

## 객체기반 도로모델을 이용한 고해상도 위성영상에서의 도로 추출

변영기\*† · 한유경\*\* · 채태병\*

한국항공우주연구원, \*, 서울대학교 공과대학 건설환경공학부\*\*

### Road Extraction from High Resolution Satellite Image Using Object-based Road Model

Younggi Byun\*†, Youkyung Han\*\* and Taebyeong Chae\*

Korea Aerospace Research Institute(KARI)\*

Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National University\*\*

**Abstract :** The importance of acquisition of road information has recently been increased with a rapid growth of spatial-related services such as urban information system and location based service. This paper proposes an automatic road extraction method using object-based approach which was issued alternative of pixel-based method recently. Firstly, the spatial objects were created by MSRS(Modified Seeded Region Growing) method, and then the key road objects were extracted by using properties of objects such as their shape feature information and adjacency. The omitted road objects were also traced considering spatial correlation between extracted road and their neighboring objects. In the end, the final road region was extracted by connecting discontinuous road sections and improving road surfaces through their geometric properties. To assess the proposed method, quantitative analysis was carried out. From the experiments, the proposed method generally showed high road detection accuracy and had a great potential for the road extraction from high resolution satellite images.

**Key Words :** Road extraction, Object-based approach, Shape feature, Spatial correlation, High resolution satellite image

**요약 :** 도시 정보시스템 및 위치기반 서비스와 같은 공간정보 분야의 빠른 성장으로 인해 도심지 도로정보 취득 및 갱신에 대한 중요성이 날로 증가하고 있다. 본 연구에서는 고해상도 위성영상으로부터 도로 정보를 추출하기 위하여 최근 화소기반분석의 대안으로 주목을 받고 있는 객체기반 접근법을 이용한 자동 도로 추출 방법을 제안한다. 이를 위해 우선 MSRG(Modified Seeded Region Growing)기법을 이용하여 공간 객체를 생성한 후, 객체의 형상 특징정보와 인접성을 기반으로 핵심 도로 객체를 자동으로 추출하였다. 또한 추출된 핵심도로 객체와 인접한 객체들과의 공간적 상관성을 이용하여 일부 누락된 도로객체를 추적하였다. 최종적으로 도로의 기하학적인 특성을 이용한 단절된 도로 구간 연결 및 도로 면형 개선 과정을 통하여 최종 도로영역을 추출하였다. 제안 기법의 성능 검증을 위한 정량적 평가 결과, 도로영역에 대해 높은 탐지정확도를 보임을 확인하였다. 결과적으로 제안된 방법은 고해상도 위성영상의 도로추출에 유용하게 적용될 수 있으리라 판단된다.

접수일(2011년 5월 9일), 수정일(1차 : 2011년 5월 26일), 게재확정일(2011년 6월 2일).

† 교신저자: 변영기(ygbyun@kari.re.kr)

## 1. 서론

도시 내의 도로정보는 도시환경분석, 자동차 자동 항법, 도시계획 및 설계 등에서 사용되는 기본 자료이다. 따라서 도로정보 추출 및 갱신을 통한 지속적인 관리는 공간정보 분야에서 필수적이라고 할 수 있다. 위성영상의 경우 항공사진에 비하여 주기적이고 광범위한 지역의 영상을 취득할 수 있기 때문에, 위성영상을 이용한 도로 정보 추출 및 갱신을 위한 기술개발이 지구관측위성 보유국을 위주로 조금씩 시도되었고, 고해상도 위성영상이 상용화됨에 따라 이에 대한 연구는 더욱 활발하게 이루어지고 있다(Treash *et al.*, 2000; 정인철, 손지연, 2001).

고해상도 위성영상을 이용한 도로정보 추출을 위한 선형 연구는 크게 처리방식에 따라 영상의 에지정보를 활용한 선형기반 방법과 다중분광정보에 기반한 영역기반 방법으로 나눌 수 있다.

일반적으로 널리 사용되고 있는 선형기반 방법의 경우, 영상에서 에지의 크기와 방향정보를 구하여 능선(ridge) 포인트를 탐지하고, 이 능선 포인트를 연결하여 도로 라인 성분을 추출하는 방법으로 영상에서 선형 도로네트워크 추출을 목적으로 한다(Gamba *et al.*, 2006). 도로는 일정한 폭의 좁고 긴 평행선으로 이루어져 있다는 기하학적 가정 하에, Wiedemann(2003)은 Steger(1998)가 제안한 선형 추출자(linear extractor)를 이용하여 고해상도 위성영상 내에 존재하는 선형 개체를 추출하고, 개체들의 공선성(collinearity)과 방향조건을 이용하여 도로네트워크를 추출하였다. 이와 유사한 접근 방법으로 Hedman *et al.*(2010)은 Setger(1998)가 제안한 선형 추출자와 Negri *et al.*(2006)이 제안한 도로 추출자를 TerraSAR-X 영상에 적용한 후, 추출된 선형정보를 특징레벨(feature level) 차원에서 융합함으로써 도심지역의 도로네트워크 정보를 추출하였다. 하지만 이러한 선형기반 접근 방법의 경우, 영상 촬영당시의 촬영각, 조명조건(illumination condition) 및 도로표면 재료의 다양성으로 인해 선형을 추출하기 위한 파라미터 설정이 어렵고, 영상의 선형 에지정보만을 이용하는 기법의 특성상 곡선형 도로 구간에 대한 처리가 어렵다는 한계점을 갖는다(Song *et al.*, 2004).

영역기반 방법은 대다수 영상분류기법을 활용한 방법이 주를 이루고 있다. 분류기반 접근은 영상의 분광정

보에 기초한 다양한 분류자(classifier)를 통하여 우선 도로 면형을 추출한 후, 추출된 도로 면형으로부터 도로네트워크를 추출하는 방법으로 도로 면형과 선형정보를 동시에 추출할 수 있는 장점을 갖는다. Song *et al.*(2004)은 영상 내에서 수동으로 취득한 도로와 비도로의 훈련(training) 자료를 이용한 SVM 분류자를 고해상도 위성영상에 적용하여 도로지역을 추출하고 이를 벡터화 시켜 도로를 갱신하는 방법을 제안하였으며, Zhang *et al.*(2006)은 무감독 분류자인 K-means 클러스터링 기법을 기반으로 하여 영상내의 도로영역을 추출하는 방법을 제안하기도 하였다. Long and Zhao(2005)는 고해상도 흑백영상에 평균이동분할(mean shift segmentation)알고리즘을 적용한 후, 도로영역의 회색준위(gray level)차이가 작다는 가정하에 분할 영상의 히스토그램을 이용한 도로추출방법을 제안하였다. 또한 Bacher and Mayer(2005)은 우선 고해상도 다중분광영상의 모든 채널에 대해 추출한 도로 선형정보를 큐(cue)정보로 삼아 훈련데이터를 자동으로 산정하고 퍼지분류(fuzzy classification)를 이용하여 도로클래스 영상을 제작한 다음, 이를 이용한 도로네트워크 추출 방법론을 제시하였다.

하지만 대다수의 영역기반 접근법을 활용한 도로 추출 및 갱신 방법론들의 경우, 단순히 영상의 분광정보만을 이용하고 해당지역의 도로 정보에 대한 분광 및 공간적 특징에 관한 사전정보를 필요로 하며, 이러한 정보 추출을 위한 훈련 자료 선정과 같은 사용자 개입이 수반되는 문제점이 지적되어 왔다.

이에 본 연구에서는 다양한 영상특징정보 활용과 사용자 개입을 최소화하면서, 동시에 도로의 면형 및 선형정보를 추출할 수 있는 자동화된 객체기반 도로정보 추출 방법론을 개발하고, 이를 고해상도 위성영상에 적용하여 제안기법의 활용가능성 및 효용성을 검증하였다. 또한 제안기법의 성능을 평가하기 위해 수작업으로 구축된 참조자료를 기반으로 정량적인 평가를 수행하였다.

## 2. 객체기반 도로추출 방법론

고해상도 위성영상으로부터 도로정보를 추출하기 위하여 최근 화소기반분석의 대안으로 주목을 받고 있는

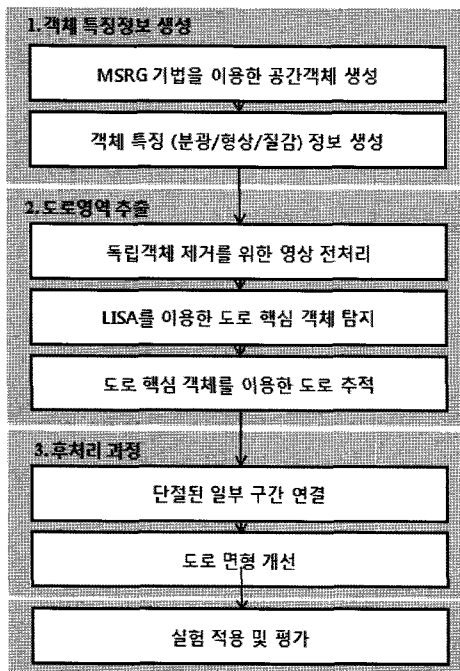


Fig. 1. Study flow chart.

객체기반 분석방법을 활용한 도로 추출 방법론을 개발하였다. 연구의 순서는 Fig. 1과 같다. 연구 내용은 크게 영상분할 과정을 통해 생성된 공간객체들의 특징정보와 객체간 상관성을 이용한 도로영역 추출과정과 추출된 도로영역의 완전성을 높이기 위한 후처리 과정으로 구성된다.

영상분할 과정을 통해 생성된 객체정보로부터 도로 영역에 해당하는 객체정보만을 자동으로 추출하기 위하여, 우선 일정한 폭의 좁고 길게 분포하는 도로의 기하학적 특성에 기인하여, 인접 객체 수와 장폭비(length/width ratio)에 대한 국지적 공간 상관 지표를 이용하여 정확하고 신뢰성 있는 도로 핵심객체를 탐지하였다. 다음으로 앞선 도로 핵심객체 탐지과정에서 일부 누락된 도로객체들의 추출을 위해, 탐지된 도로 핵심 객체와 인접객체들과의 유사성을 이용하여 누락된 도로객체를 추적함으로써 최종 도로영역을 추출하였다. 추출된 최종 도로 영역은 다른 객체들의 영향으로 일부지역에 대해서 단절된 형태를 보이거나 또는 추출된 도로 경계정보가 실제 도로경계에 잘 부합하지 않는 특성을 보인다. 이와 같은 문제점을 보완하기 위해, 도로는 유기적으로 연결되어 있다는 기하학적 특징에 기인하여, 추출된 최종 도

로객체들의 공간적 연결성을 조사하여 단절된 일부 도로 구간을 연결하였고, 최종적으로 수리형태학적 필터를 이용하여 일부 불완전한 도로면형을 개선하였다.

### 1) 도로추출을 위한 기본 구상

도로와 같은 인공지물은 자연지형과는 달리 영상 내에서 유사한 기하학적인 구조와 일정한 밝기값의 분포를 나타내기 때문에, 영상을 유사한 특성을 갖는 객체단위로 분할하고 이들의 공간적 의존성 및 연결성을 이용하여 영상내 도로 객체를 검출하고자 한다. 분할영상에서 도로객체의 특징은 Fig. 2에서 보는 바와 같이 주변 다른 객체에 비해 비교적 크고 그 형태학적 측면에 있어서도 직선형 구간에서 교차로 구간에 이르기까지 실제 도로 형상을 잘 표현하고 있음을 확인할 수 있다.

이러한 도로객체들의 특성을 이용하여 본 연구에서는 영상내의 도로정보 검출을 위해 다음과 같은 가정을 이용한 객체기반 도로모델을 구성하였다.

- (a) 도로 객체의 장폭비는 크며 그와 인접한 주변객체의 수가 많다.
- (b) 도로 객체는 유기적으로 연결되어 있고 그 밝기값의 차이는 작다.

첫 번째 가정은 주변객체에 비해 비교적 큰 도로 객체의 특징에 기인하는 것으로, Fig. 2에서 보는 바와 같



Fig. 2. The main features of road object in the segmented image.

이 도로객체와 인접한 객체의 수의 분포는 다른 객체에 비해 상당히 높다. 또한 도로의 기하학적인 특성으로 인하여 다른 객체에 비해 신장도(elongation)가 크기 때문에 그에 따른 장폭비의 값도 크다. 두 번째 가정은 유기적으로 연결되어 있는 도로의 가장 일반적인 기하학적인 특징을 반영하는 것이다.

2) 도로추출을 위한 객체특징 추출

본 연구에서 공간객체의 분광, 질감 및 형상정보를 종합적으로 고려하여 도로 객체 정보를 추출하였다. 본 연구에서는 MSRГ(Modified Seeded Region Growing) 기법(변영기, 김용일, 2010)으로 분할된 객체들의 영역에 포함되는 화소들의 평균분광정보를 분광특징정보로 이용하였고 해당영역의 평균에지강도를 질감 특징정보로 활용하였다. 또한, 도로객체 추출을 위한 객체형상 특징정보로 장폭비를 이용하였다.

객체의 형상에 대한 장폭비를 계산하기 위해서는 객체의 길이와 너비 정보를 알아야 한다. Fig. 3의 (a)에서 보는 바와 같이 영상에서 화소의 집합으로 이루어진 공간 객체의 경우, 길이와 너비의 측정 위치 기준이 모호하기 때문에 정확한 길이와 너비정보를 추출할 수는 없다. 하지만, 공간객체를 구성하는 화소집합의 평면위치 정보에 대한 분산-공분산 행렬(variance-covariance matrix)을 이용하여 객체 길이와 너비에 대한 근사값을 추정할 수 있다.

공간 객체를 이루는 화소들의 평면위치  $p = (x, y)$ 에 대한 분산-공분산 행렬  $C$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \begin{pmatrix} x_i - g_x \\ y_i - g_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i - g_x \\ y_i - g_y \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} c_{xx} & c_{xy} \\ c_{yx} & c_{yy} \end{pmatrix}$$

$$\text{where, } c_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - g_x)^2,$$

$$c_{yy} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (y_i - g_y)^2, \quad (1)$$

$$c_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - g_x)(y_i - g_y),$$

$$c_{yx} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (y_i - g_y)(x_i - g_x),$$

여기서,  $g_x, g_y, c_{xx}, c_{yy}$ 는 각각 평면위치  $x$ 와  $y$ 좌표들의 평균과 분산정보를 나타내고  $c_{xy}$ 와  $c_{yx}$ 는 두 좌표변수들에 대한 상관정도를 측정하는 공분산을 나타낸다. 이렇게 구성된 분산-공분산행렬의 기하학적인 의미를

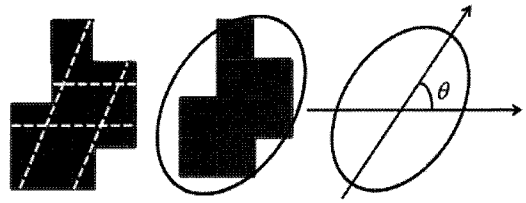


Fig. 3. Object shape description using variance-covariance matrix.

살펴보면, Fig. 3의 (b)에서 보는 바와 같이 객체의 평면 위치정보들의 상관성을 표현하는 2차원 정규분포 형태의 타원을 나타낸다. 이렇게 객체의 평면위치에 맞춰진 (fitting) 타원의 주축(principal axes)인 장축과 단축의 길이는 객체의 길이와 너비정보를 근사적으로 표현한다. 타원의 주축의 길이정보는 분산-공분산행렬  $C$ 의 고유값(eigenvalues)  $\lambda_1, \lambda_2$ 와 같고 그 해법은 다음과 같다.

$$\det(C - \lambda_{1,2}I) = \det \begin{pmatrix} c_{xx} - \lambda_{1,2} & c_{xy} \\ c_{yx} & c_{yy} - \lambda_{1,2} \end{pmatrix}$$

where,

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} [c_{xx} + c_{yy} + \sqrt{(c_{xx} + c_{yy})^2 - 4(c_{xx}c_{yy} - c_{xy}^2)}] \quad (2)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} [c_{xx} + c_{yy} - \sqrt{(c_{xx} + c_{yy})^2 - 4(c_{xx}c_{yy} - c_{xy}^2)}]$$

분산-공분산행렬  $C$ 로부터 부가적으로 추출할 수 있는 유용한 객체 정보로는 객체의 방향(orientation)정보를 들 수 있다. 이는 Fig. 3의 (c)에서와 같이 타원의 장축과 수평축이 이루는 각  $\theta$ 로 표현하며, 다음 식을 통해 구할 수 있다.

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{2c_{xy}}{c_{xx} - c_{yy}} \right), -\frac{\pi}{4} < \theta < \frac{\pi}{4} \quad (3)$$

객체의 형상정보를 반영하는 장폭비  $\gamma$ 는 분산-공분산행렬로부터 추출한 고유값  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 의 비율로 표현된다.

$$\gamma = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (4)$$

최종적으로 본 연구에서는 공간 객체 별로 추출된 분광, 질감, 형상 특징들을 다음과 같이 결합하여 도로 객체 추출을 위한 정규화된 특징 벡터  $F$ 를 생성하였다.

$$F = \begin{pmatrix} \frac{C_1 - C_{1min}}{C_{1max} - C_{1min}}, \frac{C_2 - C_{2min}}{C_{2max} - C_{2min}}, \\ \frac{T_1 - T_{1min}}{T_{1max} - T_{1min}}, \frac{S_1 - S_{1min}}{S_{1max} - S_{1min}} \end{pmatrix} \quad (5)$$

여기서,  $C_1, \dots, C_N, T_1, S_1$ 는 각각 객체의 분광특징벡

터, 에지 강도에서 추출한 질감 특징벡터와 객체의 장폭비에 해당하는 형상특징벡터들의 원소(element)를 나타내고,  $C_{l_{max}}, C_{l_{min}}, \dots, S_{l_{max}}, S_{l_{min}}$ 는 전체 공간객체들에서 얻은 각 특징벡터 원소들에 대한 최대값과 최소값을 나타낸다.

### 3) 도로객체 추출을 위한 전처리

실세계 도로에는 다양한 객체들이 존재하고, 영상의 해상도가 증가함에 따라 분석과정에서, 이러한 도로 노면 위의 객체들의 영향은 더욱 커지게 되며 영상처리의 복잡성 또한 증가하게 된다. 공간해상도 0.5m 급의 고해상도 위성영상인 Geoeye-1 영상의 경우에도 Fig. 4의 (a) 영상에서 볼 수 있듯이 도로를 주행하는 자동차, 도로노면의 변색 구간, 화단 조성을 위한 빈 공간(null space), 가로수와 같은 객체들에 의해 그 복잡성이 아주 높다. 이러한 객체들은 분할영상에서 도로 노면 위의 독립된 객체들로 존재하게 된다(Fig. 4 (b)). 따라서 이러한 객체들의 영향을 고려하지 않고 도로 면형 정보를 추출할 경우, 추출된 면형은 많은 홀(hole)을 갖는 매끄럽지 못한 결과를 보이게 된다.

이에 본 연구에서는 다음과 같은 기준(criteria)을 이용한 반복적 영역병합과정을 적용하여 도로 노면 위의 객체를 도로객체에 강제 병합하였다.

- C1. 주변과의 인접객체가 하나인 고립된 객체는 인접객체에 강제 병합시킨다.
- C2. 주변과의 인접객체가 둘 이상이면서 객체의 크기가 50 이하인 객체에 대해서는 가장 유사한 인접객체에 병합시킨다.

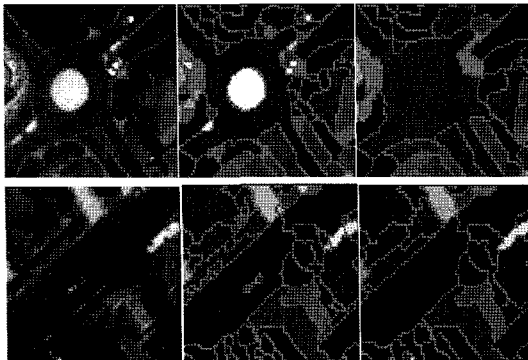


Fig. 4. The result of preprocessing on the road surface((a): original image, (b): segmented image, (c): result image).

첫 번째 기준은 Fig. 4의 (b) 영상과 같은 도로 노면 위의 독립된 공간으로 존재하는 빈 공간 객체를 처리하기 위한 기준이며, 두 번째 기준은 도로를 주행하는 자동차 및 일부 변색 지점들에 대한 처리를 위한 기준이며 병합 임계치 50은 5톤 이하의 대형트럭을 기준으로 설정하였다. 본 연구에서는 두 번째 기준을 만족하는 객체에 대해 주변 인접객체와의 유사도를 식 (6)을 이용하여 계산하고 그 값이 가장 작은 인접객체에 강제 병합시켰다.

$$S(R_i, R_j) = \frac{|\vec{pF}_i - \vec{pF}_j|}{N} \quad (6)$$

여기서  $S(R_i, R_j)$ 는 객체간의 특징벡터의 차이를 반영하는 함수이며 사용한 특징 벡터  $\vec{pF}$ 의 원소로는 식 (5)의 정규화된 특징벡터  $\vec{F}$ 에서 분광벡터와 질감벡터를 사용하였고  $N$ 은  $\vec{pF}$ 의 차원수를 나타낸다.  $S(R_i, R_j)$  값은 정규화과정을 수행하였기 때문에 0~1사이의 값을 갖는다.

본 연구에서는 설정된 병합조건을 만족하는 모든 객체에 대해 인접객체와의 병합을 수행하였다. 매 영역병합 수행 후 결합된 영역의 면적 정보와 특징벡터를 갱신하고 더 이상 병합이 이루어지지 않을 때까지 반복하여 Fig. 4의 (c) 영상과 같이 도로 노면 위의 객체를 제거한 분할영상을 제작하였다.

### 4) 도로핵심 객체 탐지

분할 영상에서 도로객체는 일반객체에 비해 상대적으로 인접객체 수가 많거나 급격한 장폭비의 변화를 보인다. 도로객체탐지는 이러한 인접객체 수와 장폭비의 공간적변동특성을 이용하여 관찰값 중에서 공간 이상치(spatial outlier)를 찾는 과정이라 할 수 있다. 공간 이상치는 공간자기상관(spatial autocorrelation) 분석과 같은 탐색적 분석과정 및 이를 통해 습득된 정보를 통해 추정할 수 있다. 이에 본 연구에서는 국지적 수준에서의 공간적 상관구조를 분석할 수 있는 Local Moran I 기법을 이용하여 도로핵심 객체를 탐지하였다. 일반적으로 공간통계기법을 적용하여 개별 데이터의 국부적인 특성을 조사하기 위해서는 개별데이터의 상호작용을 개념화하는 공간가중치 행렬(spatial weight matrix)이 구성되어야 한다.

#### 가. 공간가중치 행렬 구성

공간 가중치 행렬은 연구자가 공간데이터의 상호작

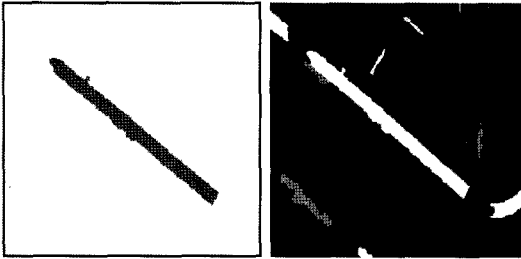


Fig. 5. An example of the length-width ratio of line-shaped road segment.

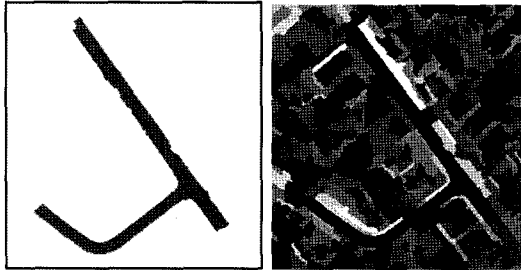


Fig. 6. An example of the length-width ratio of non-line-shaped road segment.

용을 정량화하는 방식에 따라 매우 다양하게 구성될 수 있다(변영기 외, 2006). 본 연구에서 사용하는 고해상도 위성영상의 경우 기본적으로는 격자형 구조의 영상자료이지만 제안한 MSRG 분할과정을 통해 생성된 분할 영상은 비정규 격자형 자료에 해당한다. 따라서 이에 대한 공간가중치 행렬을 구성하기 위해서는 인근지역과의 공간적 이웃관계를 판별할 수 있는 방법이 필요하게 되고, 이를 위해 본 연구에서는 영역인접그래프구조를 이용하여 공간가중치 행렬을 구성하였다. 공간변수로 이용하는 장폭비의 경우 Fig. 5와 같은 직선형 도로 객체에 대해서는 일반적으로 그 값이 인접객체에 비해 상대적으로 높은 특징을 갖기 때문에 좋은 탐지 결과를 도출한다. 그러나 Fig. 6과 같은 비직선형 도로 객체에 대해서는 형상에 따른 장폭비의 변화가 심하기 때문에 직선형 도로 객체와 같은 특징을 보이지 않는다. 따라서 이러한 비직선형 도로객체에 대한 고려를 하지 않을 경우 최종 도로객체 추출 시 일부 도로 객체가 누락될 확률이 높다.

이러한 문제를 해결하기 위해 분할 객체들의 인접객체 수의 영향을 고려하는 결정규칙(decision rule)을 고안하여 비직선형 도로객체를 위한 별도의 가중치 벡터를 새롭게 구성하였다. 결정규칙은 모든 객체의 인접객

체 수에 대한 분포가 정규분포를 따른다는 가정 하에 모집단에서 이례적으로 큰 값을 갖는 객체에 대해 가중치를 높게 산정하는 방법으로 설정하였다. 본 연구에서 제안한 공간가중치 행렬의 구체적인 구성 방법은 다음과 같다.

- Step 1) 총 M개의 객체로 분할된 분할영상에 대해서 영역인접그래프 구조를 이용하여 전체 공간객체에 대한 인접객체 수의 평균과 표준 편차를 계산한다.
- Step 2) 영역인접그래프 구조를 이용하여 개별 공간객체에 대해 순차적으로 인접객체 수를 탐색하고, 우선적으로 객체와 가 서로 인접하면 1의 가중치를 부여하고( $w_{ij}=1$ ), 인접하지 않으면 0의 가중치( $w_{ij}=0$ )를 부여한다. 이렇게 구축된 1과 0의 값만으로 구축된 행렬을 공간가중치행렬라 한다.
- Step 3) 영역인접그래프 구조를 이용하여 모든 공간객체에 대해 순차적으로 인접객체 수를 탐색하고 다음과 같은 결정규칙을 이용하여 Fig. 7의 12번 객체와 같은 비직선형 도로 객체를 위한 가중치( $s_i$ )를 선택적으로 조절한다.

$$Z_i = \frac{A_i - \bar{A}}{\sigma}, \text{ if } \begin{cases} Z_i > 3\sigma & s_i = c \\ Z_i > 1\sigma & s_i = 1/c \\ \text{else} & s_i = 1 \end{cases} \quad (7)$$

여기서,  $A_i$ 는 해당 객체의 인접객체 수를 나타내고,  $\bar{A}$ ,  $\sigma$ 는 각각 전체 객체에 대한 인접객체 수의 평균과 표준 편차를 나타낸다. 결정규칙을 좀 더 자세히 살펴보면, 첫 번째 규칙으로는  $Z_i$ 값이 전체 객체의 표준편차에 세 배 이상인 객체에 대해서는 임의의 큰 양의 정수  $c$ 를 할당한다. 이는 Local Moran I 분석과정에서 원래 객체의 장폭비의 값을 가중치 행렬을 통해 강제적으로 높이는 효과를 갖는다. 장폭비의 경우 기본적으로 객체의 크기(scale)와는 무관한 비율(ratio) 척도이기 때문에 Fig. 5와 Fig. 6의 (b)에서 볼 수 있듯이 도로객체가 아닌 선형성을 갖는 작은 객체들 또한 높은 장폭비 값을 갖는다. 이러한 객체들의 영향을 배제시키기 위한 일환으로  $Z_i$ 값이 전체 객체의 표준편차보다 작은 객체에 대해서는 장폭비의 값을 낮추는 의미로  $1/c$ 값을 가중치로 할당하였다. 이러한 결정규칙을 적용하여 Fig. 7의 분할영상에 구성된 가중치 벡터  $S$ 는 다음과 같다.

$$S = [1 \ 2 \ \dots \ \dots \ 12 \ \dots \ \dots \ M] \quad (8)$$

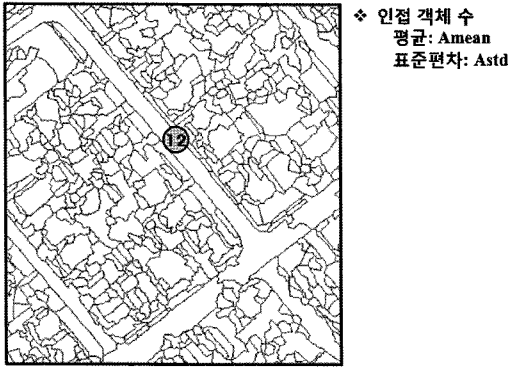


Fig. 7. Generating spatial weight matrix.

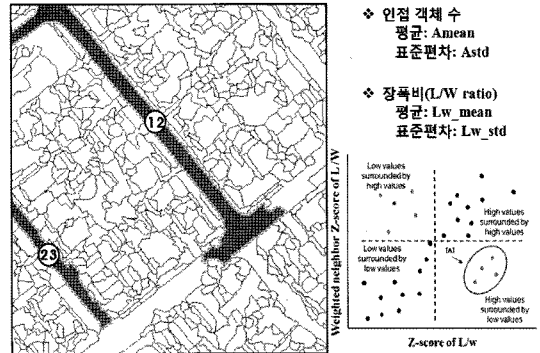


Fig. 8. Detection of the key road object.

나. Local Moran I

Local Moran I는 Global Moran I 값을 객체단위로 분해하여 구할 수 있다(Anselin, 1995). Global Moran I의 분자와 분모에 각각  $n^2$ 을 나누고, 행렬표준화된 공간가중치행렬  $\bar{W}$ 를 사용하면 Global Moran I는 식(9)와 같이 Z-통계량으로 표현할 수 있다.

$$I = \frac{n \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i \sum_j w_{ij} \sum_i (s_i x_i - \bar{x})^2} \quad (9)$$

$$= \frac{1}{n} Z^T \tilde{Z}$$

여기서,  $n$ 은 전체데이터의 개수,  $\bar{x}$ 는 전체데이터의 평균,  $x$ 는 공간변수(장폭비),  $s_i$ 는 가중벡터의 원소,  $w_{ij}$ 는 공간가중치행렬의 원소를 나타낸다.

위 수식을 개별위치에 해당하는 Moran I 값으로 분해하면 식 (10)과 같은 Local Moran I 값을 구할 수 있게 된다.

$$I_i = z_i \times \sum_j w_{ij} z_j \quad (10)$$

여기에서 이고,  $z_i = (x_i - \bar{x})/\sigma$ 는  $x$ 의 표준편차이다. 식 (10)에 따르면 공간객체  $i$ 와 인접한  $j$ 에 입각해 합을 구한다. 이때의  $z_i$ 는 공간가중치행렬에 의해 공간 정보가 반영되도록 한다. 이러한 과정을 거쳐 계산한 각 공간객체들의 Local Moran I 값을 Moran scatterplot 위에 시각화함으로써 객체들의 변화양상과 클러스터 탐지 및 이상치 검출 등의 지역적 분석을 수행 할 수 있다.

Moran scatterplot은 4개의 사분면으로 나누어 서로 다른 유형의 공간자기상관을 표시할 수 있다. Fig. 8

에서 볼 수 있듯이, 일반적으로 Moran scatterplot 상에서 좌상단과 우하단에 위치한 객체들은 공간이상치라 할 수 있지만, 이들은 정반대의 경향을 갖는다. 좌상단의 경우 장폭비가 높은 객체들로 둘러싸여있는 객체들을 나타내고, 우하단에 위치한 객체는 그 반대의 특성을 갖는다. 도로객체는 주변객체보다 장폭비가 높으므로 본 연구에서는 Moran scatterplot 상에서 우하단에 위치한 객체들을 도로 핵심 객체로 선정하였다. 공간객체의 인접객체 수와 장폭비의 공간적변동특성을 이용한 제안기법을 통하여 Fig. 8에서와 같이 23번의 직선형 도로객체뿐 아니라 12번 객체와 같은 비직선형 도로객체 또한 핵심 도로 객체로 추출 할 수 있었다.

5) 도로핵심 객체를 이용한 도로추적

제안한 객체기반 도로모델의 첫 번째 가정에 기반하여 추출된 도로핵심 객체들은 공간적으로 단절된 구조를 갖는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 제안 모델의 두 번째 가정에 기반하여, 도로핵심 객체를 중심으로 유사한 특성을 갖는 주변객체를 반복적으로 병합함으로써 도로객체의 연결성을 강화하였다. Fig. 9는 도로 객체 추적을 위한 실행 흐름도를 나타낸다.

본 연구에서는 식 (6)을 이용한 유사성 검사에 필요한 임계치를 앞서 추출된 도로핵심 객체들의 특징값 차이를 경험적으로 파악하여 0.2로 설정하였고, 임계치 보다 작은 인접 객체들 중  $S(R_i, R_j)$ 가 최소가 되는 객체를 가장 유사한 객체로 선정하였다.

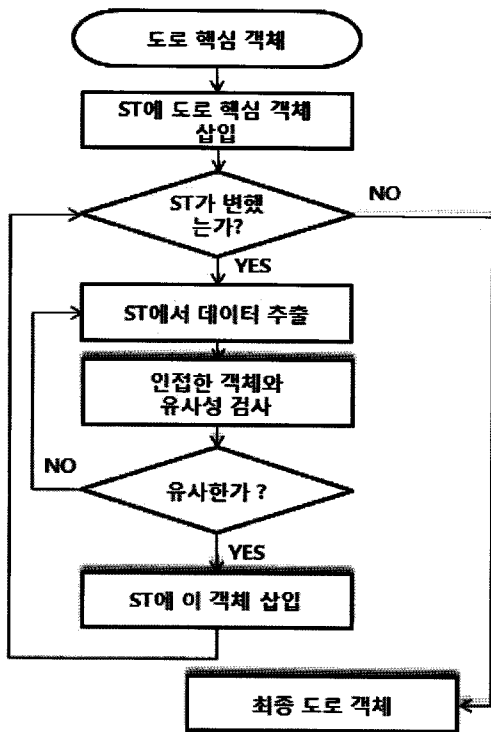


Fig. 9. The flow chart of road object tracking.

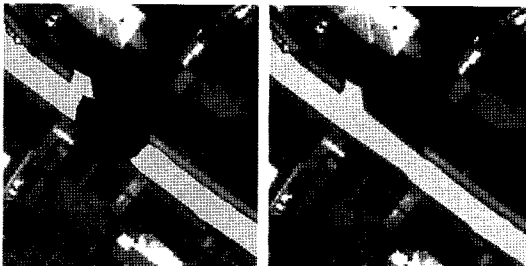


Fig. 10. An example of linking the discontinuities between road objects.

6) 후처리

가. 단절된 도로구간 연결

객체 간 상관성을 이용한 도로객체 추적 결과는 도로 주변의 가로수나 촬영당시의 태양 고도각에 기인한 그림자 등과 같은 다양한 환경적 복잡성으로 인해, Fig. 10의 (a)에서 보는 바와 같이 여전히 단절된 일부 도로 구간이 존재한다.

이러한 단절 구간의 연결을 위해 본 연구에서는 개별 도로 객체의 일정 범위 안에 존재하는 도로객체들에 대한 인접여부를 조사하여, 인접하지 않고 범위 안에 존재하는 다른 도로객체가 존재할 경우 이 두 객체에 대한

폴리곤 집단화(polygon aggregation)를 수행하여 단절된 도로 구간을 연결하였다(Fig. 10 (b)). 폴리곤 집단화를 위해 사용한 기법은 ArcGIS 9.3에 모듈화 되어 있는 Aggregate 함수를 이용하였다(ESRI, 1996).

나. 도로면형 개선

단절된 일부 도로구간을 연결한 최종 도로 면형은 영상의 복잡성 및 처리과정에서 발생하는 오차요인으로 Fig. 11의 (a) 영상에서 볼 수 있듯이 일부 도로 면형에 굴곡이 발생한다. 이러한 도로경계부분의 굴곡을 최대한 단순화하기 위해 본 연구에서는 기하학적 집합론에 근거하여 영역의 형태를 기술하거나 표현하는데 유용한 도구인 형태학적 연산(morphology operator)을 사용하였다. 형태학 연산에 이용되는 기본 연산자로는 다음과 같은 식으로 정의되는 팽창(dilation)과 침식(erosion)연산이 있다.

$$\text{침식: } \gamma(A) = A \ominus B = x : B + x < A \quad (11)$$

$$\text{팽창: } \rho(A) = A \oplus B = A^c \ominus (-B)^c$$

여기서 A는 입력영상이고 B는 구조요소(structuring element)이다. 침식 연산은 구조요소보다 작은 미세한 잡음성분을 제거하는 특성을 갖고 이의는 달리 팽창 연산은 객체 내 빈 공간을 채우는 특성을 갖는다. 따라서 형태가 부분적으로 온전하지 않은 도로 면형에 식 (12)과 같이 위의 팽창과 침식 연산을 반복적으로 적용하여 Fig. 11 (b) 영상과 같이 도로 면형을 개선하였다.

$$CB(A) = \gamma(\rho(\gamma(A)_m))_{l-m} \quad (12)$$

본 연구에서는 곡선구간에 강한 특성을 보이는 3×3의 타원형 구조요소를 사용하였고 침식연산과 팽창연산의 반복회수로는 m = 3, l = 9를 사용하였다.

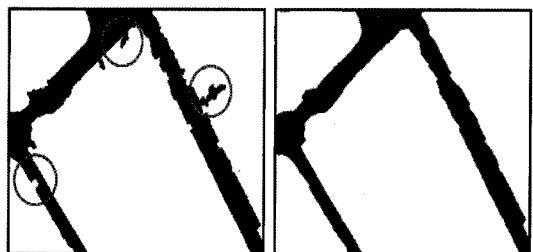


Fig. 11. An example of improvement road surface.



### 3. 실험 적용 및 평가

#### 1) 실험 데이터 및 전처리

실험에 사용된 대상지역은 건물 및 도로가 혼재된 호주 Hobart 지역으로, 2009년 2월에 촬영된 GeoEye-1 영상을 이용하였다. GeoEye-1 영상은 공간해상도 0.5m의 한개의 흑백영상과 2m 해상도를 갖는 네 개의 다중분광영상으로 구성되어 있으며, 각각의 영상은 11bit의 방사해상도(radiometric resolution)를 갖는다.

고해상도 위성영상을 이용하여 의미 있는 객체정보의 분할 및 추출을 위해서는 높은 공간해상도의 흑백영상과 다중분광영상과의 융합을 통해 생성된 고해상도의 다중분광영상을 이용하는 게 바람직하다(Colditz *et al.*, 2006). 이에 연구를 수행하기에 앞서 전처리과정으로 고해상도 다중분광영상 제작을 위한 영상융합(pan-sharpening)과정을 실행하였다. 영상융합방법으로는 ENVI 4.5 모듈에서 제공하고 있는 Gram-Schmidt 방법을 이용하였다. Fig. 12은 대상지역의 원본 융합영상을 나타낸다. 본 연구에서 제안하는 도로추출방법은 이전의 화소기반 방식과는 달리 객체 기반으로 이루어지기 때문에 사전에 영상분할과정이 선행되어야 하므로, 이전 연구(변영기, 김용일, 2010)에서 제안한 MSRГ 영상분할기법을 이용하여 Fig. 13과 같이 영상을 객체단위로 분할하였다. MSRГ 영상분할기법은 시드파라미터 설정을 통하여 영상분할 정도를 조절할 수 있다. 본 연



Fig. 12. Study area.



Fig. 13. MSRГ segmentation result.

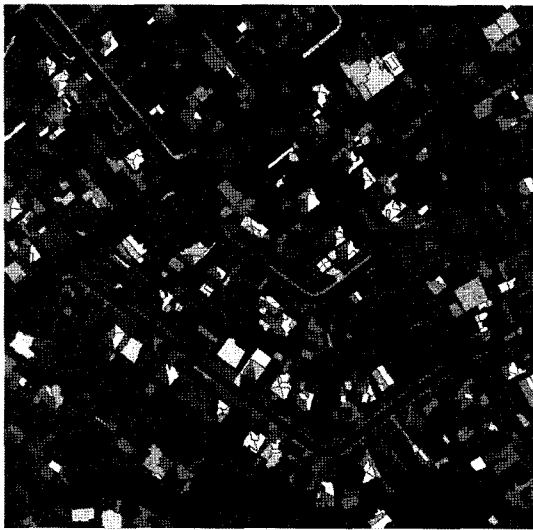
구에서는 분할된 모든 객체에 대해 특별한 객체정보의 손실이 발생하지 않는 범주에서 시드파라미터를 0.5로 선정하였다.

#### 2) 실험결과

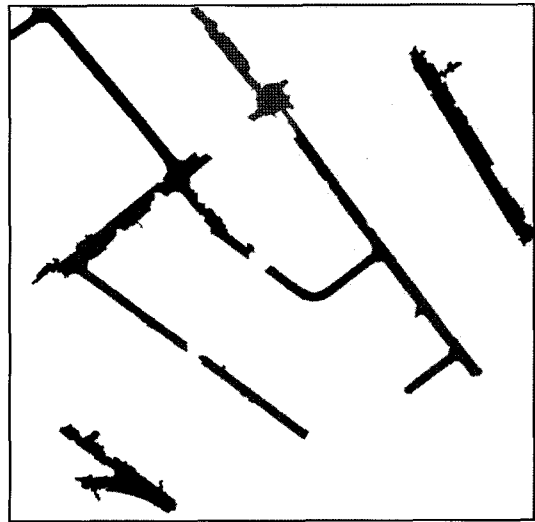
본 연구에서 제안한 객체기반 도로모델은 크게 도로 노면 위의 독립객체 제거를 위한 전처리, 객체들의 공간적 의존성에 기반한 도로핵심객체 탐지, 핵심객체를 이용한 도로객체 추적, 단절된 일부 도로 구간 연결 및 추출된 도로 면형 개선 과정으로 구성되며 각각의 단계를 거쳐서 최종 도로면역을 추출한다.

보다 완전한 도로 면형 정보 추출을 위해 도로노면 위의 독립적으로 존재하는 객체를 반복적 영역병합과정을 통해 주변 도로 객체에 강제 병합하였다. Fig. 14의 (a)는 전처리 수행 후 총 2,557개의 세그먼트로 병합된 분할 영상이며, 노면 위의 객체들이 주변객체에 효과적으로 병합되었음을 확인 할 수 있다. 전처리과정을 통해 병합된 객체정보들의 인접객체 수와 장폭비의 공간적 변동특성을 이용하여 Fig. 14 (b) 영상과 같이 핵심 도로객체를 탐지하였다. 탐지 결과에서 확인 할 수 있듯이 직선형 도로 객체뿐 아니라 인접객체 수가 많은 비직선형 도로객체 또한 핵심도로객체로 탐지되었음을 확인 할 수 있다. Table 1은 공간가중치 행렬 및 통계분석과정에 사용된 대상지역의 기본 통계정보를 나타낸다.

Fig. 14의 (c)는 추출된 도로 핵심객체를 중심으로 유



(a) Segmented image after preprocessing



(b) Extraction result of the key road objects



(c) Road tracking result



(d) Discontinuity linking result

Fig. 14. Road surface extraction of study site.

Table 1. Basic statistics information of study site

	인접 객체 수		장폭비	
	평균	표준편차	평균	표준편차
대상지	5.79	2.84	0.03	0.06

사한 특성을 갖는 주변객체를 병합함으로써 도로객체를 추적한 결과영상이다. 전반적으로 만족할 만한 추적 결과를 보이나, 실세계 도로주변의 복잡성으로 인해 실제 도로객체와 병합되지 않은 일부 단절된 구간이 존재한다. 이러한 단절된 구간을 연결하기 위해 일차적으로 병합된 도로 객체를 중심으로 20m 내외에 있는 객체들의

연결성을 조사하여 폴리곤 집단화를 수행한 결과 Fig. 14의 (d)와 같이 유기적으로 연결된 최종 도로 면형정보를 추출할 수 있었다. 이렇게 추출된 최종 도로 면형은 초기 영상분할 과정에서 오분할된 객체들의 영향으로 일부지역의 도로 면형이 실제 도로 형상에 부합하지 않는 문제가 발생한다. 따라서 형태학적 연산의 반복적용을 통해 심한 굴곡을 갖는 일부지역의 도로 면형을 Fig. 15와 같이 개선하였다. 도로면형의 개선 전후의 도로의 확선을 원본영상에 중첩한 Fig. 16에서 볼 수 있듯이 특별한 경계 손실 없이 굴곡부에 대한 단순화가 잘 이루어

졌음을 확인 할 수 있다.

일부 도로 면형이 개선된 도로 폴리곤으로부터 도로 중심선을 추출하기 위해 본 연구에서는 ArcGIS 9.3의 vectorization 모듈을 이용하여 Fig. 17과 같이 해당지역의 도로 중심선을 자동으로 추출하였다.

### 3) 정확도 평가

제안 기법의 정량적인 성능 평가를 위해서 본 연구에서는 실험 대상지역의 도로영역에 대한 참조자료를 분석자의 시각적 판독에 의한 방법으로 Fig. 18과 같이 구축하였고, 이를 바탕으로 2×2 오차행렬을 계산하였다 (Table 2).

오차행렬을 기반으로 하는 정확도 측정지수로는  $F$ 측정치, 중첩 면적비(AOR), 자카드 계수(Jaccard Coefficient: JC), 그리고 율 계수(Yule Coefficient: YC)를 사용하였다.  $F$  측정치는 정확성(correctness)과 완전성(completeness)을 함께 고려하여 탐지성능을 측정하는



Fig. 17. Road network extraction result.



Fig. 18. Reference data manually acquired from the visual inspection of original image.



Fig. 15. Final result of road object extraction.

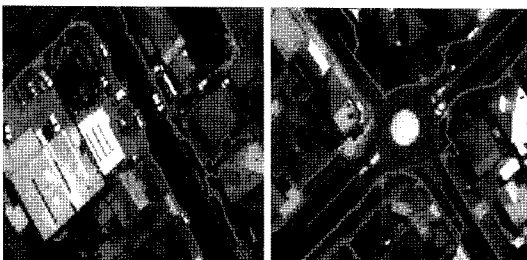


Fig. 16. Road boundary superimposed on the original image before and after improvement road surface.

Table 2. Confusion matrix

		도로 추출 결과	
		도로	비도로
참조 자료	도로	True Positive(TP)	False Negative(FN) (omission)
	비도로	False Positive(FP) (commission)	True Negative(TN)

도구로, 식 (13)과 같이 정의된다. 정확성은 도로로 탐지된 화소들 중 실제로 도로인 화소의 비율을 말하고, 완전성은 실제로 도로인 화소 중 제대로 도로로 탐지된 화소의 비율을 말한다.

Table 3. Accuracy assessment result

		추출 결과	
		도로	비도로
참조 자료	도로	58685	2538
	비도로	8592	475900

정확성=87.2%, 완전성=95.7%  
AOR=91.3%, F=0.913, JC=0.84 YC=0.86

$$\begin{aligned}
 \text{Completeness}(r) &= TP / (TP + FN) \\
 \text{Correctness}(p) &= TP / (TP + FP) \\
 F\text{-measure}(F) &= 2rp / (r + p)
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

자카드 계수와 윌 계수 또한 비교하는 두 데이터의 일치정도를 측정하는 방법으로 많이 사용되며, 각각 식 (14)와 식 (15)로 계산할 수 있다.

$$JC = TP / (TP + FN + FP) \tag{14}$$

$$JC = \frac{TP \times TN - FN \times FP}{TP \times TN + FN \times FP} \tag{15}$$

중첩 면적비는 탐지된 결과에 대한 면적비율을 이용하는 탐지 정확도평가 척도로써 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$AOR = \frac{2\text{area}(R \cap D)}{\text{area}(R) + \text{area}(D)} \tag{16}$$

여기서  $R$ 은 참조 자료의 도로 영역을 나타내며,  $D$ 는 알고리즘을 적용하여 추출된 도로 영역을 나타낸다.

제안 기법을 위의 지수들로 평가한 결과는 Table 3과 같다. 도로면형의 완전성 측면에서 제안기법이 약 95.7% 높은 결과를 보였다. 이는 제안기법에 의한 도로 추출방법이 누락오차(ommission error)가 작음을 나타낸다. 또한 중복오차(commission error)에 대한 지표 를 나타내는 정확성 측면에서도 87.2%로 비교적 높은 결과를 보였다. 이들 정확성과 완전성 측정치를 통합한 F 측정치뿐만 아니라 자카드 계수와 윌 계수에서도 전반적으로 높은 결과를 도출하였다. 이상의 시각적/정량적 평가를 통하여, 제안한 객체기반 도로추출 기법이 고 해상도 위성영상에 효과적으로 적용될 수 있음을 확인하였다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 고해상도 위성영상을 이용한 도로 정보 추출을 위한 방안의 하나로, 객체기반 자동 도로 추

출 방법론을 제안하였다. 제안방법은 영상분할과정을 통해 생성된 객체정보의 분광, 질감, 형상특징정보와 이들의 공간적 상관성을 종합적으로 고려하여, 사용자의 개입을 최소화하면서 도로면형 및 선형요소를 자동으로 추출할 수 있는 장점을 갖는다.

제안기법에 대한 시각적/정량적 평가 결과, 시각적으로 추출된 도로면형 및 선형요소의 형상이 실제 도로 경계와 전체적으로 잘 부합함을 확인할 수 있었고, 시각적 판단에 의해 구축된 참조데이터를 기반으로 한 정량적 평가 결과 역시 만족할 만한 결과를 도출하였다. 이는 제안한 방법론이 고해상도 위성영상을 활용한 도로정보 추출에 효과적으로 사용될 수 있음을 증명해주는 결과이다. 향후 아스팔트와 비포장도로와 같은 다양한 도로 노면 특성을 갖는 지역에 대한 제안 방법의 추가적인 검증을 수행할 예정이며, 이를 통해 세부 알고리즘을 수정 보완할 예정이다.

#### 참고문헌

변영기, 김용일, 2010, 고해상도 위성영상의 객체기반 분석을 위한 영상분할 기법 개발 및 평가, 한국측량학회지, 28(6): 523-532.

변영기, 이정호, 손정훈, 유기윤, 2006, LISA를 이용한 LiDAR 데이터로부터 건물 추출에 관한 연구, 한국측량학회지, 24(4): 335-341.

정인철, 손지연, 2001, 웨이블릿 변환과 다중해상도 분석을 이용한 고해상도 위성영상에서의 도로망 추출, 한국지리정보학회지, 4(3): 61-70.

Anselin, L., 1995, Local Indicators of Spatial Association-LISA, *Geographical Analysis*, 27: 93-115

Bacher, U. and H. Mayer, 2005, Automatic road extraction from multispectral high resolution satellite images, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing*, Vol. XXXVI, Part B3/W24, pp. 29-34.

Colditz, R., T. Wehrmann, M. Bachmann, K. Steinnocher, G. Schmidt, and S. Dech, 2006, Influence of image fusion approaches on

- classification accuracy: A case study, *International Journal of Remote Sensing*, 27(15): 3311-3335.
- ESRI, 1996, Automation of Map Generalization: The Cutting-Edge Technology, *G White Papers of ESRI Support Center*.
- Gamba. P., F. Dell' Acqua, and G. Lisini, 2006, Improving urban road extraction in high resolution images exploiting directional filtering, perceptual grouping, and simple topological concepts, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 40(3): 387-391.
- Hedman, K., U. Stilla, G. Lisini, and P. Gamba, 2010, Road Network Extraction in VHR SAR images of urban and Suburban Areas by Means of Class-Aided Feature-Level Fusion, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 48(3): 1294-1296.
- Long, H. and Z. Zhao, 2005, Urban road extraction from high resolution satellite images, *International Journal of Remote sensing*, 26(22): 4907-4921.
- Negri. M., P. Gamba, G. Lisini, and F. Tupin, 2006, Junction-aware extraction and regularization of urban road networks in high resolution SAR images, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 44(10): 2962-2971.
- Steger, C., 1998, An unbiased detector of curvilinear structures, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(2): 311-326.
- Song, M. and D. Civco, 2004, Road extraction using SVM and image segmentation, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70(12): 1365-1371.
- Treash, K. and K. Amaratunga, 2000, Automatic road detection in gray scale aerial images, *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, 14(1): 60-69.
- Wiedemann. C., 2003, External Evaluation of Road networks, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXIV, Part 3/W8.
- Zhang, Q. and I. Couloigner, 2006, Automated road network extraction from high resolution multi-spectral imagery, *In ASPRS proceedings*, Reno, Nevada, May.1-May.5. on CD-ROM