

세그먼트 기반의 Shape-Size Index 추출을 통한 고해상도 영상의 분류정확도 개선

Segment-based Shape-Size Index Extraction for Classification of High Resolution Satellite Imagery

한유경, 김혜진, 최재완, 김용일

You Kyung Han, Hye Jin Kim, Jae Wan Choi, Yong Il Kim

서울대학교 공과대학 건설환경공학부

han602@snu.ac.kr

요약

고해상도 위성영상이 갖는 공간 객체의 복잡성과 다양성에 의해 기존 중·저해상도 영상에서 사용하던 분류 방식을 고해상도 영상에 그대로 적용하기에는 한계가 있다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 영상의 공간적인 특성을 추가적으로 추출하여 분광정보와 결합하여 분류를 수행하는 방식의 연구가 진행되고 있다. 본 연구의 목적은 고해상도 영상의 분류정확도를 개선하기 위하여 새로운 공간 개체(spatial feature)인 SSI(Shape-Size Index)를 제안하는데 있다. SSI는 영역 확장(Region Growing) 기반의 영상 분할(Image Segmentation)을 수행한 후, 객체 내에 객체의 크기와 모양에 대한 고려를 모두 할 수 있는 공간 속성값을 할당하여 공간정보를 추출한다. 추출된 공간정보를 고해상도 영상의 다중분광 밴드와 결합하여 Support Vector Machine(SVM)을 이용한 분류를 수행하였다. 실험 결과, 제안한 기법의 분류 결과가 분광밴드만을 이용하여 분류를 수행한 결과뿐만 아니라 기존의 공간 개체 추출방식인 GLCM, PSI 기법을 이용한 분류 결과에 비해 높은 분류정확도를 도출함을 알 수 있었다.

1. 서론

위성영상이 지니고 있는 주기성·광역성·다중분광특성 등의 장점에도 불구하고, 활용 가능성이 크게 주목받지 못했었던 것은 항공사진과 비교해서 상대적으로 취약한 공간해상도 때문이다. 하지만 최근에 여러 고해상도 상업위성이 발사되면서, 이를 활용한 다양한 분야의 연구가 진행되고 있다. 고해상도 위성영상을 이용한 기술은 종래의 지상측량 및 항공사진 측량에 비해 광역지역을 빠른 시간에 효과적으로 처리할 수 있으며 비용이 저렴하고 주기적인 데이터 획득이 가능하기 때문에 수치지도의 제작 및 갱신, 변화탐지 등의

분야에서 장점을 가진다. 특히 고해상도 위성 영상을 이용한 분류(classification)를 수행할 경우, 기존 중·저해상도의 영상에서는 불가능했던 도시 지역이나 식생의 종류 구별과 같은 세부지역에 대한 처리, 대축척 분류지도의 갱신 등이 가능하다.

그러나 고해상도 위성영상에 존재하는 공간 객체의 복잡성 및 다양성 때문에 기존의 중·저해상도 영상에서 사용하던 방식인 최소거리(minimum distance), 최대우도(maximum likelihood) 분류 등과 같이 분광정보(spectral information)만을 토대로 분류를 수행하는 방법을 그대로 적용하기에는 무리가 있다(Jenson, 1996, Davis 등, 2002). 이러한 한계를 극복하기

위해서는 분광 정보뿐만 아니라 새로운 정보를 추가적으로 추출하거나 다른 방법을 혼합하여 분류를 수행하여야 한다. 공간 정보를 이용하여 분류를 수행하는 방법에는 크게, 유사한 분광정보를 갖는 지역을 같은 세그먼트(segment)로 영상 분할(image segmentation) 한 후 분류를 수행하는 방법과 공간 특징(spatial features)을 추출한 뒤 분광정보와 통합하여 분류를 수행하는 방법, 두 가지가 있다(Myint 등, 2004).

영상 분할 후 분류를 수행하는 방법은 사용하는 상업소프트웨어나 분할 기법에 의존하여 결과가 다르게 나타날 수 있는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 spatial feature 추출을 통하여 고해상도 영상의 분류정확도를 개선하고자 한다. 고해상도 영상에 존재하는 다중 분광 밴드를 이용하여 새로운 spatial feature인 SSI(Shape-Size Index)를 추출하였다. SSI는 이웃화소 간에 같은 세그먼트로 묶어주는 기준인 분할변수와 객체의 모양과 크기의 비중을 결정할 수 있는 가중치변수로 구성된다. 반복적인 실험을 통하여 최적의 매개변수를 구하고, 이 값을 적용하여 추출된 SSI feature를 분광 밴드와 결합하여 SVM(Support Vector Machine) 분류자를 이용하여 분류를 수행한 후, 분류 결과를 기존에 주로 사용되던 spatial feature 추출기법인 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)과 PSI(Pixel Shape Index) 기법과의 비교평가를 통해 제안한 알고리즘이 갖는 우수성을 평가해 보고자 하였다.

2. SSI Feature 추출 방법

Spatial feature 추출기법 중 하나인 GLCM이나 PSI의 경우 중심화소와 이웃화소간의 관계에 의해 생성된다. GLCM의 경우, 사전에 정의된 커널의 크기와 모양

이 일정한 반면 토지피복의 종류나 클래스 성질에 따라 다양하기 때문에 영상이나 지역에 따라 최적의 분류결과를 도출하기 어렵다. 또한 고해상도 영상에 적용할 경우 화소 당 커버하는 면적이 작기 때문에 커널의 크기가 커야하는데 커널의 크기가 커질수록 계산비용이 클 뿐만 아니라(Hodgson, 1998) 영상이 흐릿해지는 효과(blur effects)가 크게 발생하며, 이것은 경계나 세부지역에 대한 정보를 감쇄시킨다(Gong, 1994). PSI는 GLCM이 갖는 이러한 단점을 보완하고 특히 고해상도 영상의 분류정확도를 개선하기 위한 알고리즘으로 제안되었지만 기본적인 중심화소와 이웃화소 간의 관계에 따른 spatial feature 추출방법에 기인하여 단점이 존재한다. 영상 내에서 하나의 같은 객체임에도 불구하고 그 객체의 모양이나 특징에 따라 다른 속성값이 할당될 수 있다.

본 연구에서는 기존의 spatial feature 추출기법이 갖는 단점에 착안하여 고해상도 영상의 공간특징을 간단하면서도 효율적으로 표현할 수 있는 spatial feature인 SSI를 제안하였다. SSI 추출의 순서도는 그림 1.과 같다. 알고리즘은 크게 3 단계로 구성된다. 첫 번째는 알고리즘을 수행하기 위한 전처리 단계로서, 멀티 영상에서 정보의 손실을 최소화하는 단일 흑백 영상(gray level image)을 생성하기 위하여 주성분분석(principal component analysis)을 수행한 뒤, 첫 번째 주성분 영상(PC1)에 중앙값 필터(median filter)를 적용하는 과정이다. 이러한 과정은 알고리즘을 보다 효과적으로 적용될 수 있도록 도와준다. 두 번째 단계에서는 region-growing 기반의 영상 분할을 수행한다. 일반적인 region-growing 기반의 분할은 초기값(seed point)이 설정되면 그 값을 중심으로 하나의 분할을 수행하지만 본 연구에서는 전체 영상을 분할하기 위해서 초기값을 순차적으로 설정할 수 있도록 알고리즘을 변형하였다. 또한 이웃

화소간의 유사도를 결정하는 계수인 분할 변수를 설정함으로써 원하는 분할의 정도를 결정할 수 있다. 마지막 단계는 분할이 수행된 영상에 속성값을 할당해 주는 단계로서, 세그먼트 속성값으로 세그먼트의 크기와 모양에 대한 고려가 모두 가능한 값을 할당하여 공간정보를 생성할 수 있도록 하였다. 세그먼트의 크기를 판단하기 위해서는 세그먼트의 면적, 즉 세그먼트 내에 존재하는 화소의 개수를 계산하여 준다. 세그먼트의 모양에 관한 정보는 세그먼트의 둘레(perimeter)의 길이를 구함으로써 구할 수 있다. 두 정보에 대하여 가중치를 적용하여 필요에 따라 어떤 정보를 더 큰 영향력을 주는 계수로 판단할 것인지를 결정할 수 있고 이러한 정보를 해당 화소의 SSI 값으로 할당하게 된다. 그 식은 다음과 같다.

$$SSI = \frac{Perimeter}{Area^w}, \quad (w \geq 0)$$

여기서 Perimeter는 분할 세그먼트의 둘레, Area는 분할 세그먼트의 면적, w는 가중치변수를 의미한다. 가중치 w의 값이 커질수록 할당되는 속성값이 세그먼트의 면적에 대한 영향이 둘레에 대한 영향에 비해 높은 비중을 가지게 되고, 분류 결과에 있어서 면적이 더 중요한 변수가 됨을 뜻한다. w의 값이 0일 경우 분모가 1이 되어, 할당되는 SSI의 속성값은 둘레에 의해서만 결정된다. w가 1이 되면 단순히 둘레와 면적의 비의 값을 속성값으로 할당하게 되며 w가 커질수록 할당되는 속성값이 세그먼트의 면적에 의해 좌우된다. 제안한 알고리즘은 객체의 크기에 대한 영향과 모양에 대한 영향을 사용자가 임의로 설정함으로써 인해 영상에 따라 적절하게 가중치를 줄 수 있다는 장점이 있다.

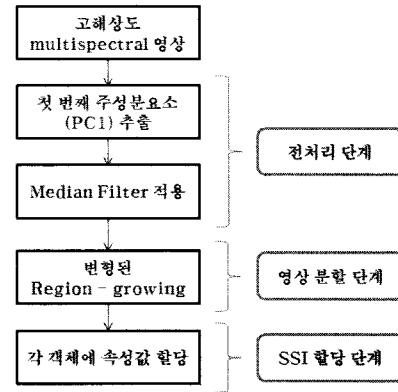


그림 1. SSI 추출 알고리즘의 순서도

3. 실험

3.1 실험지역 및 사용데이터

본 연구에서는 대전지역에 대한 이중의 고해상도 위성영상인 KOMPSAT-2와 QuickBird-2영상을 이용하여 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용해 보았다(그림 2). 수계(water), 산림(tree), 식생(grass), 건물(built-up), 도로(road), 나대지(bare soil), 그림자(shadow) 총 7개의 클래스로 분류를 수행하였다. 특히 분광적인 특성이 유사한 수계-그림자 클래스에 대한 구분과 건물-도로 클래스에 대한 구분에 있어서 분류정확도를 개선하는데 초점을 두었다.

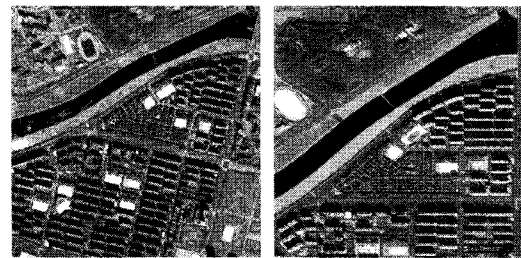


그림 2. 대상지역

(좌 : KOMPSAT-2, 우 : QuickBird-2)

3.2 실험 방법

본 연구는 고해상도 multispectral 영상의 네 밴드로부터 추출된 첫 번째 주성분 영상을 이용하여 SSI feature를 추출한

뒤, 추출된 SSI를 고해상도 multispectral 영상의 분광 밴드와 결합하여 SVM 기반의 분류를 수행한다. 생성된 분류 결과를 기존의 spatial feature 기법인 GLCM과 PSI 기반의 분류결과와 비교평가를 수행하였다. 전체 연구에 대한 흐름도는 그림 3과 같다.

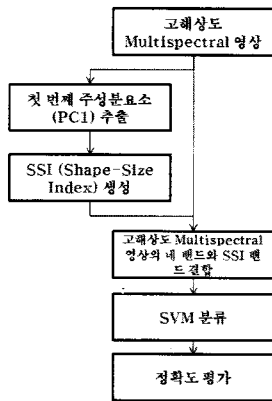


그림 3. 연구 흐름도

최적의 매개변수를 결정하기 위해서 k-cross validation 기법을 이용하였다 (Kohavi, 1995). K-cross validation 기법은 전체 training 데이터를 임의의 k개의 set으로 나눈 후 k-1 개의 데이터를 이용하여 분류를 수행하고, 나머지 한 개의 데이터로 검증(validation)을 수행하는 과정을 모든 조합에 대하여 반복한 후, 평균 정확도가 가장 높을 때를 최적의 결과로 도출한다. 본 연구에서는 k-cross validation 기법을 이용하여 두 매개변수인 분할변수와 가중치변수를 변화시켜가면서 가장 높은 분류정확도를 나타낼 때의 매개변수를 최적값으로 도출하였다.

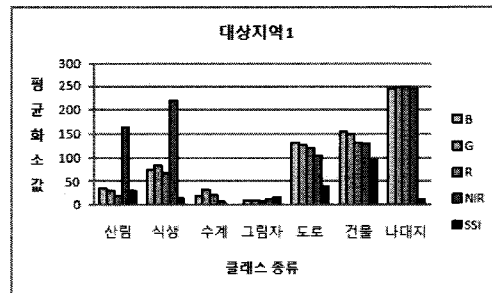
4. 실험 결과

4.1 매개변수 설정

K-cross validation 기법을 통해서 매개변수를 변화시키면서 반복적으로 실험을 수행한 결과, 일반적으로 분할변수는 30,

가중치변수는 1.1일 때 높은 분류정확도를 도출하였고, 따라서 도출된 최적의 매개변수값을 적용하여 SSI feature를 추출하였다. 추출된 SSI feature가 분광정보가 비슷한 클래스들의 분류정확도 개선에 미치는 영향을 정량적으로 평가해 보기 위해서 각 클래스에 따른 training 데이터의 밴드별 평균 화소값을 그래프로 표현하였다(그림 4). 분광 밴드(B, G, R, NIR)의 클래스별 평균 화소값을 살펴보면 수계-그림자 클래스와 도로-건물 클래스의 분광정보 형태가 비슷한 것을 알 수 있다. 비슷한 분광형태를 띠는 것은 그만큼 분광정보만으로는 구분해내기가 어렵다는 것을 뜻한다.

추가적으로 추출된 SSI feature의 평균 화소값을 보면 수계 클래스의 경우 두 대상지역 모두 0의 화소값을 갖는 반면, 그림자 클래스는 수계 클래스와 마찬가지로 전반적으로 작은 평균 화소값을 갖기는 하지만 수계 클래스와는 확연히 구분이 가능하다. 도로-건물 클래스에서는 SSI feature 값의 차이가 더욱 확연히 드러난다. 건물 클래스의 SSI 평균 화소값(대상지역 1 : 95, 대상지역 2 : 92)이 도로 클래스의 평균 화소값(대상지역 1 : 40, 대상지역 2 : 26)에 비해 큰 밝기값을 갖는 것을 보여준다. 따라서 수계-그림자 클래스와 도로-건물 클래스에서 SSI feature를 추가적으로 이용하여 분류를 수행하는 것이 분류 정확도를 개선하는데 도움이 될 수 있음을 알 수 있다.



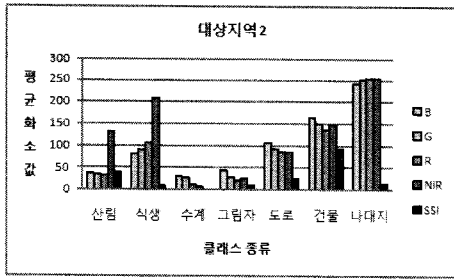


그림 4. 각 클래스의 training 데이터에 대한 밴드별 평균 화소값

4.2 분류 결과 및 정확도 평가

제안한 알고리즘의 우수성을 판단해보기 위하여 기존의 spatial feature 추출 방법을 통한 분류 결과와 비교해 보았다. 단순히 분광정보만을 이용하여 분류를 수행한 결과를 포함하여 GLCM, PSI와 분광밴드의 혼합으로 생성된 분류 결과와 제안한 SSI와 분광밴드의 혼합으로 생성된 분류 결과를 비교하였다(그림 5).

분광밴드만을 이용하여 분류를 수행한 경우((a))와 분광밴드와 GLCM의 contrast 통계값을 함께 사용한 경우((b)) 수계 클래스와 그림자 클래스가 서로 오분류되는 경향을 보였다. 분광밴드와 PSI를 혼합한 분류 결과 영상((c))은 건물 지역이 과분류되는 경향을 보여준다. 특히 대상지역 1 영상의 왼쪽 상단 부분에서 상당량의 도로 클래스가 건물 클래스로 오분류되고 있다. 제안한 알고리즘인 SSI와 분광밴드의 혼합결과는 도로 클래스가 건물 클래스로 오분류 되는 경향이 있긴 하지만 대부분의 클래스에서 전반적으로 정확한 분류 결과를 보여주고 있다. 정량적인 비교를 위하여 분류정확도를 측정된 결과(표. 1), 제안한 SSI feature를 multispectral 영상과 결합하여 분류를 수행한 결과가 가장 높은 분류정확도를 도출하였음을 보여주고 있다.



(a) 분광밴드 (b) 분광밴드 + Contrast (c) 분광밴드 + PSI (d) 분광밴드 + SSI
그림 5. 분류 결과 영상 (상 : 대상지역 1, 하 : 대상지역 2)

표 1. 분류 정확도

분류 정확도 (%)	분광정보	분광정보 + GLCM				분광정보 + PSI	분광정보 + SSI
		HOM	CON	DIS	ENT		
대상지역 1	84.16	86.76	89.71	89.96	84.29	90.03	91.71
대상지역 2	87.53	87.07	89.73	89.37	87.09	92.37	93.99

5. 결론

본 연구에서는 고해상도 위성영상의 분류정확도 개선을 위한 spatial feature 추출 알고리즘을 제시하였다. 제안한 SSI feature는 객체의 크기와 모양을 모두 고려할 수 있는 공간 정보 추출 기법으로 추출된 SSI feature와 분광 밴드를 혼합하여 SVM 기반의 분류를 수행하였다. SSI feature는 두 개의 매개변수를 통해서 상황에 맞는 결과 영상을 생성할 수 있다. 두 중심화소가 같은 세그먼트로 묶이는 기준이 되는 분할 변수를 통해서 분할 정도의 기준을 조정할 수 있고 둘레와 면적의 적용 비율을 조정할 수 있는 가중치 변수를 통해서 영상이 갖는 클래스에 적합한 결과를 생성할 수 있는 장점이 있다.

일반적으로 고해상도 영상에 존재하는 7개의 클래스인 산림, 식생, 수계, 그림자, 도로, 건물 나대지를 대상 클래스로 갖는 지역을 대상으로 알고리즘을 적용하여 보았다. K-cross validation을 통해서 training 데이터만을 이용하여 가장 높은 분류 정확도를 갖는 경우의 두 매개변수 값을 도출하였고 그에 따른 SSI feature를 생성하였다.

제안한 SSI feature 추출 기법은 단순하면서도 GLCM이나 PSI 등의 기존 화소 기반 spatial feature 추출 기법이 갖는 공간 표현 능력의 단점을 효과적으로 보완하였다. 또한 두 매개변수의 조절을 통해서 다양한 feature를 생성할 수 있고, 특히 가중치 변수를 영상에 따라 적절한 값을 택함으로써 최적의 결과를 도출할 수 있는 장점이 있다. 하지만 이러한 분할변수와 가중치변수를 효과적으로 조절하여 사용하기 위해서는 일반화과정을 위한 실험이 추가적으로 필요하다. 따라서 향후 연구에서는 분류 결과 클래스가 위의 7가지인 대상지역뿐만 아니라 다양한 클래스를 갖는 대상지역에 대하여 추가적으로 실험을 해보고자 한다.

감사의 글

본 연구는 한국항공우주연구원의 공공기술연구회 일반사업 위탁 연구과제 성과의 일부로 연구비 지원에 감사드립니다.

참고문헌

- Davis C. H. and X. Wang, 2002, "Urban land cover classification from high resolution multi-spectral IKONOS imagery," in Proc. IGARSS, Vol. 2, Toronto, ON, Canada, June 24-28, 2002, pp. 1204-1206.
- Gong P., 1994, "Reducing boundary effects in a kernel-based classifier," International Journal of Remote Sensing, Vol. 15, No. 5, pp. 1131-1139.
- Hodgson, M. E., 1998, "What size window for image classification? A cognitive perspective," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 64, No. 8, pp. 797-807.
- Jenson J. R., 1996, Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Kohavi R., 1995, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and modelselection," International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 1137-1143.