

# 3차원 웨이블릿 접근 방식에 기반한 다중분광영상의 분광 및 공간 특성 분석과 분류의 적용성 연구

## Applicability of Spectral/Spatial Characterization and Classification using Multi-Spectral Satellite Imagery based on 3D Wavelet Approach

류희영<sup>(1)</sup>, 이기원<sup>(2)</sup>, 권병두<sup>(1)</sup>

Hee Young Yoo<sup>(1)</sup>, Kiwon Lee<sup>(2)</sup>, Byung-Doo Kwon<sup>(1)</sup>

(1) 서울대학교 지구과학교육과

(2) 한성대학교 정보시스템공학과

E-mail : [skybluel@snu.ac.kr](mailto:skybluel@snu.ac.kr)

### 요약

2차원 웨이블릿이나 3차원 웨이블릿 변환은 주파수 방향으로 나타나는 분광특성을 고려할 수 있는 장점이 있다. 그러나 다중분광 영상에서 3차원 웨이블릿 변환을 이용하여 분류한 연구사례는 발표되거나 보고된 사례가 거의 없다. 따라서 본 연구에서는 기존의 전통적인 분류기법에 의한 처리결과를 제시하고 3차원 웨이블릿 변환 계수와 에너지 변수량들을 이용한 분류 처리결과를 분류 정확도 측면에서 비교하여 분석하였다. 3D 웨이블릿의 경우 공간적인 변화양상과 주파수에 따른 분광정보의 변화 양상을 동시에 알려주는 계수로 표현되기 때문에 본 연구의 처리 기법은 다양한 분광특성을 지니는 객체들이 조밀하고 복합적으로 구성되어 있는 도시지역의 고 해상도 위성영상자료에 효과적으로 적용될 수 있다.

### 1. 서론

웨이블릿 변환은 이전부터 영상의 압축이나 잡음제거, 분석이나 융합과 같은 다양한 영상처리 분야에서 이용되어 왔다. 영상처리에 이용했던 웨이블릿 변환은 보통 2차원에 기반을 둔 것으로 컬러를 고려하지 않거나 다중분광 영상의 경우라도 밴드 사이의 특성은 고려하지 않고 각 밴드별로 각각 변환을 수행한 후 합하는 방

식이었다. 3차원 웨이블릿 변환은 3차원의 자료를 다루기 위해 2D 웨이블릿 변환을 3D로 확장한 것으로 이미 CT 또는 MRI와 같은 입체 의학영상의 압축이나 잡음제거에 이용되었거나 (Chen and Ning, 2004), 비디오 영상의 압축에 이용되었다 (Luo *et al.*, 2004; Xiong *et al.*, 2005). 영상처리가 아닌 다른 분야에서는 탄성파 자료를 이용해 입체적인 특성을 찾아내고자 할 때 이용가능하다고 제안한 연구도

있었다 (Van Spondonck *et al.*, 2001). 원격탐사에 사용되는 영상 역시 일반적으로 여러 개의 밴드를 가지고 있기 때문에 입체 영상과 마찬가지로 일종의 3D 자료라고 생각할 수 있고 따라서 3D 웨이블릿을 이용한 분석이 가능하다. 실제로 3D 웨이블릿 변환이 하이퍼스펙트럴 영상의 압축에 이용된 사례가 있었다 (Cheung *et al.*, 2006). 그러나 다중분광 영상에서 3D 웨이블릿 변환을 이용하여 영상을 분석한 연구는 거의 없기 때문에 본 연구에서는 다중분광 영상에서의 3D 웨이블릿 변환을 이용한 분석을 시도해 보고자 하였다.

## 2. 연구방법

### 2.1 3D Discrete Wavelet Transform

3D 웨이블릿 변환은 2D 웨이블릿 변환을 3D로 확장한 것으로 2D 웨이블릿 변환(Mallat, 1989)이 가로, 세로 방향으로 분해 한 반면, 3D는 가로(x), 세로(y), 깊이(z) 방향으로 웨이블릿 변환을 수행한다.(Fig.1)

$$\begin{aligned}
 V^3 &= (L^x \oplus H^x) \otimes (L^y \oplus H^y) \otimes (L^z \oplus H^z) \\
 &= L^x \otimes L^y \otimes L^z \oplus L^x \otimes L^y \otimes H^z \\
 &\oplus L^x \otimes H^y \otimes L^z \oplus H^x \otimes L^y \otimes L^z \\
 &\oplus L^x \otimes H^y \otimes H^z \oplus H^x \otimes L^y \otimes H^z \\
 &\oplus H^x \otimes H^y \otimes L^z \oplus H^x \otimes H^y \otimes H^z \text{-----(1)}
 \end{aligned}$$

따라서 2차원 웨이블릿 변환을 수행하면 1단계 분해 될 때마다 4개의 부분밴드가 생성되지만 3차원의 경우 1 단계 분해 할 때마다 8개의 부분 밴드가 생성된다. 일종의 주파수 필터를 거쳐 얻어낸 8개의 밴드는 저주파와 고주파 필터가 통과한 방향에 따라 각각 LLL, LLH, LHL, HLL, LHH, HLH, HHL, HHH라 이름을 붙인다.

Fig. 2는 안에 주변과 픽셀값이 다른

정육면체객체가 존재하는 모델을 이용해 3D DWT를 수행한 결과를 보여주고 있다. 모든 방향으로 저주파 영역을 통과한 LLL 밴드는 모델 전체의 대략적인 모양을 알 수 있도록 해준다. 한 방향으로만 고주파 필터를 통과시킨 경우에는 값이 갑자기 변하는 경계면을 찾아내었고 두 방향으로 고주파가 통과한 경우 모서리를 찾아낼 수 있었다. 모든 방향으로 고주파 영역만 통과한 HHH 밴드에서는 3차원 모델 정점을 찾아낼 수 있었다.

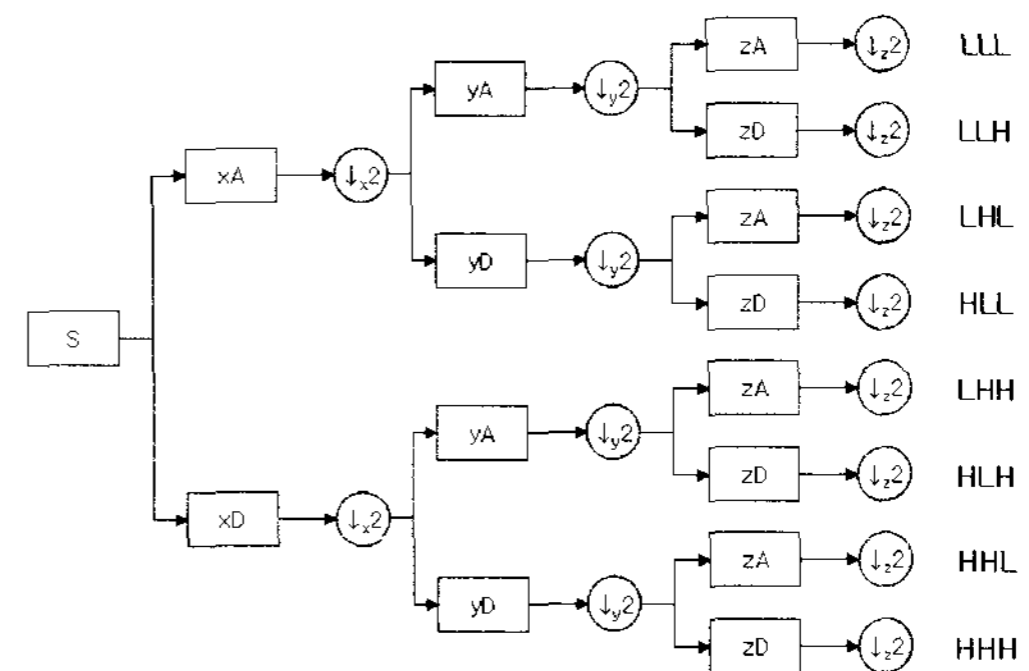


Fig. 1 The diagram of one level down decomposition in the 3D DWT.

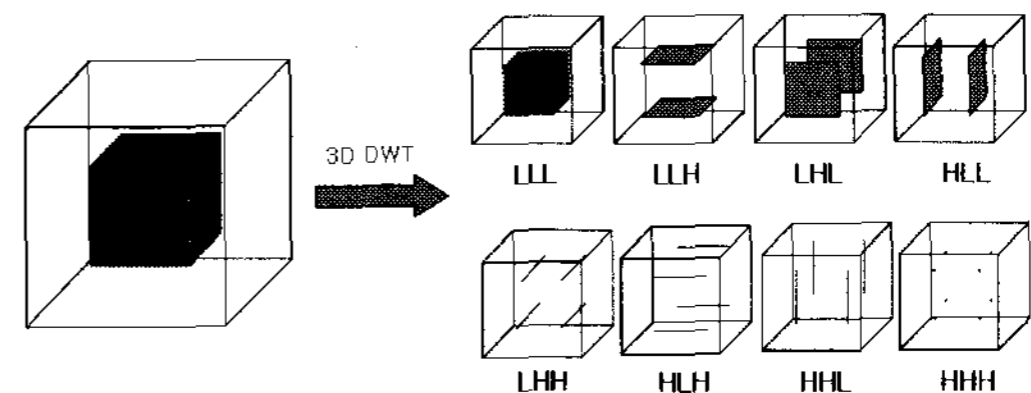


Fig. 2 The implication of 3D DWT with respect to a simple 3D cube model.

### 2.2 3차원 웨이블릿 변환을 이용한 분류

본 연구에서는 세 개의 실험영상에 대하여 Fig. 3 과 같은 순서로 영상처리를 하였다. 먼저 다중분광영상을 이용해 3D DWT를 수행하기 위해서는 모든 방향으로 자료의 개수가 2의 제곱수여야 한다. x, y 방향으로 subset를 만들 때 2의 제곱수로 맞추면 되지만 밴드수가 모자라는

경우 가장 마지막 밴드를 반복하여 z 방향으로 임의의 정보가 추가되지 않도록 하였다. 한편 Haar 함수를 기저함수로 적용하였는 바, 이 함수는 건물이나 도로의 경계처럼 급격하게 변하는 경계가 많이 나타나는 도시영상과 다중분광 영상처럼 밴드수가 많지 않은 경우에 유리하다고 판단되기 때문이다. 이렇게 3D 웨이블릿 변환을 통해 시영상과 다중분광 영상처럼 밴드수가 많지 않은 경우에 유리하다고 판단되기 때문이다. 이렇게 3D 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 8개의 부분밴드 각각과 3D 웨이블릿 계수를 이용해 계산한 에너지를 분류에 사용하였다. 3D 웨이블릿에서 에너지는 식(2)와 같이 계산한다. 에너지는 각 밴드에 정보가 얼마나 담겨 있는지 알 수 있는 지표로 사용된다.

$$\rho_f = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n f_{i,j,k}^2 \quad (2)$$

웨이블릿 변환 후 얻을 수 있는 부분밴드 각각에 대하여 에너지는 분류에 바로 사용하기 어렵다. 따라서 이 연구에서는 8×8×8 크기의 3차원 윈도우를 이동시키며 연속적으로 웨이블릿 변환을 수행하고 각 밴드의 에너지를 계산하는 방식을 사용하였다.

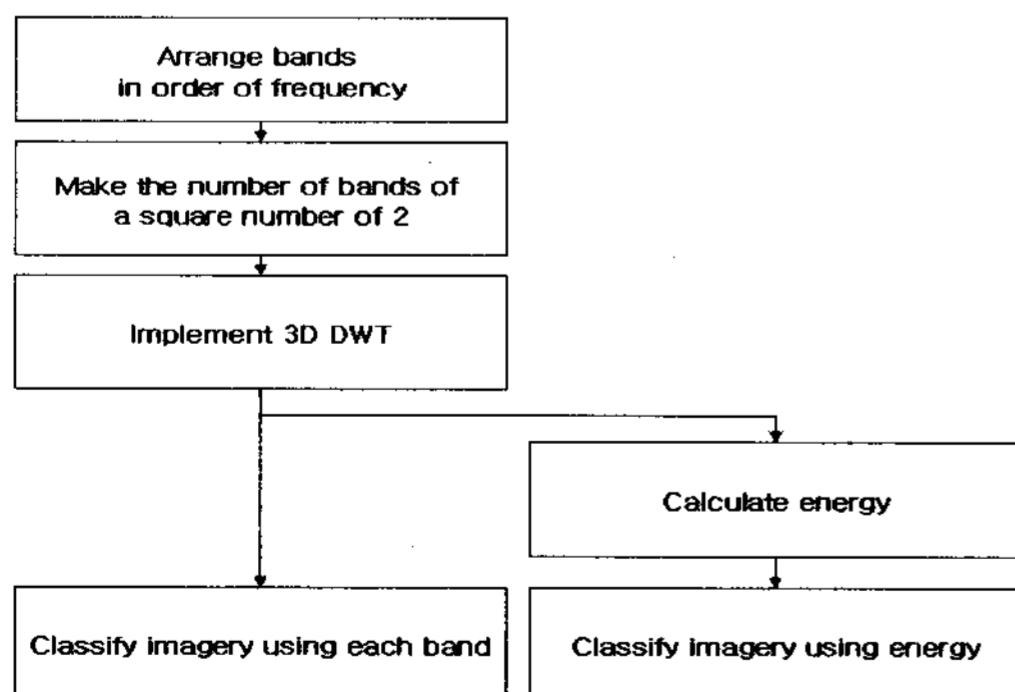


Fig. 3 The flow chart of this study.

3D 웨이블릿 변환을 통해 얻은 계수와 윈도우 에너지를 이용해 얻은 값들을 이용해 무감독분류와 감독분류를 실시하고 그 효과를 확인하기 위해 전통적인 방법인 원본픽셀을 이용해 분류한 결과, 그리고 2D 웨이블릿 계수를 이용하여 분류한 결과와 함께 비교하였다.

### 3. 연구 결과

연구에서 사용된 데이터는 해상도가 다른 세 개의 도시 영상이다.(Fig.4) 먼저 공간해상도가 30m이고 총 8개의 밴드를 갖는 LANDSAT7 ETM+ 영상의 촬영 지역은 서울시로 8개 밴드 중 전정색밴드를 제외한 7개의 밴드를 사용하였다. 1m 공간해상도를 갖는 IKONOS는 ISPRS (<http://www.isprs.org/data/index.html>)에서 제공하는 영상으로 R, G, B, NIR로 구성된 총 4개의 밴드를 사용하였고 촬영지역은 호주의 호버트이다. 0.61m의 공간해상도를 갖는 QuickBird 영상은 R, G, B 밴드를 사용하였고 촬영지역은 서울, 여의도이다.

Landsat 영상은 삼림지역과 강, 도시 영역이 포함되었고 IKONOS와 QuickBird는 건물이 밀집한 지역으로 subset을 설정하였다. 먼저 임의의 판단이 들어가지 않은 각 밴드의 특성만을 고려하여 분류한 클러스터를 확인하기 위해 무감독분류를 실시하였는데 그 결과는 Fig. 5에 나타난 것과 같다. 영상의 종류에 따라 L(Landsat8 ETM+), I(IKONOS), Q(QuickBird)로 표현하였고 기법에 따라 Original, 2D, 2D DWT, 3D DWT, 3D Energy로 표현하였다. 그 다음 Maximum Likelihood 기법을 이용한 감독분류를 수행하였다.(Fig. 6) 일관성 있는 실험을 위해 같은 영상인 경우에는 같은 ROI를 사용하였다. 감독 분류 후에는 분류 정확도를 계산하여 그 결과를 평가하였다 (Table 1).

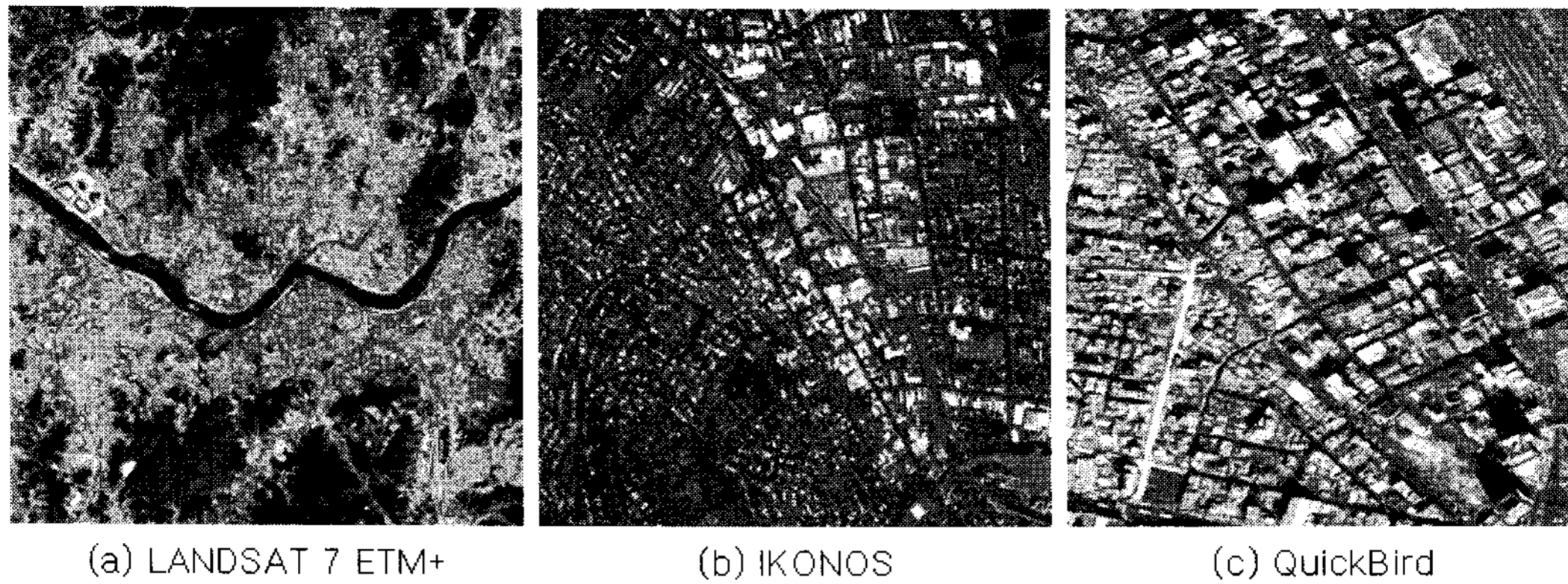


Fig. 4. The test data set: (a) Seoul, Korea, (b), Hobart, Australia and (c) Yeouido in Seoul, Korea.

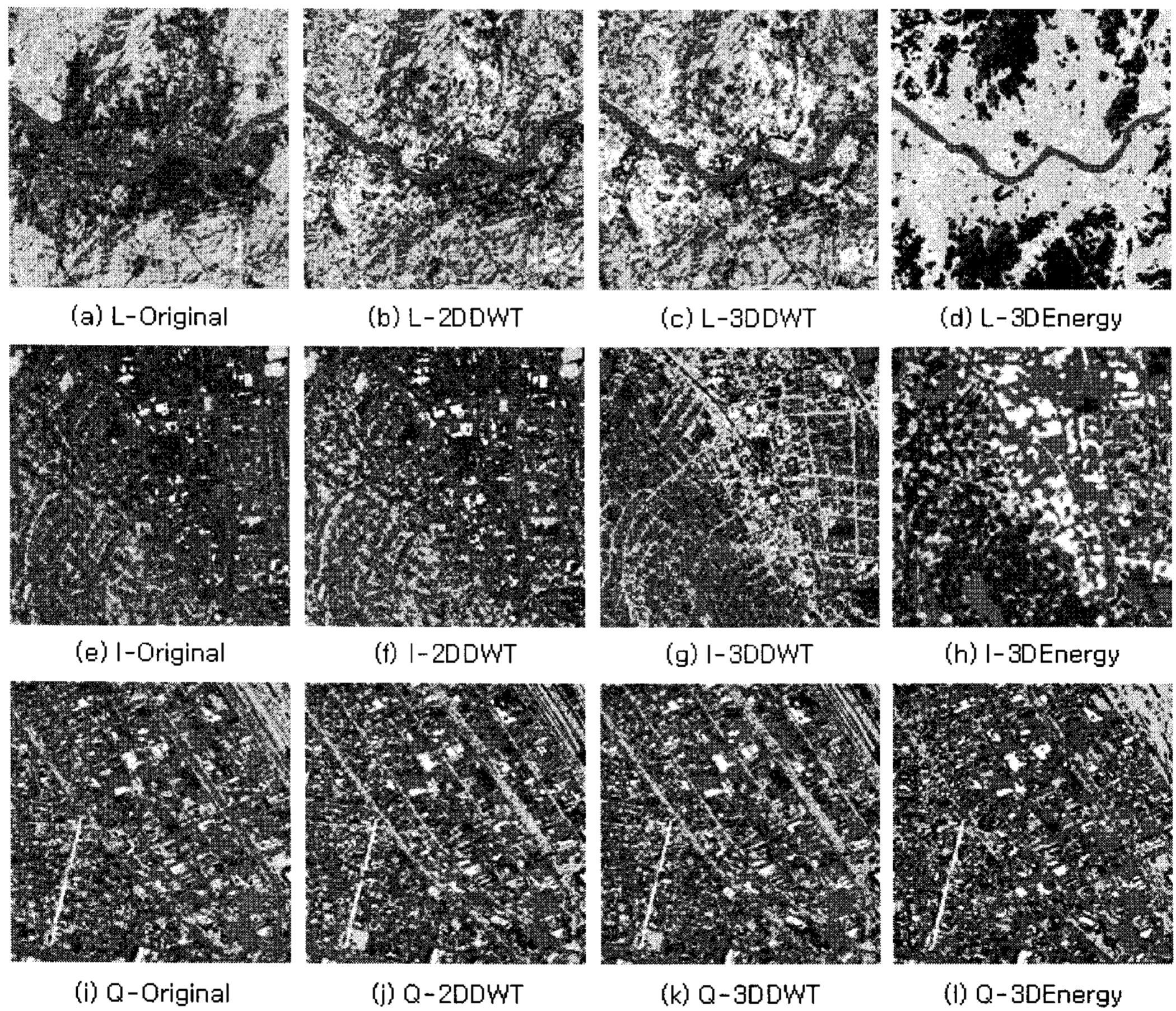


Fig. 5. The results of ISODATA-unsupervised Classification; The L of (a), (b), (c), (d) means the result of classification with Landsat7 ETM +imagery. The I of (e), (f), (g), (h) implies IKONOS imagery and QuickBird imagery indicates the Q in (i), (j), (k), (l).

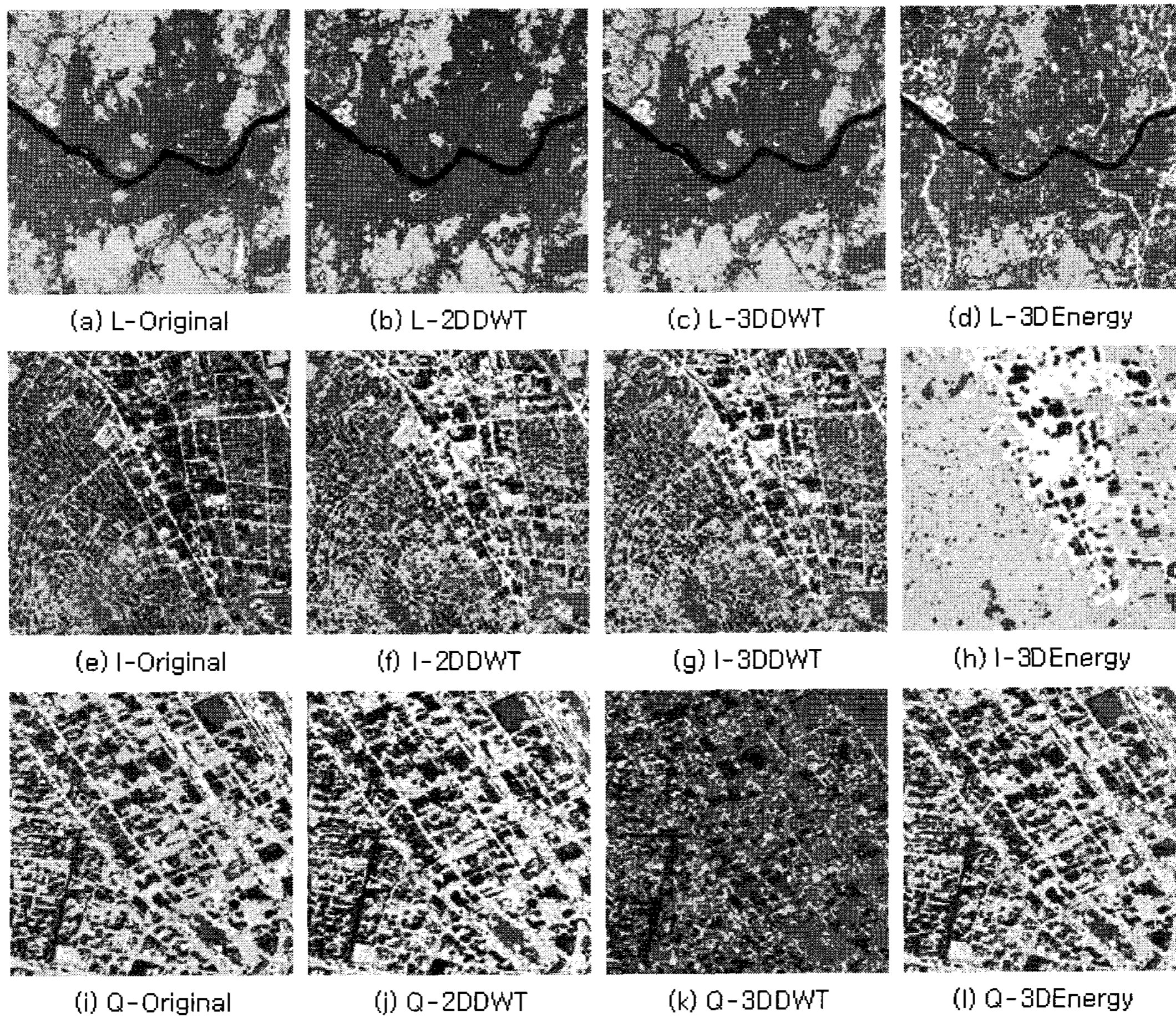


Fig. 6. The results of supervised classification: maximum likelihood method.

Table 1. The overall accuracy of classified images in Fig.6

	Original	2D DWT	3D DWT	Energy
Landsat7 ETM+	98.6207%	99.5862%	99.6782%	98.0230%
IKONOS	98.7854%	99.7970%	99.9594%	96.3563%
QuickBird	89.7103%	93.8062%	94.9051%	87.0130%

#### 4. 토의

분류 결과를 살펴보면 세 영상에서 모두 전통적인 기법인 영상의 화소값을 이용한 경우보다는 웨이블릿 계수를 이용했을 때 더 높은 분류 정확도를 보였다.

웨이블릿 계수 중에서는 2D 보다는 3D를 이용했을 때 더 높은 효과를 나타내었다. 이러한 결과는 기존의 분류 기법들은

오로지 분광정보만을 참고로 하게 되지만 웨이블릿의 경우 분광정보뿐만 아니라 공간적인 변화에 대한 정보를 함께 이용하기 때문이라고 생각된다. 특히 3D 웨이블릿의 경우 공간적인 변화양상과 주파수에 따른 분광정보의 변화 양상을 모두 이용할 수 있기 때문에 2D 웨이블릿 계수를 이용한 경우보다 더 높은 분류정확도를 보인 것으로 예상된다. 영상을 그대로 이용하거나 2D 웨이블릿 변환을 이용한 경

우에는 밴드 순서에 상관없이 입력밴드의 종류와 개수가 변하지 않으면 같은 결과를 보이지만 3D 웨이블릿 기법을 이용할 경우 주파수에 따라 밴드를 배열하고 분해하기 때문에 주파수에 따른 변화양상이 중요한 의미를 지닌다. 따라서 픽셀 하나 하나씩의 분류하기 보다는 주변 화소값이나 인접한 주파수와의 관계에 의하여 분류하는 것이 가능하게 된다. 따라서 이러한 기법은 다양한 물질로 구성되어 있고 화소값이 급하게 변하는 도시 영상에서 특히 유용할 것이라 생각된다. 마지막으로 3D 에너지의 경우 분류 정확도는 낮았지만 픽셀 단위로 정확한 클래스를 분류하기보다 주변과의 관계를 통해 지역을 구분하고 단순화하여 표현하기에 효과적일 수 있다는 것을 확인하였다. 특히 텍스처 분류나 토지이용 분류의 경우 단순화하여 지역적 특성을 나타내어 주는 3D 에너지의 분류결과가 유용할 수 있을 것이다.

## 5. 결론

본 연구에서는 3D 웨이블릿 계수와 에너지를 이용해 다중분광 영상의 분류를 시도하였고 기존에 사용하였던 화소 값을 이용한 경우와 2D 웨이블릿 계수를 사용한 분류 결과와 비교하였다. 그 결과 3D 웨이블릿 계수를 이용한 경우가 가장 효과적인 것으로 나타났다. 3D 웨이블릿 에너지의 경우 분류정확도는 낮지만 복잡한 도시영상에서 텍스처 분류나 토지이용 분류를 할 때 유용할 것으로 예상된다. 3D 웨이블릿 변환은 주변 화소값과 인접한 주파수와의 관계를 밝힐 수 있으므로 분류뿐만 아니라 영상기반 정량분석 알고리즘 개발 등에도 이용이 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 다목적실용위성 3호 자료활용 연구개발사업의 위탁연구로 수행되었음

## 참고문헌

- Chen, Z. and R. Ning, 2004, Breast volume denoising and noise characterization by 3D wavelet transform, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 28(5), pp.235 - 246.
- Cheung, N., C. Tang, A. O. Cauligi, and S. Raghavendra, 2006, Efficient wavelet-based predictive Slepian-Wolf coding for hyperspectral imagery, *Signal Processing*, 86(11), pp. 3180 - 3195.
- Luo, L., F. Wu, S. Li, Z. Xiong, and Z. Zhuang, 2004, Advanced motion threading for 3D wavelet video coding, *Signal Processing: Image Communication*, 19(7), pp. 601 - 616.
- Mallat, S.G., 1989, A theory of multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), pp.674-693.
- Van Spaendonck, R. L. C. and T.P.H. Steeghs, I. Overeem, F.C.A. Fernandes and J.T. Fokkema, 2001, Wavelet based volume attributes for seismic interpretation, *EAGE 63rd Conference & Technical Exhibition*, Amsterdam.
- Xiong, R., J. Xu, F. Wu, and S. Li, 2005, Studies on Spatial Scalable Frameworks for Motion Aligned 3D Wavelet Video Coding, *Proceedings of SPIE Vol. 5960*, Bellingham.