

## 객체 기반 영상 분류에서 최적 가중치 선정과 정확도 분석 연구

이정빈\* · 허 준\* · 어양담\*\*

\*연세대학교 공과대학 사회환경시스템공학부, \*\*국방과학연구소

### Study on Selection of Optimized Segmentation Parameters and Analysis of Classification Accuracy for Object-oriented Classification

Jung-Bin Lee\*, Joon Heo\*, and Yang-Dam Eo\*\*

\*School of Civil & Environmental Engineering, College of Engineering, Yonsei University

\*\*Agency for Defense Development

**Abstract :** The overall objective of this research was to investigate various combination of segmentation parameters and to improve classification accuracy of object-oriented classification. This research presents a method for evaluation of segmentation parameters by calculating Moran's I and Intra-segment Variance. This research used Landsat-7/ETM image of 11 × 14 Km developed area in Ansong, Korea. Segmented images are generated by 75 combinations of parameter. Selecting 7 combinations of high, middle and low grade expected classification accuracy was based on calculated Moran's I and Intra-segment Variance. Selected segmentation images are classified 4 classes and analyzed classification accuracy according to method of object-oriented classification. The research result proved that classification accuracy is related to segmentation parameters. The case of high grade of expected classification accuracy showed more than 85% overall accuracy. On the other hand, low grade showed around 50% overall accuracy.

**Key Words :** Segmentation, Object-oriented, Parameters, Accuracy Analysis.

**요약 :** 본 논문에서는 대상지역에 대한 영상을 다양한 가중치의 조합의 경우를 고려하여 객체 단위로 분할하게 되며 분할된 객체에 대하여 상호관계를 분석하여 수치적으로 표현하였다. 또한 최종적인 객체 기반 영상분류에서 높은 정확도를 확보할 수 있는 가중치의 조합을 산정하였다. 연구에 사용된 영상은 Landsat-7/ETM 영상으로 대상 지역의 면적은 11×14 Km이며 밴드 2,3,4의 조합을 사용하였다. 객체 간 계산은 Moran's I와 객체 내부 분산(Intra-segment Variance)을 이용하였다. 대상지역에 대하여 총 75개의 가중치 조합을 사용하여 75개의 객체 분할 영상을 생성하였다. 객체 분할 영상 중에 최종적인 영상 분류 시 높은 정확도가 예상되는 가중치 조합, 중간 정도 정확도가 예상되는 가중치 조합 그리고 낮은 정도 정확도가 예상되는 가중치 조합을 7개 선택하여 최종적인 객체기반 영상분류를 시행하고 그 정확도를 비교하였다. 정확도의 비교 결과, 가장 높은 정확도가 예상되는 가중치 조합의 객체 분할 영상의 경우 객체 기반 영상 분류 시 85% 이상의 정확도를 나타내었으며 반대로 낮은 경우는 분류 시 50% 정도의 분류 정확도를 나타내었다.

## 1. 서론

객체기반 영상분류에 있어서 분류 정확도는 객체의 분할 결과에 의해 달라질 수 있다. 이러한 객체의 추출에는 각각의 픽셀 정보를 이용한 추출보다는 하나의 객체로 평가될 수 있는 주변 픽셀간의 상호관계가 이용되어야 하며 이렇게 분할된 객체가 정확할수록 최종적인 분류 정확도의 향상을 가져올 수 있다. 지금까지는 사용자의 경험이나 사전지식에 따라서 객체를 분할하기 위한 가중치가 결정되었으며 분할된 객체의 평가가 이루어졌다.

영상의 객체 분할에 대한 기존의 연구를 보면 객체 분할 소프트웨어에 대한 비교 연구(M. Neubert and G. Meinel, 2003), Landsat과 Aster 영상을 이용하여 객체 기반 영상 분할 기법을 적용한 영상 분류 및 정확도 분석 연구(G. Ruvimbo, et al, 2007), Region-growing 기법에 의한 영상 분할 파라미터 선정에 관한 연구(G. M. Espindola et al, 2006) 등이 있다.

객체 기반 영상 분류는 픽셀 기반의 영상 분류와는 달리 영상의 분광정보와 동시에 공간정보를 이용하여 영상을 객체 단위로 분할하여 영상 분류를 시행하게 된다. 이와 같은 객체의 분할에 있어서 중요한 요소가 되는 것이 객체 분할 축척(Scale), 분광 정보(Color), 공간 정보(Shape) 등이 있으며 공간 정보에 해당하는 변수로는 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)가 있다(Jensen, 2004). 이와 같은 5가지 요소를 가중치로 두어 객체를 분할하게 되며 가중치의 정도에 따라 객체의 형태 및 성질이 결정된다. 영상의 분광정보(Color)와 공간정보(Shape)는 영상 분류 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 분할 함수에 적용되어 원격탐사 자료로부터 상대적으로 균일한 화소로 구성된 영상 객체를 생성한다(eCognition Professional User Guide, 2004). 따라서 객체 기반 영상 분류의 기반이 되는 객체의 분할에 있어서 가중치의 선택이 객체기반 영상 분류의 결과에 중요한 영향을 주게 된다.

## 2. 연구절차 및 대상지역

### 1) 연구 절차

연구 절차는 크게 가중치 조합에 따른 객체 분할 영상의 생성과 객체 내부와 인접한 객체간의 상관관계 분석, 영상 분류 시 높은 정확도가 예상되는 가중치 선정 및 정확도 비교 분석으로 나눌 수 있다. 본 연구에서는 Landsat-7/ETM 영상을 이용하여 적용 가능한 모든 가중치의 조합(총 75개 가중치 조합)을 사용하여 객체를 생성하였으며 객체간의 상관관계 분석을 통하여 객체기반 영상 분류 시 가장 높은 정확도가 예상되는 3개의 가중치 조합과 중간 정도 정확도가 예상되는 2개의 가중치 조합, 가장 낮은 정도의 정확도가 예상되는 2개의 가중치 조합을 선택하였다. 객체간의 상관관계 분석을 위하여 사용한 방법은 분할된 객체의 내부 분산(Intrasegment Variance)값과 인접 객체간의 Moran's I의 계산을 통하여 이루어졌다. 예상되는 정확도의 정도는 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)값과 Moran's I 값의 조합식으로 예상하였다. Fig. 1은 연구의 흐름도를 나타낸다.

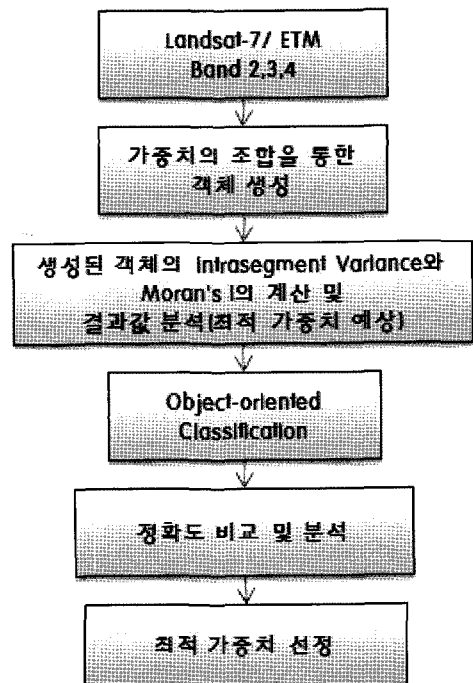


Fig. 1. 연구 흐름도.

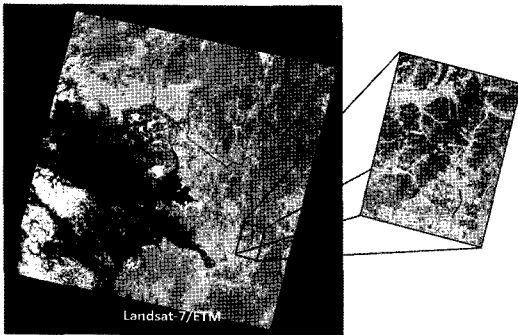


Fig. 2. 대상지역의 Landsat-7/ETM 영상.

## 2) 대상지역

객체의 분할 및 객체 기반 영상 분류에 사용한 영상은 Landsat-7/ETM 영상으로 밴드 2, 3, 4의 조합을 사용하였다. 영상의 객체 단위 분할 과정에서 조합 가능한 가중치를 모두 사용하기 때문에 영상의 크기가 클 경우 객체 분할 영상처리 시간이 많이 소요되는 문제가 있었다. 따라서 처리시간을 단축하기 위하여 전체 영상을 전부 사용하지 않고 일부 지역만을 대상으로 연구를 진행하였다.

전체 영상에서 연구 대상지역으로 선정한 경기도 안성시의 일부 지역을 중심으로 가중치의 다양한 조합에 따른 객체 분할과 상관관계 분석 및 객체 기반 영상 분류를 실시하였다. Fig. 2는 전체 영상과 연구 대상지역으로 선정한 경기도 안성시 지역을 나타낸다. 연구 대상 지역의 면적은 약 11×14 Km 정도이며 영상의 픽셀 간격은 28.5m이다. 좌표정보는 TM Bessel 좌표계를 사용하였을 때 영상의 좌측 상단의 좌표값은(210850, 402924)이며, 우측 하단의 좌표값은(221993.5, 389044.5)이다.

대상지역의 객체 분할과 객체 기반 영상 분류를 위하여 객체 기반 영상 분류 소프트웨어인 Definiens professional 5 를 사용하였다.

## 3. 상관관계 분석

### 1) 가중치 조합

최적의 가중치 선정을 위한 객체 분할의 초기 가중치는 먼저 분할 축척(Scale)은 10, 20, 30으로 제한을 두

었는데 이는 대상지역의 영상범위가 작기 때문에 실험 결과 더 큰 축척이 사용될 경우 영상 전체가 하나의 객체로 분할되는 문제가 있기 때문이다. 10, 20, 30의 분할축척(Scale)에 분광정보(Color)와 공간정보(Shape)의 가중치 조합과 공간정보요소인 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)의 조합을 사용하여 75개의 서로 다른 가중치 조합을 생성하고 각각 가중치 조합에 따른 객체 분할 영상을 생성하였다. 분광정보(Color)와 공간정보(Shape)의 가중치 조합은 서로 밀접한 관계가 있으며 예를 들면 분광 가중치가 증가하게 되면 반대로 공간 가중치가 감소하게 된다. 이들 각각의 가중치는 0~1의 범위를 가지면 두 가중치의 합은 항상 1인 관계가 있다. 평활도(Smoothness)와 조밀도(Compactness)의 가중치 조합도 분광정보와 공간정보 가중치와 마찬가지로 이들 각각의 범위는 0~1이며 두 가중치의 합은 항상 1이 되는 관계를 가지고 있다.

### 2) Moran's I

가중치의 조합을 통하여 생성된 객체 분할 영상에서 인접한 객체간의 상관관계 분석을 위하여 사용된 Moran's I는 다음의 식(1)과 같이 나타낼 수 있다(David O'sullivan, 2002). Moran's I는 분할된 인접 객체 간의 상관관계를 구할 수 있으며 -1~1의 값을 가진다. 계산 값이 작을수록 주위 인접 객체와 낮은 상관관계를 가지며 통계적으로 다르다는 것을 나타낸다. 이는 인접 객체와 완벽하게 분리되어 이질성이 높다는 것을 나타낸다. 만약 Moran's I 값이 0과 가까운 값을 가지게 되면 서로 불규칙한 패턴을 가지고 있거나 공간상 상관관계가 없다고 할 수 있다(F.Wang, 2006).

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\left( \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right) \left( \sum_{i \neq j} w_{ij} \right)} \quad (1)$$

식 (1)에서 n은 전체 객체의 개수이며  $w_{ij}$ 는 공간 가중치를 의미한다. 예를 들어  $w_{ij}$ 가 1일 경우는 i와 j가 근접함을 나타내며 반대의 경우는 0을 가지게 된다.  $y_i$ 와  $y_j$ 는 각 객체의 값이며  $\bar{y}$ 는 객체의 평균값을 나타낸다(F.Wang, 2006). Fig. 3은 가중치 조합에 대한 Moran's I의 계산 결과이다. 세로축은 Moran's I의 계

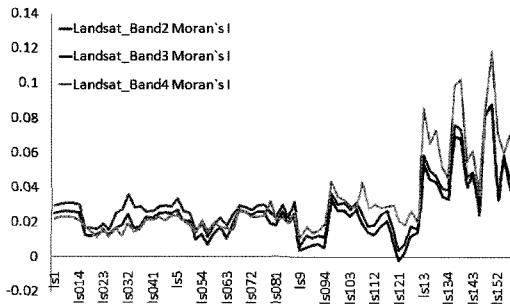


Fig. 3. Moran's I 계산결과.

산값을 나타내며 가로축은 75개 객체 분할 영상의 구분을 위하여 임의로 부여한 객체 분할 영상의 이름을 나타낸다.

### 3) 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)

객체 내부 분산 (Intrasegment Variance)은 다음의 식(2)와 같이 나타낼 수 있다(David O sullivan, 2002).

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

식 (2)에서  $v_i$ 는  $i$ 의 분산을 나타내며  $a_i$ 는 객체  $i$ 의 면적을 나타낸다.

객체 내부 분산(Intrasegment Variance)은 분할된 객체의 면적에 가중치를 두고 계산되었다. 계산 값이 작은 값을 가질수록 각 객체 내부의 동질성이 높아지게 되며 이는 하나의 객체는 내부적으로 비슷한 성질을 가지고 있다는 것을 나타낸다(G. M. Espindola et al, 2006). Fig. 4는 가중치 조합에 대한 객체 내부 분산 (Intrasegment Variance)의 계산 결과이다.

세로축은 객체 내부 분산 (Intrasegment Variance)의 계산값을 나타내며 가로축은 75개 객체 분할 영상의

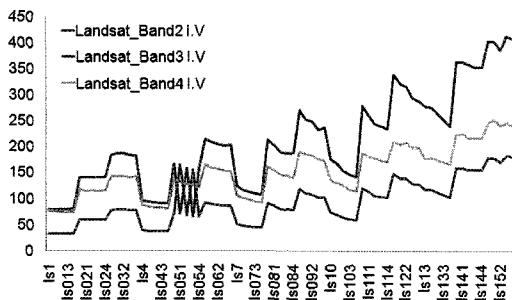


Fig. 4. Intrasegment Variance 계산결과.

구분을 위하여 임의로 부여한 객체 분할 영상의 이름을 나타낸다.

### 4) 가중치의 선정

각각의 가중치 조합으로 생성된 객체간의 Moran's I와 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)의 결과값을 이용하여 최적의 영상분할 가중치 조합을 선택하기 위하여 다음 식(3),(4)를 사용하였다(G. M. Espindola et al, 2006).

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

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

계산된  $F(v)$ 와  $F(I)$ 의 범위는 0~1이며 두 값의 합인  $F(v, I)$ 의 범위는 0~2사이의 값을 가진다. Fig. 5는 가중치 조합에 대한  $F(v, I)$ 의 계산 결과이다.

최적이 되는 가중치의 조합은 Moran's I가 작아서 근접한 객체간의 이질성이 높아야하며 객체 내부 분산 값 또한 작아서 각 객체 내부의 동질성이 높아야 한다(G. M. Espindola et al, 2006). 즉, 가장 좋은 영상 분할은 각 객체간의 높은 동질성이 유지되어야하며 인접한 객체들 사이에서는 완벽하게 분리되어 있어야 한다.

계산된  $F(v, I)$ 를 통하여 객체 기반 영상 분류 시 가장 높은 분류 정확도가 예상되는 가중치 조합과 중간 정도, 낮은 정도의 분류 정확도가 예상되는 가중치 조합을 선정하였다. 계산 결과를 살펴보면  $F(v, I)$ 값이 높을 경우 영상 분류 시 높은 정확도가 예상되며 낮을 경우 낮은 정확도가 예상된다. 세로축은  $F(v, I)$ 의 계산값을 나타내며 가로축은 75개 객체 분할 영상의 구분을 위하여 임의로 부여한 객체 분할 영상의 이름을 나타낸다.

Table 1에서 (a), (b), (c)의 경우가 높은 분류 정확도가

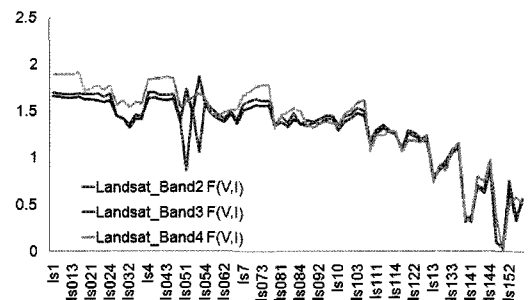


Fig. 5. F(v, I) 계산결과.

예상되는 가중치 조합이며 (d), (e)의 경우가 총 75개의 가중치 조합 중 중간 정도의 분류 정확도가 예상된다. (f), (g)의 경우가 가장 낮은 분류 정확도가 예상되는 가중치의 조합이다. (a)~(g)의 객체 분할 결과를 살펴보면 각각의 가중치 선택에 따라 결과가 달라지는 것을 확인할 수 있다. Scale의 경우 영상 분할 축척을 나타내는 것으로 값이 커질수록 상대적으로 하나하나의 객체 크기가 커지는 것을 볼 수 있으며 Color와 Shape의 가중치 설정의 경우 두 가지 요소는 서로 한 가지 요소의 값이 커지면 상대적으로 다른 한 가지 요소가 작아지게 되는데

Color의 가중치가 높을수록 객체의 결정이 영상의 분광 정보에 따라 결정된다. Shape는 다시 Compactness와 Smoothness의 두 가지 요소로 결정되는데 Compactness가 높을수록 생성되는 각각의 객체의 형태가 복잡하고 조밀해지며 Smoothness가 높을수록 객체의 형태가 간결하고 부드러운 곡선의 형태로 생성된다.

Fig. 6은 원영상과 Table 1에 명시된 7개의 객체 분할 가중치에 따른 객체 분할 영상을 비교하여 보여준다. 이들 영상에 대하여 객체 기반 영상 분류를 실시하고 분류 정확도 평가를 통하여 이를 검증하였다.

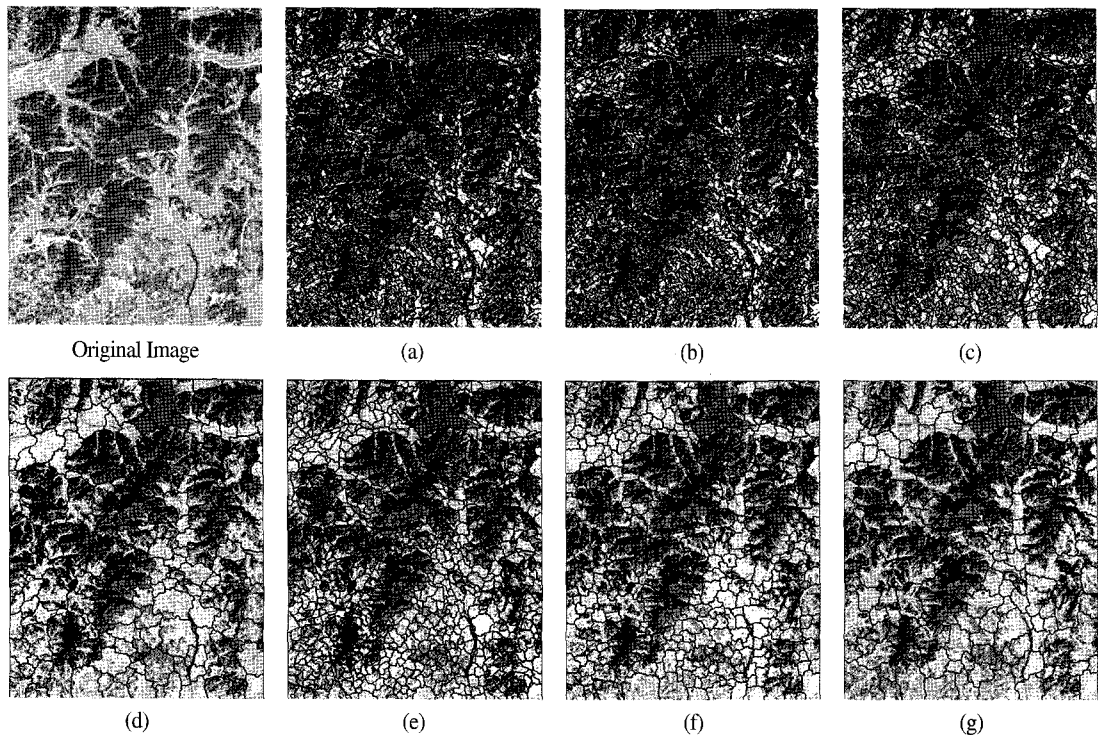


Fig. 6. 가중치 조합별 객체 분할 영상.

Table 1. 객체 분할 가중치 조합 및 계산 결과.

분류	가 중 치					Band2			Band3			Band4		
	Scale	Color	Shape	Compact	Smooth	F(v)	F(l)	F(v, l)	F(v)	F(l)	F(v, l)	F(v)	F(l)	F(v, l)
(a)	10	0.9	0.1	0.9	0.1	1.000	0.696	1.696	0.959	0.701	1.661	0.995	0.896	1.891
(b)	10	0.9	0.1	0.1	0.9	0.998	0.689	1.687	0.958	0.695	1.653	1.000	0.906	1.906
(c)	10	0.7	0.3	0.9	0.1	0.956	0.741	1.697	0.915	0.724	1.639	0.927	0.904	1.832
(d)	30	0.3	0.7	0.9	0.1	0.235	0.852	1.087	0.212	0.864	1.076	0.237	0.823	1.060
(e)	10	0.1	0.9	0.3	0.7	0.504	0.580	1.084	0.466	0.588	1.054	0.466	0.615	1.081
(f)	20	0.1	0.9	0.9	0.1	0.170	0.141	0.311	0.145	0.197	0.342	0.164	0.180	0.344
(g)	30	0.1	0.9	0.7	0.3	0.033	0.000	0.033	0.030	0.000	0.030	0.000	0.000	0.000

### 4. 연구결과

#### 1) 객체 기반 영상 분류

객체간의 Moran's I와 객체 내부 분산(Intrasegment Variance)의 결과값을 통하여 선정된 7개의 가중치 조합과 이를 통하여 생성된 객체 분할 영상을 도심지역, 산지지역, 수계지역, 농업지역의 4개의 Class로 구분하여 객체 기반 영상 분류를 시행하였다. 영상 분류는 각각의 Class에 해당하는 샘플 객체를 선택하여 분류가 진행되었다. 또한 정확도 평가를 위하여 TTA(Training and Test Area) Mask를 생성하였다. 이는 대상지역의 토지피복도와와의 비교를 통하여 391개의 샘플을 이용하여 생성하였다.

#### 2) 정확도 평가

Table 1의 계산 결과에서 나타났듯이 (a)의 경우가 밴드 2,3,4 모두에서 계산 결과가 높은 값을 보이므로 객체 기반 영상 분류 시 가장 높은 정확도가 예상되며 (g)의 경우가 가장 낮은 정확도가 예상된다.

Table 2와 Fig. 7은 TTA(Training and Test Area)

Table 2. 객체 기반 영상 분류 정확도.

분류	Band2	Band3	Band4	Accuracy	KIA
	F(v, I)	F(v, I)	F(v, I)		
(a)	1.696	1.661	1.891	0.8518	0.8084
(b)	1.687	1.653	1.906	0.7712	0.7073
(c)	1.697	1.639	1.832	0.8223	0.7700
(d)	1.087	1.076	1.060	0.5977	0.4907
(e)	1.084	1.054	1.081	0.7340	0.6587
(f)	0.311	0.342	0.344	0.5952	0.4794
(g)	0.033	0.030	0.000	0.5285	0.4180

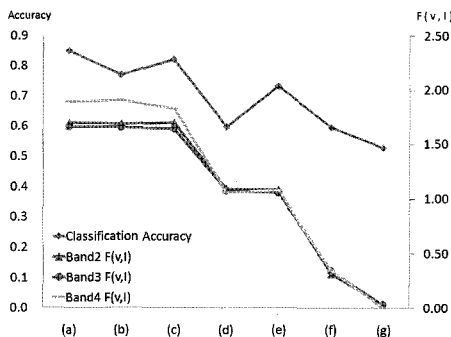


Fig. 7. 정확도 및 F(v, I).

Mask를 이용한 객체 기반 영상 분류의 실제 정확도와 객체간의 계산된 F(v, I)를 나타낸다. Table 2의 KIA (Kappa Index of Agreement)는 0에서 1사이의 값을 가지게 되면 값이 1에 가까울수록 분류 결과가 좋다고 할 수 있다. 일반적으로 0.80 이상의 KIA(Kappa Index of Agreement) 값을 나타내게 되면 분류 결과와 실제

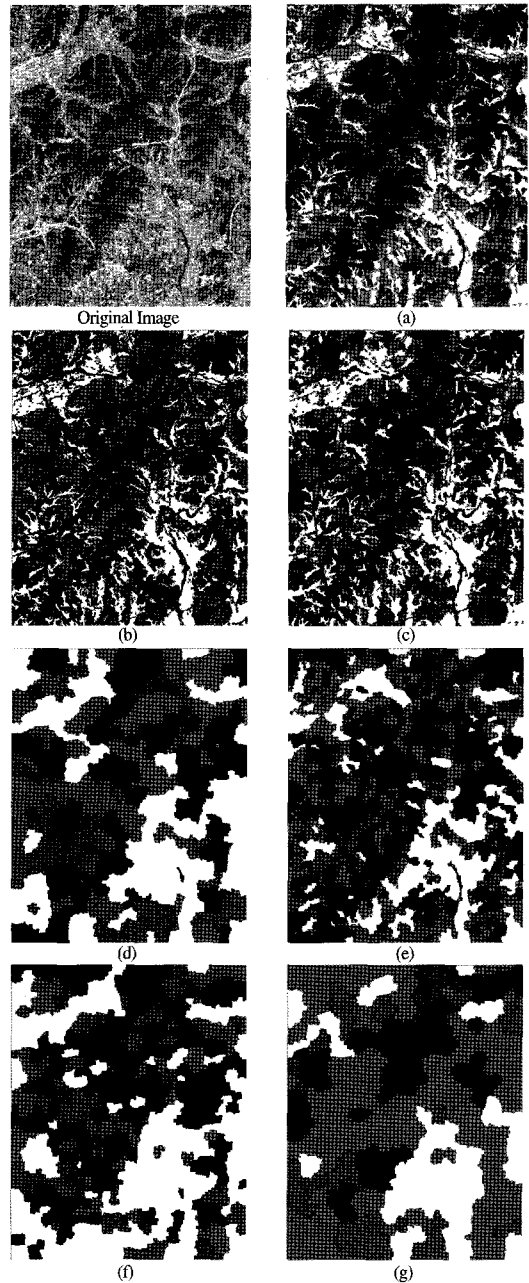


Fig. 8. 객체 기반 영상 분류 결과.

(Blue: 수계지역, Black: 산지지역, Yellow: 도심지역, Red: 농업지역)

대상지역의 정보사이의 일치도가 높음을 나타내고 0.80~0.40의 값은 중간정도, 0.40 이하의 값은 낮은 정도의 일치도를 나타내게 된다. Fig. 8은 객체 기반 분류를 시행하여 (a)~(g)까지의 분류 결과를 나타낸다. 그 결과 예상되는 정확도가 (a)의 경우, 가장 높았으며 실제로 객체 기반 영상 분류를 시행하였을 때에도 마찬가지로 (a)의 경우가 가장 높은 정확도를 나타내었다.

## 5. 결론

객체 기반 영상 분류 기법은 픽셀 기반 영상 분류에서 분류의 어려움을 가지고 있는 대상물까지도 대상 픽셀뿐만 아니라 주위의 픽셀까지 고려한 방법을 통하여 분류가 가능하며 이를 위하여 사용자가 원하는 분류 목적에 따라서 객체를 분할하게 된다. 이러한 객체의 분할은 객체 기반 영상 분류에 있어서 가장 기본적이고 중요한 요소라 할 수 있다.

본 연구는 이러한 객체간의 상관관계를 연구하여 가장 높은 객체 기반 영상 분류의 결과를 얻을 수 있는 영상 분할 가중치에 대하여 연구를 수행하였다. 연구결과에서 나타난 것과 같이 Moran's I와 객체 내부 분산 (Intrasegment Variance)을 이용하여 예상한 최적 가중치의 조합을 사용하였을 때 객체 기반 영상 분류의 정확도가 가장 높게 나타났으며 (a) 가중치를 적용하였을 경우, 정확도 0.8518, KIA 0.8084을 나타내었다. 이와 반대로 (g)의 경우는 가장 낮은 정확도가 예상된 가중치의 조합으로 정확도 0.5285, KIA 0.4180을 나타내었다. 같은 영상임에도 불구하고 가중치의 변화에 따라 많은 분류 정확도의 차이를 보이는 것을 확인할 수 있다.

반면에 예상한 결과와 실제 정확도의 비교에 있어서 (a)의 경우와 (g)의 경우에는  $F(v, I)$ 값에 따라 정확도 차이가 확실하게 나타나지만 (a), (b), (c)의 경우에는 계산된  $F(v, I)$ 값의 차이는 거의 없으나 정확도에는 차이를 보였다. 이는 본 논문에서 정확도 검증을 위해 사용한 TTA(Training and Test Area) Mask의 샘플의 수를 증가시킴으로서 좀 더 정확한 결과를 얻을 수 있을 것이다. 또한 (d)와 (e)의 경우에  $F(v, I)$ 의 값의 차이는 거의 없으나 정확도에는 큰 차이를 보였고 (d)와 (f)의 경우에는  $F(v, I)$ 의 값에서는 많은 차이를 보였으나 정확도는

거의 차이를 보이지 않았다. 이는 본 논문에서 사용한 객체 분할 축척(Scale)을 10, 20, 30 이 아닌 더 작은 단위인 예를 들어 10, 12, 14 등의 축척을 사용하여 객체 분할을 시행함으로써 이와 같은 문제를 해결할 수 있을 것이다. 객체 분할 축척(Scale)이 커져버림에 따라 정확도 분석에 어느 정도의 불안한 면을 보였다. 적절한 객체 분할 축척(Scale)의 선택이 중요하다는 것을 알 수 있다.

이와 같은 문제들은 향후 연구 과제로서 진행을 통하여 해결이 가능하며 또한 좀 더 다양한 종류의 영상과 이에 적용될 수 있는 많은 가중치의 조합을 이용한 연구가 필요하다. 또한 객체 기반 영상 분류 기법의 특성상 시행하는 사용자에게 따라서 분류 결과의 큰 차이를 보일 수 있고 정확도 검증에도 많은 차이가 발생하게 된다. 따라서 본 연구에서 사용한 정확도 검증 방법 이외에도 다른 방법의 정확도 검증 방법에 대한 연구도 필요할 것이다.

## 참고문헌

- Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., Holtje, A., Hofmann, P., Lingenfelder, I., Mimler, M., Sohlbach, M., Weber, M., & Willhauck, G., 2004. eCognition Professional: User guide 4.; Munich: Definiens-Imaging.
- David O'Sullivan, 2002. David unwin, Geographic information analysis.
- F. Wang, 2006. Quantitative methods and applications in GIS.
- G. M. ESPINDOLA, G. CAMARA, I. A. REIS, L. S. BINS, and A. M. MONTEIRO, 2006. Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation, *International Journal of Remote Sensing*, 27(14): 3035-3040.
- Jensen, J. R., 2004. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 3rd ed.; Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- Neubert, M. and Meinel, G., 2003, Evaluation of segmentation programs for high resolution

remote sensing applications.

Ruvimbo Gamanya, Philippe De Maeyer, and Morgan De Dapper, 2007. An automated satellite image classification design using

object-oriented segmentation Algorithms: A move towards standardization, *Expert System with Applications*, 32, 616-624.