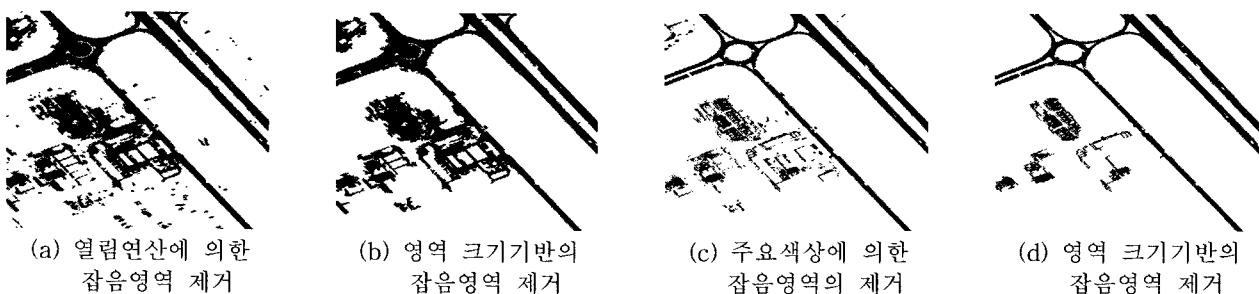


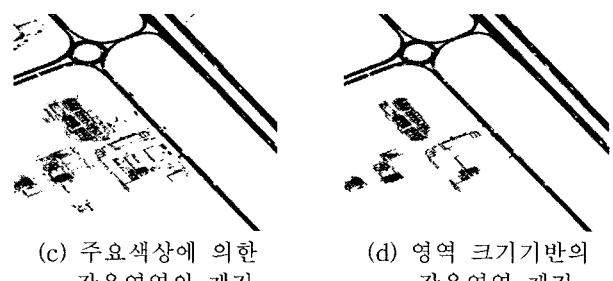
그림 3. 잡음영역의 제거에 의한 후보도로영역의 분할
Fig. 3. Candidate road regions segmented by the removal of the noise regions

III. 텍스처 정보 기반의 EBP 신경망을 이용한 도로영역의 분류

도로영역은 일정한 밝기값과 형태정보를 유지하고 있기 때문에 일정한 텍스처 정보를 가진다. 텍스처의 일정한 정도를 판단하기 위해 분할된 영역으로부터 각각의 텍스처 정보들을 추출한 후, 이를 EBP(error back propagation) 알고리즘에 적용하여 도로영역의 여부를 결정한다. 동시발생행렬을 이용하여 텍스처 정보를 계산하며, 본 논문에서 사

용되는 5가지의 텍스처 정보는 엔트로피(entropy), 에너지(energy), 대비(contrast), 역차모멘트(inverse difference moment) 그리고 상관관계(correlation)이다. 또한, 분류에 이용되는 EBP 알고리즘은 대표적인 신경망 알고리즘으로 분류알고리즘을 많이 이용된다. 최적화 관련 문제를 해결하기 위해 많이 이용되고 있는 유전자 알고리즘과 비교하였을 때, 신경망은 최적화 함수를 결정할 필요없이 단지 신경망 구조를 설계함으로써 전역적 또는 국부적 최적방안을 결정할 수 있는 장점을 가진다.

먼저, 분할된 각 영역들을 감싸는 최외각 사각형을 생성한 후 사각형의 내부영역에 대해서 거리값 1과 방향성 0도, 90도, 315도 범위벡터를 이용한 3개의 동시발생행렬을 생성하며, 이를 기반으로 식(3)을 이용하여 5가지의 텍스처 정보를 추출한다. 그림 4(a)는 4×4 크기의 회색조 원영상을 나타내며, 그림 4(b)는 밝기값 i 와 j 에 대해서 315도 방향(θ)으로 거리(d) 1만큼 떨어진 범위벡터를 나타낸다. 그림 4(c)는 이러한 범위벡터를 기반으로 원영상에 대해 생성된



동시발생행렬 $M[i,j]$ 를 나타내며, 원영상의 밝기값의 범위에 따라 $M[i,j]$ 의 크기는 변화한다. 즉, 그림 4(a)의 밝기값의 분포는 4이므로 $M[i,j]$ 는 4×4 행렬이 된다. 예를 들어, $M[i,j]$ 를 생성하는 방법에 대해서 간단히 설명하자면, 원본 영상의 화소들 중에서 첫 번째 화소의 밝기값이 i 이고, 두 번째 화소는 첫 번째 화소로부터 θ 방향으로 거리 d 만큼 떨어져 있으으면서 밝기값이 j 인 화소 쌍의 개수를 세어서 이 값을 $M[i,j]$ 의 i 번째 행의 j 번째 열에 넣는다. $P_{0^{\circ},1}$ (0,0)의 경우 0° 도 방향으로 거리값 1인 동시발생행렬

이면, 그림 4(c)는 $P_{0\cdot,1}(0,0)$ 로 계산된 것을 나타낸다.

(a) 원영상	(b) 변위벡터	(c) 동시발생행렬
i	j	
0 1 2 3	0 1 2 3	0 1 2 3

그림 4. 동시발생행렬의 생성

Fig. 4. Generating co-occurrence matrix

$$\begin{aligned}
 \text{Entropy} &= \sum_{a,b} P_{\phi,d}(a,b) \log_2 P_{\phi,d}(a,b) \\
 \text{Inverse difference moment} &= \sum_{a,b; a \neq b} \frac{P_{\phi,d}^{\lambda}(a,b)}{|a-b|^k} \\
 \text{Contrast} &= \sum_{a,b} |a-b|^k P_{\phi,d}^{\lambda}(a,b) \\
 \text{Energy} &= \sum_{a,b} P_{\phi,d}(a,b)^2 \\
 \text{Correlation} &= \frac{\sum_{a,b} [(ab)P_{\phi,d}(a,b)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}
 \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에서 a 와 b 는 분할된 영역에서의 밝기값으로, 동시 발생행렬에서는 0에서 255사이의 값을 가진 위치값이다. $P_{\phi,d}(a,b)$ 는 분할된 각 영역의 동시발생행렬에서 (a,b) 에 존재하는 계수이다. 그리고 ϕ 와 d 는 동시발생행렬을 만들기 위한 매개변수로, 방향과 거리를 각각 나타낸다.

각 분할된 도로영역 후보의 텍스쳐 정보를 기반으로 그림 5와 같이 설계된 EBP 신경망을 이용하여 최종적으로 도로영역을 검출한다. 설계된 신경망 구조는 입력노드와 출력노드는 5개와 1개로 구성되며, 은닉층은 2개로 구성된다. 5개의 입력노드는 분할된 영역으로 추출된 텍스쳐 정보이며, 출력노드는 도로영역 또는 비도로영역으로 분류하기 위한 출력값을 가진다. 그림 6(a)는 그림 3(d)를 대상으로 connected component 알고리즘에 의해 라벨링된 영상이며, 그림 6(b)는 EBP 신경망에 의해 최종적으로 검출된 도로 영역 분할영상을 보여준다. 그림 6(a)에서 알 수 있듯이 도로영역에 잡음이 존재할 경우에는 도로영역이 끊어져 또 다른 하나의 영역으로 구분되어짐을 알 수 있다.

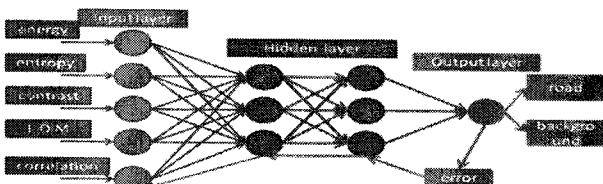


그림 5. EBP 신경망의 설계

Fig. 5. Design of EBP neural network

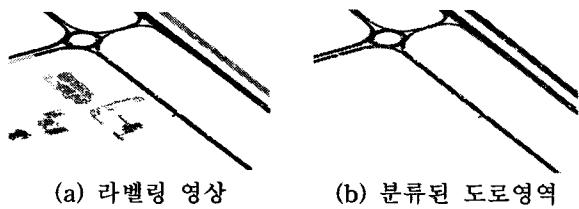


그림 6. 텍스쳐 정보기반 EBP 신경망에 의한 도로영역 분할

Fig. 6. Segmenting road regions by texture-based EBP neural network

IV. 실험 및 분석

제안한 방법은 윈도우 XP 환경 하에서 Visual C++ 6.0을 이용하여 구현하였으며, 실험영상으로는 Quickbird가 획득한 위성영상을 이용하였다. 그리고 설계한 EBP 신경망은 100개의 도로영상과 300개의 비도로영상을 대상으로 훈련하였으며, 실험을 위해서는 50개의 영상을 이용하였다. 그리고 2000번의 최대반복회수, stabilizing factor은 0.75, minimal error set은 0.001로 설정하였으며, 이들은 M. Mokhtarzade 등[7]이 제안한 논문에서의 설정값을 이용하였다. 그림 7은 도로영역 및 비도로영역을 분류하기 위해 이용된 대표적인 훈련데이터들로, 도로영역 및 비도로영역으로 분할된 영상을 이용하였다.

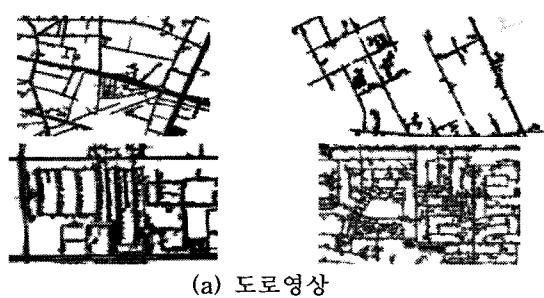


그림 7. 도로영역 분할을 위한 훈련데이터

Fig. 7. Training data used for segmenting road regions

그림 8은 제안방법의 처리과정에 따른 결과영상을 보여준다. 그림 8(a)는 원영상이며, 그림 8(b)는 N.Otsu 방법에 의해 이진화된 영상으로, 도로영역과 유사한 색상정보를 가지는 주변 잡음영역들이 분할되어짐을 알 수 있다. 그림 8(c)는 잡음영역의 제거와 주요색상을 이용하여 분할한 도로영역 후보를 분할한 영상으로, 주변잡음영역들이 제거되어짐을 알 수 있다. 그림 8(c)의 첫 번째 및 두 번째 행 원영상의 경우 도로영역과 비도로영역들이 색상 및 형태에서

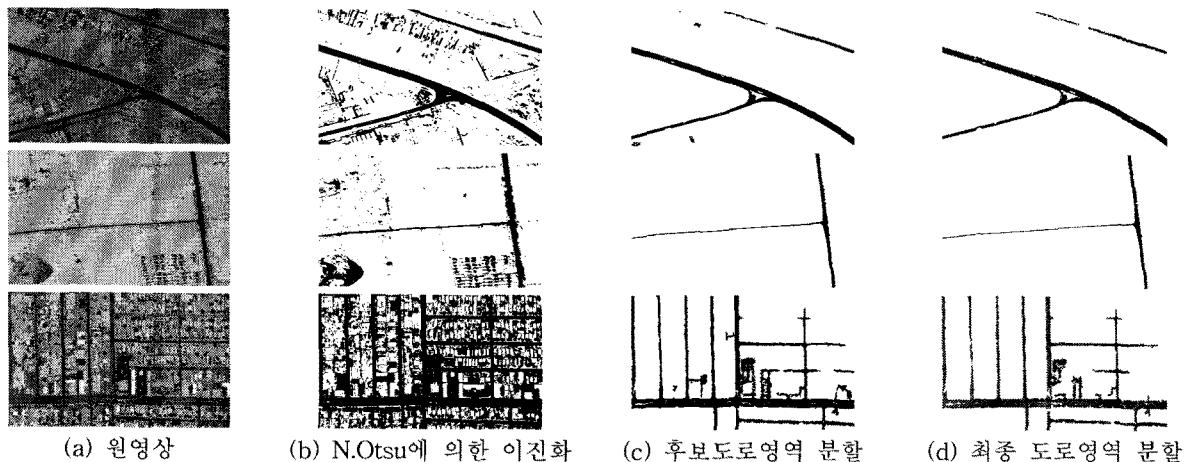


그림 8. 제안방법의 처리과정에 따른 결과영상

Fig. 8. Resulting images by the proposed method

뚜렷한 차이를 보여 최종 도로영역 분할결과에서 알 수 있듯이 정확히 도로영역을 분할하였다. 그러나 그림 8의 세 번째 행 실험결과에서 알 수 있듯이 복잡한 도심에서의 도로영역분할은 도로에 붙어있는 주변 건물 등에 의해 정확히 분할되어지지 않음을 알 수 있었다. 먼저, 도로영역에 붙어있는 주변배경영역들이 하나의 도로영역으로 분할되거나 폭이 좁은 도로영역의 경우에는 잡음영역을 제거하는 단계에서 끊어진 작은 도로영역으로 분할 또는 제거되어지는 문제점이 존재하였다. 그림 9는 다양한 실험영상들을 대상으로 도로영역을 분할한 영상들을 보여주며, 도로영역과 비도로영역에 대한 색상정보가 뚜렷히 구별될수록 더 정확히 분할되었으며, 폭이 좁은 도로의 경우에는 잡음영역 제거과정에 의해 비도로영역으로 인식되어 제거되어짐으로써 분할영상에서 볼 수 있듯이 도로가 끊어지는 현상을 보였다. 또한, 유사한 색상의 주변잡음영역들이 도로영역에 붙어있을 경우에는 라벨링 시 하나의 영역으로 처리되기 때문에 이들도 도로영역으로 분류되는 문제점이 발생하였다. 그러므로 하나의 영역으로 분할된 주변잡음영역과 도로영역에 대한 재분할 과정이 요구된다.

표 1은 제안한 방법의 성능평가를 보여준다. 실험 1과 실험 2는 그림 2와 그림 8의 두 번째 원영상을 대상으로 수행한 결과이며, 각각 정확도는 90.14%와 86.89%를 보여 제안한 방법의 유효함을 확인할 수 있었다. 표 2는 관련된 연구와의 성능평가로써, 실험영상을 대상으로 제안한 방법이 비교적 높은 결과를 가짐을 알 수 있었다.

표 1. 제안방법의 성능평가

Table 1. Performance evaluation of the proposed method

	실험 1	실험 2
화소의 개수 : Ground truth	29550	5121
검출된 도로영역 화소의 개수	26638	4450
검출되지 않은 도로영역 화소의 개수	2912	671
정확률	90.14%	86.89%

표 2. 관련방법과의 성능평가 비교

Table 2. Performance evaluation comparison of the existing method

M.Mokhtarzade 방법[7]	제안방법
76.35%	88.51%

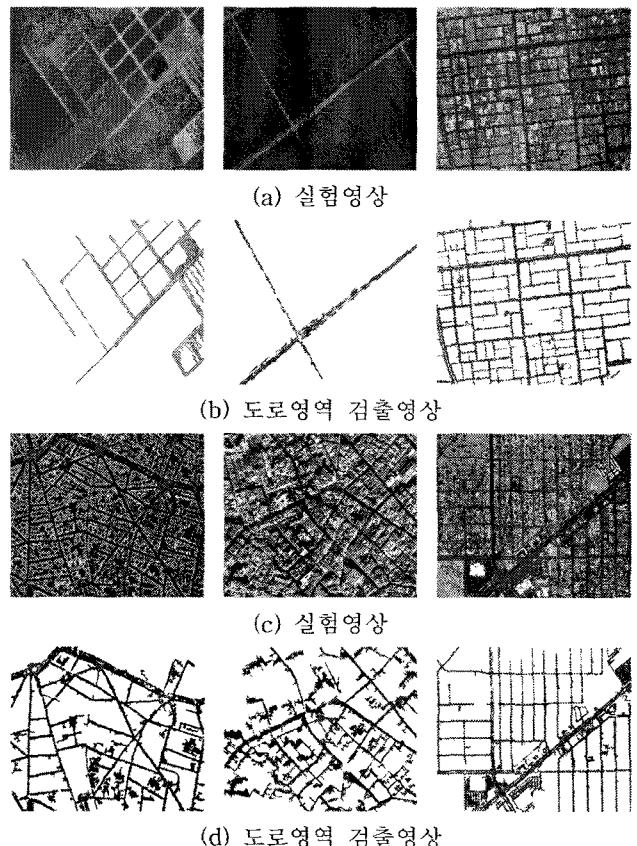


그림 9. 다양한 실험영상에 대한 도로영역 분할영상

Fig. 9. Road region images segmented for the various images

V. 결 론

본 논문은 고해상도 위성영상에 대해서 텍스처 정보 기반의 EBP 신경망을 이용한 도로영역분할 방법을 제안하였다. 빠른 처리과정을 위해 N.Otsu가 제안한 이진화 처리와 주변잡음영역들의 제거를 위해서 주요색상 및 열림연산 등을 이용하였다. 그리고 도로영역이 유사한 색상정보와 형태정보를 가진다는 사실에 착안하여 5가지의 텍스처 정보를 이용하였으며, 이를 EBP 신경망에 적용함으로써 약 88%정도의 정확도를 보여 제안한 방법의 유효함을 확인하였다. 제안한 방법은 최근 많이 활용하고 있는 지리정보시스템의 구축, 교통관제, 도시계획, 차량항법 등에 이용되는 도로정보를 제공하기 위한 도구로 이용될 수 있으며, 향후에는 복잡한 도심영상에서의 보다 정확한 주변잡음 제거과 주변잡음영역과 도로영역이 하나의 영역으로 라벨링되었을 때 이들을 재분할하기 위한 연구가 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] J. Amini, M.R. Saradjian, J.A.R. Blais, C. Lucas, A. Azizi." Automatic road-side extraction from large scale image maps" International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation Volume 4, Issue 2, November 2002, Pages 95-107.
- [2] F. Tupin, "Road Detection in Dense Urban Areas Using SAR Imagery and the Usefulness of Multiple Views", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol.40, no.11, November 2002.
- [3] 최현, 강인준 "고해상도 위성영상에서 도로경계검출을 위한 고주파와 저주파 필터링 비교분석에 관한 연구", 한국지형공간정보학회지, 제14권 제3호 pp.3-11 2006년 9월
- [4] Byoung-Ki Jeon, Jeong-Hun Jang and Ki-Sang Hong. "Road Detection in Spaceborne SAR Images Using a Genetic Algorithm" IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, vol. 40, no. 1, Jan. 2002.
- [5] Z. Hong-lei, L. Zhu-lin, W. Yan, Z. Xian-wei, "Road Recognition in High Resolution SAR Image Based on Genetic Algorithm", Proc. of IEEE ICIA", pp.649-654, August 2006
- [6] Y. Guo, Z. Bai, Y. Li and Y. Liu. "Genetic Algorithm and Region Growing Based Road Detection in SAR Image", Proc. of ICNC, vol.4, pp.330 - 334, Aug. 2007
- [7] M. Mokhtarzade and M.J. Valadan Zoej. "Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks" International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol.9, pp.32 - 40, 2007
- [8] Q. Zhang and I. Couloigner, "Automated Road Network Extraction from High Resolution Multi-Spectral Imagery," Proc. of ASPRS, Reno, Nevada, May 2006
- [9] 이동훈, 김종화, 최홍문, "위성영상에서 도로 추출을 위한 하스토그램 기반 경계선 추출자", 전자공학회 논문지 44권 SP 편 5호, pp.527-533, 2007
- [10] H. Liu, J. Li and M. A. Chapman, "Automated Road Extraction from Satellite Imagery Using Hybrid Genetic Algorithms and Cluster Analysis", Journal of Environmental Informatics, vol.1, no.2, pp.40-47, 2003



서 정(Zheng Xu)

2006년 강서사범대 컴퓨터공학과(공학사)
2008년 영남대 컴퓨터공학과(공학석사)

※주관심분야 : 신경망, 영상처리



김 보 람(Bo-Ram Kim)

2003년 경희대 컴퓨터공학과(공학사)
2005년 영남대 컴퓨터공학과(공학석사)
2005년~현재 영남대 컴퓨터공학과 박사과정

※주관심분야 : 영상분할, 의료영상처리



오 준 택(Jun-Taeck Oh)

1999년 영남대 컴퓨터공학과(공학사)
2001년 영남대 컴퓨터공학과(공학석사)
2006년 영남대 컴퓨터공학과(공학박사)
2007년~현재 한국조폐공사 기술연구원
연구원

※주관심분야 : 스마트카드, 영상처리, 패턴인식



김 육 현(Wook-Hyun Kim)

1981년 경북대 전자공학과(공학사)
1983년 경북대 전자공학과(공학석사)
1993년 일본 쓰쿠바대학 공학연구과
(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신연구원 선임연구원
1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수
※주관심분야 : 시각정보처리, 영상처리