

웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 이용한 위성영상 자료의 분류 정확도 향상 연구

황화정* · 류희영*[†] · 이기원** · 권병두*

*서울대학교 사범대학 지구과학교육과, **한성대학교 정보시스템공학과

The Classification Accuracy Improvement of Satellite Imagery Using Wavelet Based Texture Fusion Image

Hwa-Jeong Hwang*, Hee-Young Yoo*[†], Kiwon Lee**, and Byung-Doo Kwon*

*Dept. of Earth Science Education, Seoul National University

**Dept. of Information System Engineering, Hansung University

Abstract : The spectral information based image analysis, visual interpretation and automatic classification have been widely carried out so far for remote sensing data processing. Yet recently, many researchers have tried to extract the spatial information which cannot be expressed directly in the image itself. Using the texture and wavelet scheme, we made a wavelet-based texture fusion image which includes the advantages of each scheme. Moreover, using these schemes, we carried out image classification for the urban spatial analysis and the geological structure analysis around the caldera area. These two case studies showed that image classification accuracy of texture image and wavelet-based texture fusion image is better than that of using only raw image. In case of the urban area using high resolution image, as both texture and wavelet based texture fusion image are added to the original image, the classification accuracy is the highest. Because detailed spatial information is applied to the urban area where detail pixel variation is very significant. In case of the geological structure analysis using middle and low resolution image, the images added by only texture image showed the highest classification accuracy. It is interpreted to be necessary to simplify the information such as elevation variation, thermal distribution, on the occasion of analyzing the relatively larger geological structure like a caldera. Therefore, in the image analysis using spatial information, each spatial information analysis method should be carefully selected by considering the characteristics of the satellite images and the purpose of study.

Key Words : spatial information, wavelet-based texture fusion image, classification accuracy.

요약 : 지금까지 위성영상 정보 처리 분야에서는 분광정보를 이용한 영상분석과 시각적 해석 및 자동 분류에 대한 연구가 주로 수행되었으나, 최근에는 영상자료에서 시각적으로 나타나지 않는 특성이나 공간정보의 추출을 위한 여러 시도가 이루어지고 있다. 본 연구에서는 영상정보의 특성 추출기법인 텍스처 영상 생성 기법과 웨이브릿 변환을 연계하여 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상에 대한 연구를 수행하였다. 또한 이러한

영상이 분류 정확도에 어떻게 기여하는 가를 분석하기 위한 적용 사례로 도심지 공간분석과 칼데라 주변지역의 지질학적 구조분석을 수행하였다. 영상 분석 시 공간정보 활용을 위한 텍스처 영상 생성기법과 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상 생성기법을 사용하면 원본영상만을 사용하였을 때보다 높은 분류정확도를 보였다. 고해상도 영상을 사용한 도심지의 경우 원본영상에 텍스처영상과 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 모두 활용한 경우의 분류정확도가 가장 높은 값을 보였다. 이는 상세화소의 변화가 매우 중요한 도심지의 특성상, 세밀한 공간정보가 최대로 활용되었기 때문으로 해석되어진다. 또한 중 저해상도 영상을 사용한 지질학적 구조분석의 경우 원본영상에 텍스처 영상만을 활용한 경우가 가장 높은 분류정확도를 보였다. 이는 칼데라를 중심으로 한 비교적 크기가 큰 지질학적 구조 분석 시 고도변화와 지열분포 등의 정보가 적당히 단순화될 필요가 있었기 때문인 것으로 해석된다. 따라서 이러한 기법들을 실제 연구에 적용하기 위해서는 연구의 목적과 위성영상의 해상도 등의 정보를 모두 고려하여 적절한 기법을 잘 적용하는 것이 중요하다.

1. 서론

최근 이용 가능한 위성영상이 늘어나면서 광학 위성영상의 처리 및 분석방법이 적용 목적에 따라 다양해지고 있다. 그 중 텍스처(texture) 영상처리와 웨이브릿(wavelet) 기반 영상처리는 기존에 널리 이용되던 분광정보 기반의 분석 방식과는 달리 주변 화소와의 상대적인 차이를 이용해 시각적으로는 보이지 않지만 의미가 있는 자료를 얻어낼 수 있는 기법이다. 이전의 연구에서도 텍스처 기법이나 웨이브릿 기법을 영상처리에 적용하여 분류하거나 정보를 추출하려는 시도가 있었다. 인공 위성 영상의 특성분할을 위해 텍스처 영상과 웨이브릿 기법을 적용한 연구가 Arivazhagan and Ganesan (2003), Huang and Dai (2004), Seisuke and Hirose (1999)에 의해 수행된 바 있고, Myint(2003)와 Sgrenzaroli *et al.* (2004)는 웨이브릿 기법에 의한 영상 처리를 수행하여 이를 분류 정확도 분석에 적용한 바 있다. 한편 Zhang (1999), Lu and Weng (2003), Jeon *et al.* (2004)는 텍스처 영상을 생성하여 이를 분류 및 영상 해석에 적용하고자 하였으며 Yoo and Lee (2005)는 텍스처 영상을 웨이브릿 기반 영상 융합(fusion)에 이용하는 사례 연구를 수행한 바 있다. 이러한 텍스처 영상 생성기법이나 웨이브릿 기법은 여러 연구에서 영상을 분류하는데 이용되어 왔고, 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상 역시 이전 연구를 통해 세밀한 공간정보를 파악하는데 도움이 된다는 사실이 알려져 있다. 그러나 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 영상 분류에 적용한 사례는 아직까지 발표되지 않았고 텍스처 기법이나 웨이브릿 기법을 분류에 적용한 경우에도 어떤 영상에서 어떤 텍스처를 이용하는

것이 효과적인지 또는 어떤 클래스를 분류하고자 할 때는 무엇을 쓰는 것이 좋은지에 대하여 밝힌 실제 적용 사례나 관련 연구는 발표된 바가 거의 없다. 따라서 본 연구에서는 텍스처 영상과 웨이브릿 영상처리를 연계하여 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 생성하고, 이를 다른 지역과 다른 해상도를 갖는 영상에 직접 적용해서 위성 영상 분류 작업을 수행하였다. 이를 통해 영상의 해상도나 연구지역이 다를 경우 어떤 기법을 사용하는 것이 가장 효과적인지 파악하고자 하였다. 연구를 위한 자료로는 고해상도 도심지 분류를 위한 1m 이상급의 고해상도 위성영상과 지질학적 구조 분류를 위한 저해상도 영상을 각각 이용하였다.

2. 연구 방법

본 연구에서는 위성영상을 이용하여 Fig. 1과 같은 순서로 영상처리를 하였다. 원본 영상을 이용하여 텍스처 영상을 생성하였고, 이렇게 생성된 영상은 웨이브릿 기법을 이용해 원본영상과 융합하여 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상 만들었다. 생성된 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상은 분류과정을 거치게 되며, 고해상도 영상의 경우에는 분류정확도 분석을 통하여 원본영상과 텍스처 영상만을 각각 이용하여 얻을 수 있는 분류정확도와 비교하였고, 중 저해상도 영상의 경우 지질도와 비교하여 전체적인 구조를 파악해보고자 하였다.

1) 적용 자료

본 연구는 도심지역 공간분포 특성파악을 위한 영상

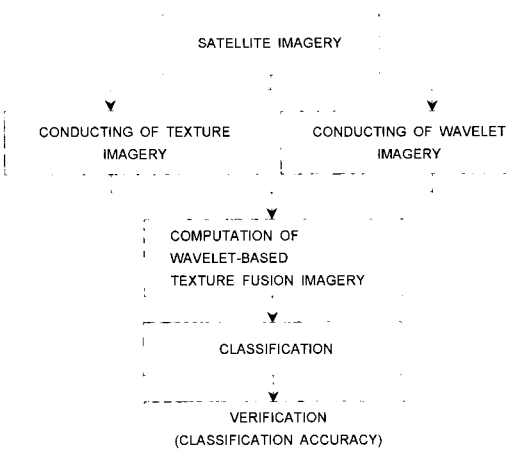


Fig. 1. Flow chart of this study.

분류작업과 칼데라를 중심으로 한 지질학적 구조분석을 위한 영상분류작업으로 진행되었다. 그 구조가 매우 복잡한 도심지역의 경우 세밀한 화소 변화정보가 중요하므로 고해상도의 QuickBird 위성영상(Fig. 2(a))을 사용하였다. QuickBird영상은 가시광역의 적색, 녹색, 청색영역의 3개 다중 분광 밴드와 전정색(panchromatic) 밴드를 포함한 4개의 밴드를 사용하였다. 칼데라를 중심으로 한 지질학적 구조분석의 경우 비교적 그 대상체의 크기가 크기 때문에 알고자 하는 정보가 자세하고 좁은 지역의 세밀한 변화가 아니므로 저해상도의 Landsat 7 ETM+ 위성영상(Fig.2(b))을 사용하였다. Landsat 7

ETM+ 영상은 가시광선(적색, 녹색, 청색), 근적외, 중적외, 열적외 등 7개의 다중 분광 밴드와 전정색 밴드로 구성되어 있는데 연구지역의 칼데라에서 지질학적구조와 지열의 분포에 대한 정보를 얻고자 하였기 때문에 열적외 밴드와 수치고도모델(DEM: Digital Elevation Model)자료를 원본영상으로 활용하였다.

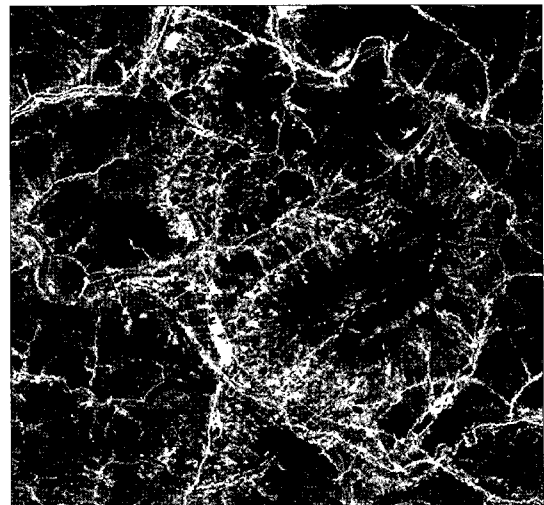
2) 적용기법: 텍스처 영상 및 웨이블릿 기반 텍스처 융합영상

일반적으로 텍스처 기법은 원시 영상에 포함되어 있는 특징적인 공간적 특성을 인식하고 분리해 내는데 사용되고 있다. 이미지 분석 측면에서 보면 텍스처란 이미지의 톤이나 색상의 변화 또는 균질한 정도를 의미하며 주변의 화소를 고려한 화소값의 공간적 분포에 의해 그 특성이 결정된다. 위성영상에서 피복을 이루는 객체들은 다양한 물질로 이루어져있기 때문에 하나의 화소값을 이용해 그 특성을 파악해 내는 것은 거의 불가능하다. 따라서 화소 하나의 정보만 이용하는 것이 아닌 주변의 화소를 고려한 텍스처 분석은 원시 영상에서 얻을 수 없었던 새로운 정보를 제공할 것으로 예상된다(Jeon et al., 2004).

이 연구에서는 다양한 텍스처 영상 생성기법 중 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) 방법을 사용하였다. GLCM 방법은 마스크 영역 내의 중심화소와 그 이웃하는 화소의 밝기 값(Digital Number)의 관



(a)



(b)

Fig. 2. Remote sensing images for two case studies considered in this paper. (a) Quickbird imagery in urban area and (b) is geological structure area around Kumsung Mountain.

계를 이용해 설정된 방향으로 동시에 존재하는 화소값의 순서쌍의 발생 빈도를 행렬 방식으로 정리하는 것이다. 연구에서 사용한 텍스처 영상은 해상도가 가장 높은 전정색 밴드를 이용해 Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, ASM (Angular Second Moment), Energy, Entropy의 6개의 방법에 의해 계산되어 질 수 있으며 수식은 다음과 같다. 수식에서 i 와 j 는 co-occurrence matrix에서의 좌표를 의미하고 $g(i, j)$ 는 좌표에서의 값, N_g 는 원 영상에서의 그레이 레벨 단계를 의미하는 것으로 이것이 $g(i, j)$ 의 행과 열의 개수가 된다(Haralick *et al.*, (1973)).

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} g(i, j) \quad (1)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 g(i, j) \quad (2)$$

$$\text{ASM} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g^2(i, j) \quad (3)$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g(i, j) |i-j| \quad (4)$$

$$\text{Energy} = \sqrt{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g^2(i, j)} \quad (5)$$

$$\text{Entropy} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g(i, j) (-\ln(g(i, j))) \quad (6)$$

한편 웨이블릿 기법이란 하나의 신호를 매우 간단한 기본 함수(웨이블릿)의 이동과 팽창으로 재구성하는 변환이다(Jeon *et al.*, 2004).

$$f(a, b) = \frac{1}{|a|^{1/2}} \int \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx \quad (7)$$

DWT(discrete wavelet transform)은 연속적이지 않은 신호로 이루어진 자료를 처리하기 위한 웨이블릿 변환으로 2D DWT은 수직, 수평 필터를 이용하여 하나의 영상을 LL, LH, HL, HH 4개의 부분밴드로 분해하는 방법이다(Mallat, 1989). 이러한 기법들은 원시영상에서 나타나지 않는 새로운 정보 및 결과의 추출하거나 영상내의 공간적 특성의 판별하는데 매우 효과적인 영상 분석 방법으로 알려져 있다.

본 연구에서는 웨이블릿 기법의 장점과 텍스처 영상의 장점을 최대화 시켜보고자 Fig. 3과 같은 방법으로 웨이블릿 기반 텍스처 융합영상을 만들었다. 텍스처 영상에서의 전반적 영상정보인 LL밴드와 원본영상을 웨이블릿 변환한 영상 중에서 추출한 세밀한 변화를 담고 있는 LH, HL, HH밴드를 조합시킨 후 다시 IDWT 기법(Mallat, 1989)을 이용해 역변환하여 새로운 영상을 얻을 수 있다. 이것이 웨이블릿 기반 텍스처 융합이다. 이렇게 얻은 웨이블릿 기반 텍스처 융합 영상이나 텍스처 영상을 원본영상에 새로운 밴드로 추가시켜 분류작업을 수행하였다. 생성 가능한 텍스처 영상이 6개 이므로 텍스처 영상을 사용하여 생성되는 융합 영상 역시 6개가 생성되어진다. 본 연구에서는 원본영상에 텍스처 영상만 추가, 융합 영상만 추가, 마지막으로 텍스처 영상과 융합 영상을 둘 다 추가한 경우를 이용하여 분류 정확도를 비교 분석하였다.

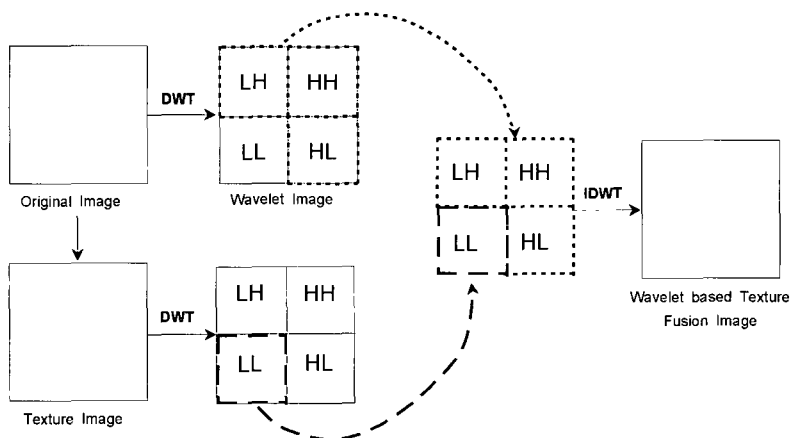


Fig. 3. Wavelet based texture fusion image algorithm.

3) 영상 분류 과정

본 연구에서는 원본영상을 이용하여 6개의 텍스처 영상과 6개의 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상, 6개의 텍스처 영상과 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 모두 사용한 영상을 이용하여 분류과정을 수행하였으며, 그 결과를 원본영상의 분류결과와 비교하였다.

중·저해상도 위성영상에 분류기법을 적용할 경우 하나의 화소가 여러 객체의 정보를 가지고 있어서 발생하는 Mixed pixel problem의 가능성이 매우 높다. 이와 반대로 QuickBird 영상과 같은 고해상도 영상은 중·저해상도에서 발생하는 Mixed pixel problem의 가능성이 낮은 장점이 있지만, 지형적인 영향, 높은 빌딩, 나무 등에 의한 그림자효과영향 때문에 중·저해상도 영상의 분류기법을 사용하였을 경우 결과에 많은 영향을 미치게 되며 분석에 어려움이 있게 된다(Lu and Weng, 2003). 따라서 분류과정은 연구지역의 특성과 연구목적 등을 고려하여 수행되었다.

도심지역 영상의 경우 먼저 ISODATA 무감독 분류기법을 이용해 최대 15개의 세분화된 클러스터로 나누었다. 이는 도심지역영상의 경우 해상도가 높고, 그 구조가 매우 복잡하기 때문에 세분화된 클러스터로 분류한 것이며, 이러한 클러스터는 다시 클래스 정의 과정을 통하여 유의미한 클래스로 정의해주었다. 이를 위해서는 1~15개의 클러스터로 분류된 영상은 지표자료를 참고하여 각 클래스별 특성을 대표하는 클러스터를 정의해 준다. 이때, 클래스를 대표하는 클러스터가 존재하지 않을 경우 무의미한 클래스로 간주할 수 있다. QuickBird 영상을 이용하여 위와 같은 과정을 수행한 결과 6개의 클래스를 정의하였으며 그 세부 클래스는 Table 1에 나타난 것과 같다.

중·저해상도 영상을 이용한 분류의 경우, 도심 지역영상에서 클래스를 정의해주는 과정을 수행하였던 것과는

달리 무감독 분류를 통하여 3개의 클러스터로 분류하였다. 무감독 분류 기법 중 ISODATA와 K-means 방법을 모두 이용해 분류해본 결과, K-means 기법을 이용했을 때 지질도와 유사하게 더 잘 분류되어 결과그림에는 K-means에 의한 처리결과만 나타내었다. 해상도가 낮은 경우 하나의 화소에 다양한 객체의 분광정보가 혼합되어 있을 수 있어 각 화소를 자세히 구분하는 것보다는 전체적인 구조를 파악하는데 사용하기로 하였다. 분류영상은 원본영상으로 사용되었던 열적외 밴드에 의한 지열정보와 DEM영상에 의한 절대고도정보와, DEM영상을 이용해 생성시킨 텍스처 영상과 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 포함하였고 대략적인 지질구조의 외곽선추출을 위한 분류작업을 수행하였다.

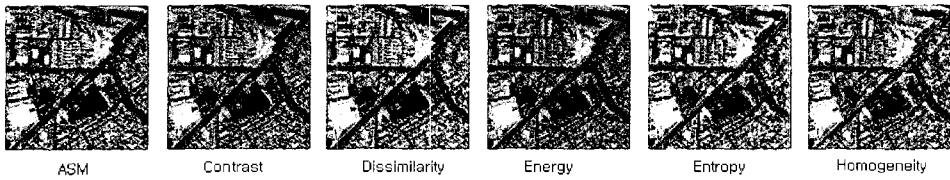
3. 연구 결과

먼저, 고해상도영상을 이용하여 구조가 매우 복잡한 도심지의 공간분포 특성 파악을 위한 영상 분류를 수행한 경우의 결과영상은 Fig. 4에 나타나 있다. 그리고 Fig. 4에 나타나는 모든 영상의 분류 정확도는 Table 2의 (a), (b), (c)와 같다. 분류정확도를 비교 분석한 결과, 클래스나 사용한 텍스처 종류에 따라 차이는 있지만 전반적으로 텍스처를 사용하지 않는 영상보다는 텍스처 영상이나 융합 영상을 사용한 경우에 분류정확도가 높아졌다. 그중에서도 텍스처와 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 모두 활용한 경우가 가장 높은 분류정확도를 보여주었다. Class A의 경우 원본 영상만 사용할 때보다 원본 영상과 Energy 텍스처 영상, 융합 영상을 사용했을 때 17.11% 나 상승하였다. 도시의 영상은 매우 다양한 물질로 복잡하게 배치되어 있기 때문에 세밀한 정보까지 표현해주는 융합 영상까지 사용하여야 좋은 결과를 보이기 때문이다. 일반적으로 화소값의 균질성을 대표하는 Homogeneity를 사용하는 경우에 대부분의 클래스에서 분류정확도가 많이 향상되었다. 그러나 각각의 클래스 별로 살펴보면 클래스의 특성에 따라서 더 좋은 결과를 보이는 텍스처가 따로 있는 것을 알 수 있다. 윈도우 안에서 패턴이 비교적 일정하게 나타나는 클래스A(저층 아파트)와 클래스D(흙으로 이루어진 대지)의 경우 Energy를 이용할 때 가장 큰 효과를 보인다.

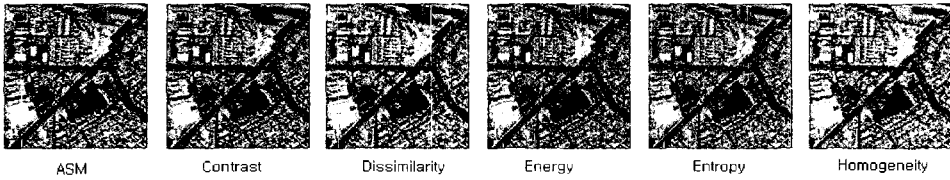
Table 1. Classes definition in urban area.

Class	Definition
A	Apartment (4~5floors) Complex
B	Apartment (Building Size)
C	Road (Asphalt)
D	PlayGround (Soil)
E	Housing Complex
F	Shadow

CASE 1. RAWDATA + TEXTURE



CASE 2. RAWDATA + FUSION



CASE 3. RAWDATA + TEXTURE + FUSION

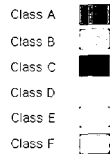
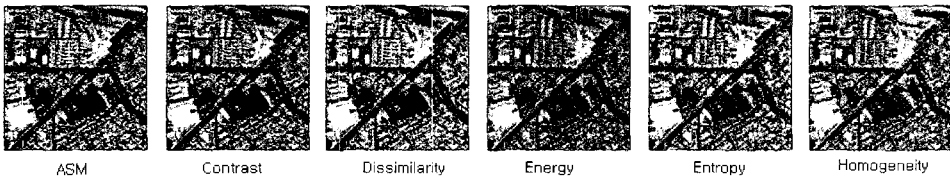
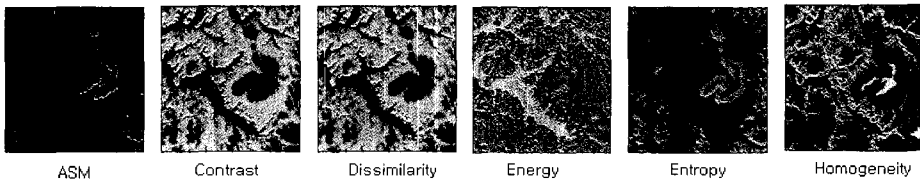
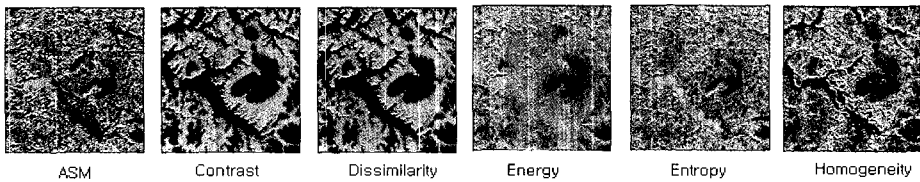


Fig. 4. The classified image in urban area with texture and fusion imagery. Case 1 uses 3 bands of QuickBird imagery (Red, Green and Blue bands) with six texture imagery respectively. QuickBird 3 bands and wavelet based texture fusion imagery are used in case 2. Case 3 takes all data (3 bands of QuickBird imagery, texture image and wavelet based texture fusion imagery).

CASE 1. RAWDATA + TEXTURE



CASE 2. RAWDATA + FUSION



CASE 3. RAWDATA + TEXTURE + FUSION

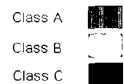
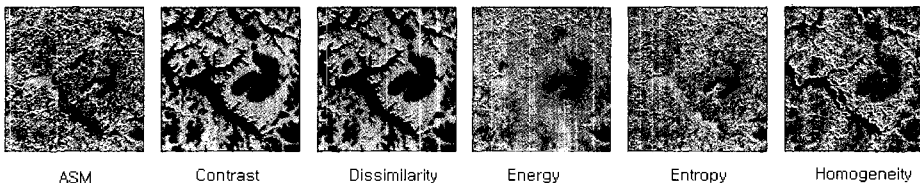


Fig. 5. The classified image in Kumsung Mountain with texture and fusion imagery. Case 1 uses 6th band of Landsat7 ETM+ imagery (Thermal infrared) and DEM with six texture imagery respectively. Thermal infrared band and wavelet based texture fusion imagery are used in case 2. Case 3 takes all data(6th band, DEM, texture image and wavelet based texture fusion imagery).

Table 2. The classification accuracy: (a) classification with texture image and raw data, (b) classification with wavelet based texture fusion image and raw data, (c) classification with texture image, wavelet based texture fusion image and raw data.

(a)						
	Classes					
	A	B	C	D	E	F
Raw Data	46.05	60.24	96.77	90.94	19.95	100.00
Contrast	46.05	45.61	96.77	91.29	19.95	100.00
Dissimilarity	47.20	47.12	96.55	90.59	20.00	100.00
Homogeneity	50.66	61.05	96.77	58.89	20.60	100.00
ASM	60.69	56.31	64.01	93.38	20.60	100.00
Energy	60.86	42.99	65.73	100.00	19.85	100.00
Entropy	59.38	55.00	68.53	98.95	18.14	100.00

(b)						
	Classes					
	A	B	C	D	E	F
Raw Data	46.05	60.24	96.77	90.94	19.95	100.00
Contrast	46.05	60.24	96.77	91.29	19.95	100.00
Dissimilarity	46.22	60.44	96.77	91.64	19.95	100.00
Homogeneity	48.03	45.91	96.77	95.82	20.25	100.00
ASM	55.26	56.81	96.12	93.38	20.40	100.00
Energy	48.52	59.94	96.12	90.24	20.40	100.00
Entropy	49.18	46.72	96.55	96.86	19.90	100.00

(c)						
	Classes					
	A	B	C	D	E	F
Raw Data	46.05	60.24	96.77	90.94	19.95	100.00
Contrast	46.22	60.34	96.77	91.64	19.95	100.00
Dissimilarity	46.71	51.06	96.55	97.56	19.60	100.00
Homogeneity	50.99	69.02	95.26	54.01	20.86	100.00
ASM	62.66	56.21	59.48	93.03	20.86	100.00
Energy	63.16	43.59	62.72	100.00	19.70	100.00
Entropy	60.36	55.40	68.10	99.30	17.33	100.00

클래스F(그림자)의 경우 텍스처 기법이나 융합기법과 같은 특별한 기법을 사용하지 않더라도 클래스 정의의 과정만으로도 100% 추출이 가능한 것으로 나타났다. 이는

영상의 종류에 따라 수치적으로는 약간의 차이는 있을 수 있지만, 고해상도 영상에서 그림자만을 추출해 내는 것이 가능함을 의미하며 이는 다양한 영상분석 과정에서 매우 유용하게 적용될 수 있을 것으로 생각된다. 한편 클래스 C(아스팔트 도로)는 텍스처를 사용하더라도 원본 영상만 사용한 경우와 같은 정확도를 보이거나 오히려 정확도가 낮아지는 결과를 보였다. 이 결과는 하나의 물질로 이루어져 있고 단순한 피복을 갖는 지역은 텍스처 영상이 큰 효과를 보이지 않는 것을 의미한다.

중·저해상도 영상을 이용하여 지질학적 구조분석을 한 경우, 하나의 화소가 30m를 나타내기 때문에 화소 단위로 비교하는 분류정확도를 구하는 것은 큰 의미가 없다. 따라서 이 경우에는 지질도와 비교하여 칼데라의 큰 구조를 파악하고자 하였다. 분류 결과 그림은 Fig. 5와 같다. 연구지역인 금성산 칼데라는 퇴적층 위에 분출에 의해 화산암체가 생성되고 침식에 의해 마그마가 빠져나간 지하부분의 침강과 풍화침식에 의해 중앙부가 오목한 형상을 이루고 있다. 먼저 원본영상만을 사용하여 분류하였을 경우에는 대략적인 칼데라 구조의 외곽선 정보를 추출해 낼 수 없었다. 그러나 Fig. 5에서 볼 수 있는 것과 같이 원본영상에 텍스처 영상을 추가시킨 경우에 칼데라 외곽선 정보가 잘 추출되었다. 칼데라를 대상으로 할 경우 비교적 크기가 큰 지질학적 구조분석을 하는 것이 목표이므로 고도변화와 지열분포 등의 정보가 적당히 단순화 될 필요가 있다. 따라서 너무 세밀한 정보까지 포함하고 있는 웨이브릿 기반 텍스처 융합 영상을 사용하는 경우에는 분류결과가 너무 복잡하여 커다란 윤곽만을 찾아내고자 하는 연구에는 부적절하고 원본영상에 텍스처 영상을 활용한 경우가 가장 높은 분류정확도

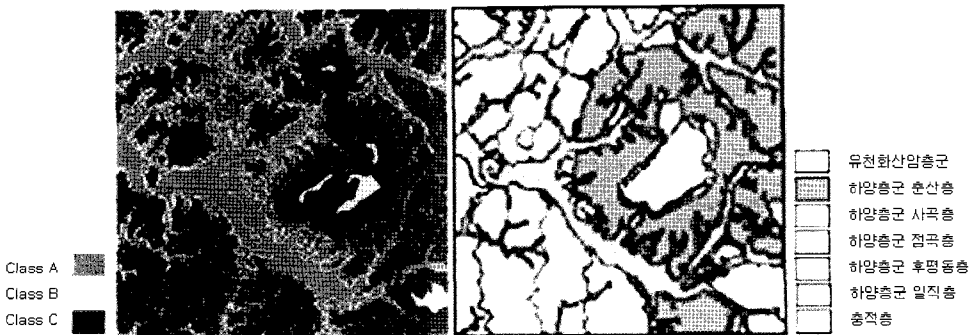


Fig. 6. The approximate outline of Kum-Sung Mountain by texture entropy image and geology map.

를 보인 것으로 판단된다. 특히 Entropy영상이 추가된 경우에 가장 명확하게 지질학적 구조가 추출되었다. Fig. 6은 Entropy영상을 이용하여 무감독 분류한 결과와 같은 지역의 지질도를 나타낸 것으로 class A는 온도가 높고 고도변화가 크지 않은 지역, class B는 온도가 낮고 고도변화가 크지 않은 지역, class C는 고도변화가 심한지역이다. 지질도와 함께 보면 class A는 충적층, class B는 화산암층, 특히 칼데라의 내부 경계와 유사하고 그리고 class C는 하양층군과 화산암층을 포함한다. 이 결과는 원격탐사에서 얻는 값과 고도의 변화 모두 지하의 구조를 반영한다는 것을 알려준다. 지하가 어떤 암석으로 이루어져있는가, 언제 생성된 지층인가에 따라 열 방출량이나 풍화속도 등이 달라져 각기 다른 값들로 나타나기 때문이다. 여기서 추출한 금성산 칼데라의 대략적인 외곽선정보는 절대적인 외곽선정보라고 단언하기는 힘들지만, 칼데라의 개략적인 구조를 파악하고, 추가 연구 시 탐사추진을 결정할 때 유용한 정보로 이용 가능할 것이다.

4. 결론

본 연구에서는 기존의 분류 기법에서 분광정보만 분석하여 분류를 시도한 것과는 달리 주변 화소와의 공간적인 분포를 함께 이용하기 위해 텍스처 영상과 웨이브릿 기반 융합 영상을 분류에 이용하였다. 원본영상과 텍스처 영상만을 사용한 경우, 원본 영상과 융합 기법을 사용한 영상, 그리고 원본 영상, 텍스처 기법과 융합 기법을 함께 사용한 영상을 포함하는 경우로 나누어 분류를 시도하였다. 연구를 통해 기존의 분류기법보다 공간정보를 포함하는 텍스처 영상이나 웨이브릿 기반 융합 영상을 사용하는 것이 더 효과적인 방법임을 확인하였다. 하지만, 공간정보를 활용한 영상 분석 시 영상의 특성과 연구목적에 따라 활용할 수 있는 공간정보 분석기법은 다르게 적용되어야 한다. 구조가 복잡한 도심지 고해상도 영상의 경우 원본영상에 융합 영상과 텍스처 영상을 함께 이용하는 것이 가장 높은 분류정확도를 나타내었다. 한편, 중 저해상도 영상을 사용하여 지질학적 구조분석을 한 경우 칼데라를 중심으로 한 비교적 크기가 큰 지질학적 구조분석이었으므로 원본영상에 텍스처

영상만을 추가한 경우가 가장 유용한 결과를 얻어낼 수 있었다. 그러므로 연구의 목적과 연구를 위해 확보된 영상의 해상도 등의 정보를 모두 고려하여 적절한 기법을 잘 적용하여야 할 것이다. 또한 아직 이러한 연구가 실제로 진행된 경우가 거의 없는 만큼 앞으로 조금 더 다양한 연구주제와 위성영상을 활용하여 공간정보 활용을 위한 적절한 기법을 찾는 사례 연구가 더욱 진행되어야 할 것이다.

사 사

본 연구는 한국항공우주연구원의 다목적 실용위성 3호 개발사업 위탁과제 “국토/도시 공간 정보 추출 및 해석 기술 개발”의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

이 연구에 참여한 연구자의 일부는 2단계 BK21의 지원을 받았음.

참고 문헌

- Arivazhagan, S. and L. Ganesan, 2003. Texture segmentation using wavelet transform, *Pattern Recognition Letters*, 24: 3197-3203.
- Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, 1973. Textural features for image classification, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC -3: 610-621.
- Huang P. W. and S. K. Dai, 2004. Texture segmentation using wavelet transform, *Information Processing and Management*, 40: 81-96.
- Jeon, S. H., K. Lee, and B.-D. Kwon, 2004. Implementation for Texture Imaging Algorithm based on GLCM/GLDV and Use Case Experiments with High Resolution Imagery, *Proceedings of International Symposium Remote Sensing 2004*, Jeju, Korea, Nov: 626-629
- Lu, D. and Q. Weng, 2003. Urban Classification

- Using Full Spectral Information of Landsat EMT+ imagery in Marion Country, Indiana, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(11): 1275-1284.
- Mallat, S. G., 1989. A theory of multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 11(7): 674-693.
- Myint, S. W., 2003. *The Use of Wavelets for Feature Extraction of Cities in Satellite Images, Remotely Sensed Cities* (Victor Mesev, editor), Taylors Frances, New York, USA.
- Seisuke F. and H. Hirosawa, 1999. A Wavelet-Based Texture Feature Set Applied to Classification of Multifrequency Polarimetric SAR Images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2282-2286.
- Sgrenzaroli, M., A. Baraldi, G. D. De Grandi, H. Eva, and F. Achard, 2004. A Novel Approach to the Classification of Regional-Scale Radar Mosaics for Tropical Vegetation Mapping, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(11): 2654-2669.
- Yoo H. Y. and K. Lee, 2005. Texture Fusion on Wavelet Scheme with Space Borne High Resolution Imagery: An Experimental Study, *Korean Journal of Remote Sensing*, 21(3): 243-252.
- Zhang, Y., 1999. Optimization of building detection in satellite images by combining multi-spectral classification and texture filtering, *Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(1): 50-60.