

# 객체기반 영상분류를 위한 영상분할 가중치 비교

## Comparison of Segmentation Weight Parameters for Object-oriented Classification

이정빈\*, 허준, 손홍규, 윤공현

Jung-Bin Lee\*, Joon Heo, Hong-Gyoo Sohn, Kong-Hyun Yun

연세대학교 사회환경시스템 공학부

ortolan@yonsei.ac.kr, jheo@yonsei.ac.kr, sohn1@yonsei.ac.kr, ykh1207@yonsei.ac.kr

### 요약

객체기반 영상분류를 위한 영상분할에 있어서 중요한 요소로는 분할축척(Scale), 분광 정보(Color), 공간 정보(Shape) 등이 있으며 공간 정보에 해당하는 공간 변수는 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)가 있다. 이들 가중치의 선택이 최종적으로 객체기반 영상분류의 결과를 좌우하게 된다. 본 연구는 객체기반 영상분류의 준비 과정이라 할 수 있는 영상분할에 있어서 다양한 가중치를 적용을 통하여 영상을 분할하였다. 영상분할을 위해 적용한 가중치는 10, 20, 30 의 분할축척(Scale)과 분광 정보(Color)와 공간 정보(Shape)간의 가중치 조합, 공간 변수인 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)간의 가중치 조합을 사용하였다. 각 가중치 조합을 통하여 분할된 영상의 분석은 Moran's I 와 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)을 이용하여 분석하였다. 각 객체 간의 상관관계 분석을 위하여 Moran's I 를 계산하였으며 분류된 지역의 동질성을 분석 하기 위하여 객체 면적을 고려한 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)값을 계산하였다. Moran's I 가 낮은 값을 가질수록 객체 간의 공간상관관계가 낮아지므로 이웃 객체 간의 이질성은 높아지며 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)이 낮은 값을 가질수록 지역간의 동질성은 높아지게 된다. Moran's I 와 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)의 조합을 통하여 객체기반 영상분류 시 가장 높은 분류 정확도가 예상되는 밴드별 영상분할 가중치를 얻을 수 있다.

### 1. 서론

객체기반 영상분류기법은 픽셀기반 영상분류에서 분류의 어려움을 가지고 있는 대상물까지도 대상 픽셀뿐만 아니라 주위의 픽셀까지 고려한 방법을 통하여 분류가 가능하며 이를 위하여 사용자가 원하는 분류 목적에 따른 영상객체를 만들게 된다. 영상객체를 만들기 위한 영상분할방법은 객체기반 영상분류에 있어서 가장

기본적이고 중요한 요소라 할 수 있다. 영상분할 방법 중 객체기반 영상분할은 픽셀기반 영상분할과는 달리 영상의 공간정보와 분광정보를 동시에 이용하여 영상을 분할할 수 있다. 영상의 분광정보(Color)과 공간정보(Shape) 두 가지를 계산하여 사용하게 되는데 영상분류 목적에 따라 분광(Color)쪽에 많은 강조가 필요할 경우 분광의 가중치를 더 크게 사용할 수 있으며 반대로 공간(Shape)쪽에 많은 강조가

필요할 경우 공간의 가중치를 더 크게 하여 영상객체를 만들 수 있다. 분광정보와 공간정보는 일반적인 분할함수에 적용되어 원격탐사 자료로부터 상대적으로 균일한 화소로 구성된 영상객체를 생성한다(Definiens, 2004). 또한 공간 정보에 해당하는 공간 변수로 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)의 가중치 조합을 통하여 생성된 영상객체가 최종적으로 객체기반 영상분류결과를 좌우하게 되는 요소가 된다. 본 연구는 객체기반 분류를 위한 영상객체 생성에 있어서 영상분할 가중치 비교가 목적이며 가중치의 변화를 주면서 생성된 영상의 각 객체간의 상관관계 분석을 위하여 Moran's I 와 분류된 지역의 동질성을 분석하기 위하여 객체면적을 고려한 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)값을 계산하였다. 계산된 Moran's I와 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)의 조합을 통하여 가장 높은 분류 정확도가 예상되는 가중치의 조합을 적용하여 영상분류를 시행하여 정확도를 비교하여 본다.

## 2. 연구방법

영상분할에 사용한 영상은 Landsat-7/ETM 영상으로 Band 2,3,4 만을 사용하였으며 영상의 일부지역만 잘라내서 사용하였다. 영상분할은 객체기반 영상분류 소프트웨어인 eCognition을 사용하였다. 영상분할 가중치는 분할축척 10, 20, 30 의 세 단계로 나누고 각 축척에 따라서 분광정보와 공간정보의 가중치 조합과 공간정보요소인 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)의 조합을 사용하여 75개의 가중치 조합에 따른 분할영상을 생성하였다. 생성된 영상객체의 상관관계 분석을 위하여 사용된 Moran's I는 다음의 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다. Moran's I는

분할된 객체의 상관관계를 나타내며 작은 값을 가질수록 주위의 객체와 낮은 상관관계를 가지며 통계적으로 다르다는 것을 나타낸다.

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (v_i - \bar{v})(v_j - \bar{v})}{\left( \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2 \right) (\sum_{i=1}^n \sum w_{ij})} \quad (1)$$

객체 내부 분산(Intrasegment Variance)은 다음의 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$V = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \cdot v_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (2)$$

객체 내부 분산(Intrasegment Variance)은 분할된 객체의 면적에 가중치를 두고 계산되었는데 작은 값을 가질수록 각 객체간의 동질성이 높아지게 된다. 각각의 가중치 조합으로 생성된 객체간의 Moran's I 와 객체 내부 분산의 결과를 이용하여 최적의 영상분할 가중치 조합을 선택하기 위하여 다음 식(3),(4)를 사용하였다.

$$F(x) = \frac{X_{max} - X}{X_{max} - X_{min}} \quad (3)$$

$$F(v, I) = F(v) + F(I) \quad (4)$$

가장 최적이 되는 가중치의 조합은 Moran's I가 작아서 근접한 객체간의 이질성이 높아야하며 객체 내부 분산값 또한 작아 각 객체간의 동질성이 높아야 한다(G.M.E spindola, 2006). 즉, 가장 좋은 영상분할은 각 객체간의 높은 동질성이 유지되어야 하며 인접한 객체들 사이에서는 완벽하게 분리되어 있어야 한다. 계산된  $F(v)$ 와  $F(I)$ 의 범위는 0~1이며 두 값의 합인  $F(v, I)$ 의 범위는 0~2 가 된다.

### 3. 연구결과

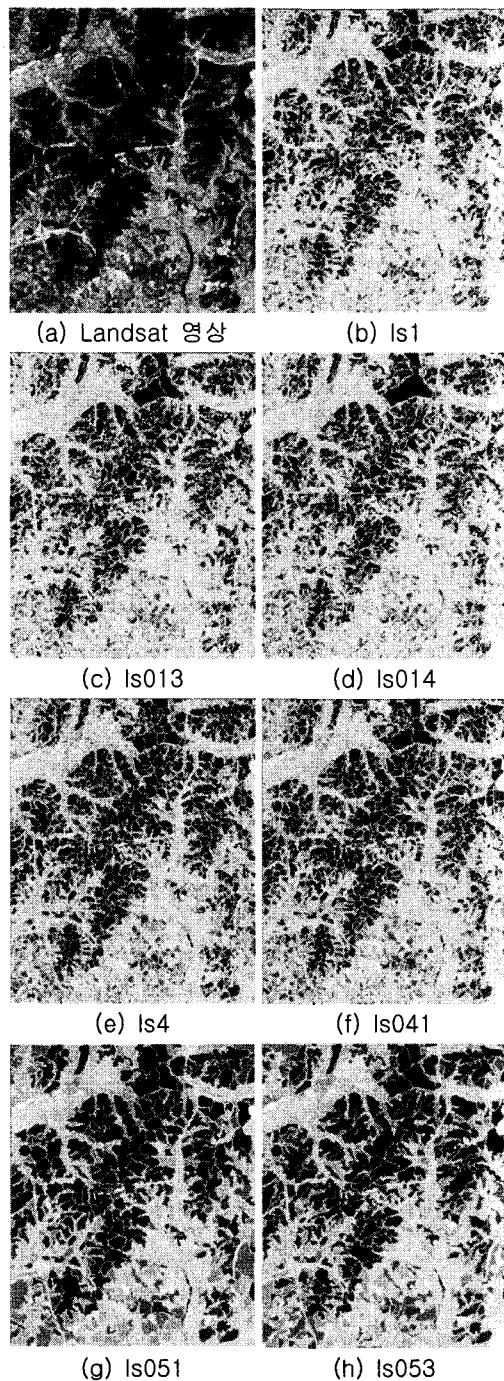


그림 1. 영상분할 결과

다른 가중치를 적용하여 생성된 분할

영상 75개 중 Moran's I와 객체 내부 분산을 조합하여 각 밴드별 결과 계산값이 높은 상위 3개의 분할영상을 선택하여 결과를 비교하였다. 그림 1은 Landsat 영상과 각각 다른 가중치를 적용하여 생성된 분할영상을 나타낸다. 표 1은 선택된 밴드별 상위 9개중에 상위 3개에 중복되는 그림 1의 (b) 경우를 포함하여 7개의 분할 영상의 가중치를 나타내고 그림 2,3,4는 계산결과를 나타낸다.

표 1. 분할영상의 가중치

분류	영상	가중치		
		Scale	Color	Compactness
(b)	ls1	10	0.9	0.9
(c)	ls013	10	0.9	0.3
(d)	ls014	10	0.9	0.1
(e)	ls4	10	0.7	0.9
(f)	ls041	10	0.7	0.7
(g)	ls051	20	0.7	0.7
(h)	ls053	20	0.7	0.3

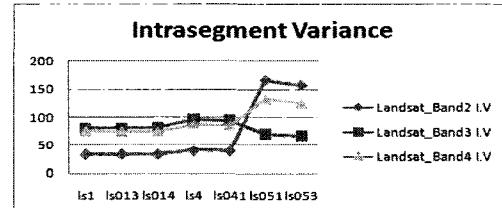


그림 2. 내부 객체 분산

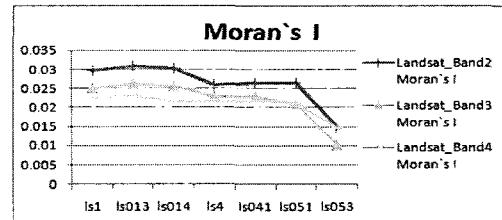


그림 3. Moran's I

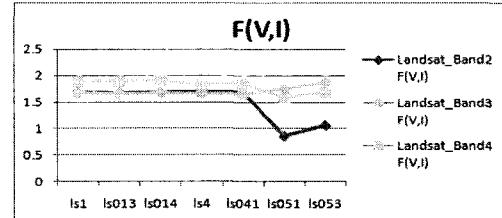


그림 4. F(v,I)

그림 4에서 나타난 결과를 정리하면 표 2와 같다. 음영으로 진하게 표시된 값이 각 밴드별 상위 3개의 계산 결과값을 나타낸다. 객체 기반 영상 분류 시 높은 정확도가 예상되는 결과 계산값 중 Scale 10, Color 0.9, Compactness 0.9의 경우 밴드 2,3,4 모두가 상위 3개에 포함되어 실제로 영상분류를 하였을 때 가장 높은 분류 정확도가 예상되었다.

표 2.  $F(v, I)$

분류	영상	$F(v, I)$		
		band2	band3	band4
(b)	ls1	1.696134534	1.660694242	1.890930604
(c)	ls013	1.680694828	1.647784973	1.889912161
(d)	ls014	1.686962406	1.653353672	1.9056212
(e)	ls4	1.696875609	1.638873353	1.831508844
(f)	ls041	1.695822174	1.645751106	1.845683766
(g)	ls051	0.85824569	1.73466987	1.58843667
(h)	ls053	1.058019224	1.867851779	1.685509139

#### 4. 결론

객체기반 영상분류를 위한 영상의 분할에 있어서 각 객체와 서로 인접한 객체와의 상관관계와 서로 비슷한 형태를 보이는 객체들 간의 관계가 영상분류 결과에 중요한 영향을 주게 된다. 본 연구에서는 이러한 상관관계를 계산하여 가장 좋은 객체기반 영상분류의 결과를 얻을 수 있는 영상분할 가중치에 대하여 연구하였다. 밴드별 분류에 있어서 가장 좋은 결과가 예상되는 가중치 조합은 밴드 2의 경우 축척 10, 분광 0.7, 조밀도 0.9이다. 밴드 3의 경우 축척 20, 분광 0.7, 조밀도 0.3이며 밴드 4의 경우는 축척 10, 분광 0.9, 조밀도 0.1을 얻을 수 있다. 계산 결과 서로 근소한 차이를 보이며 그림 1 (b)의 경우 각 밴드별 계산결과가 모두 높은 것으로 나타나며 이들 밴드를 사용하

였을 때 가장 높은 영상분류 정확도가 예상된다. 향후 연구과제로서 본 연구에서 얻은 결과를 이용하여 Landsat 영상의 밴드 2,3,4를 사용한 객체기반 분류를 시행하여 실질적인 영상분류 결과에 대한 정확도 분석이 이루어져야 할 것이다.

#### 참고문헌

Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., Höltje, A., Hofmann, P., Lingenfelder, I., Mimler, M., Sohlbach, M., Weber, M., & Willhauck, G., (2004), eCognition Professional: User guide 4.: Munich: Definiens-Imaging.

BAATZ, M. and SCHAPE, A., 2000, Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In Angewandte Geographische Informationsverarbeitung, J. Strobl, T. Blaschke and G. Griesebner (Eds), vol. 12, pp. 12–23 (Heidelberg: Wichmann-Verlag).

G. M. ESPINDOLA, G. CAMARA, I. A. REIS, L. S. BINS and A. M. MONTEIRO, Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation, International Journal of Remote Sensing Vol. 27, No. 14, 20 July 2006, 3035–3040

Jensen, J. R., (2004), Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 3rd ed.; Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.