

# 웨이블릿 변환 기법을 이용한 IKONOS 영상 융합

## IKONOS Image fusion Using Wavelet Transform

손홍규\*

Sohn, Hong-Gyoo

윤공현\*\*

Yun, Kong-Hyun

김기홍\*\*\*

Kim, Gi-Hong

### 요약

원격탐측의 다양한 응용분야 중 저해상도의 다중분광(multispectral) 영상으로부터 고해상도의 영상을 생성하기 위한 영상융합의 연구가 진행되어 오고 있다. 지금까지 융합 결과에 있어서 공간해상력은 향상되었지만 영상의 질에 있어서는 그다지 만족스럽지 못한 결과를 보여주고 있다. 본 연구에서는 최근 여러 분야에서 응용되고 있는 웨이블릿 변환을 이용하여 영상융합을 시도 하고자 한다. 실험영상으로 2001년 11월에 촬영된 대전지역의 IKONOS 공간 해상력 1m 전정색(panchromatic)영상과 4m의 다중분광영상(Blue, Green, Red, NIR)을 이용하여 Daubechies 웨이블릿기반 영상 융합방법을 통해 1m의 칼라영상을 생성하였으며 기존에 일반적으로 사용되고 있는 방법과 그 결과를 비교 분석하였다.

### 1. 서론

위성영상으로부터 취득할 수 있는 최고의 공간해상력을 가진 다중분광영상을 생성하는 것은 식생, 토지이용 및 도시 연구 등 여러 가지 다양한 연구 분야에 큰 도움이 되고 있다. 한편, 고해상도의 전정색 영상은 지형지물의 정확한 묘사를 위해 필요하지만 토지피복분류와 같은 응용분야에서는 여러 분광대를 가진 다중분광영상의 이용이 필수적이다. 그러하므로 위성영상의 관측지역 대상물에 대하여 정확하고도 다양한 분광대를 가진 즉, 높은 공간 해상력 및 분광 해상력을 동시에 가질 수 있는 영상의 생성에 대한 필요성이 생겨 이에 대한 연구가 다양한 접근 방법으로 이뤄지고 있다.

지금까지 시도되어 왔던 영상융합(image fusion)방법의 몇 가지 방법들은 고해상도의 영상을 생성하였으나 그 결과가 원래의 다중분광영상의 분광 특성을 상당히 왜곡시키는 결과를 보여주고 있다. 본 연구에서는 최근 다양한 수학 및 공학분야에서 활용되고 있는 웨이블릿 변환 기법을 이용하여 기존의 방법에 의한 성과와 함께 시각적 분석과 분광정보의 왜곡 정도를 기준으로 하여 비교 분석하였다.

\*연세대학교 사회환경시스템공학부 조교수(E-mail : sohn1@yonsei.ac.kr)

\*\*연세대학교 사회환경시스템공학부 박사과정(E-mail : ykh1207@yonsei.ac.kr)

\*\*\*연세대학교 사회환경시스템공학부 박사과정(E-mail : sfmacho@yonsei.ac.kr)

## 2. 웨이블릿 변환

웨이블릿은 최근 수치해석, 이론 물리학, 신호처리 분야에서 많이 연구되고 있는 부분이다. 최근 그 응용분야가 점차 넓어져 광학(optics), 레이더 영상 전처리(radar image preprocessing), 영상 복구(image restoration), 지물 추출(feature extraction), 질감 분석(texture analysis), 영상 압축(image compression), DTM 생성 등과 같은 측량 및 지형공간 분야와 관련된 연구가 점차 이뤄지기 시작하였다.

웨이블릿에 관한 연구는 대략 80년 전부터 수행되어 왔으나 최근 연구 흐름의 시작은 Grossmann과 morlet(1984)에 의해 시작되었다.

이산 웨이블릿(discrete wavelet)은 단일 함수( $\psi$ ) 즉, 모 웨이블릿(mother wavelet)의 항으로 표현된다. 이것은 다음 아래 식 (1)처럼 간단한 2가지의 연산 즉, 확장(dilation)과 변위(transition)라는 두 가지의 연산에 의하여 계산된다.

$$\psi_{j,k}(k) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j x - k) \quad \text{단, } j, k \in \mathbb{Z} \quad (1)$$

### 2. 1 웨이블릿 다중해상도 분석

웨이블릿 다중해상도 분석은 Mallat(1989)에 의해 발전되었다. 즉 스플라인 스케일링 함수와 모 웨이블릿  $\psi$ 으로부터 유도된 QMF 즉,  $h$ ,  $\hat{h}$ ,  $g$ 와  $\hat{g}$ 을 연속 알고리즘을 사용하여 구현을 제시하였다. 그림 1은 다중해상도 분석과 피라미드 알고리즘의 가장 일반적인 표현이다. 영상 피라미드의 기저부분은 원영상이다. 또한 피라미드의 각 단계에서 생성된 근사(approximation)영상은 그 전 바로 앞 단계의 근사영상으로부터 생성된다. 피라미드의 상부로 올라갈수록 근사영상들은 공간해상도가 점점 낮아지는 특성을 가진다.

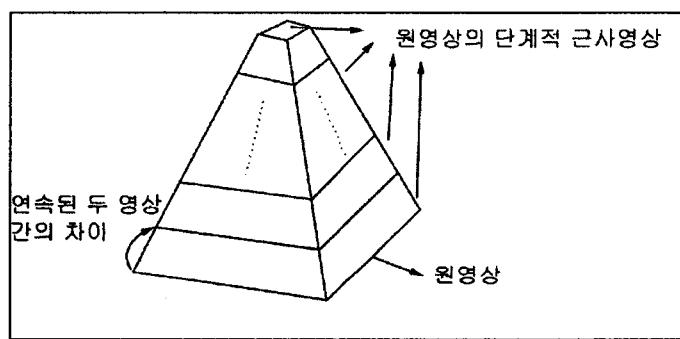


그림 1. 다중해상도분석을 표현하는 영상 피라미드

만약 다중해상도분석 과정을 역으로 적용시키면 원영상은 정확하게 하나의 근사영상과 3개의 서로 다른 웨이블릿 계수로부터 복구할 수 있는데 이 과정을 합성(Synthesis)이라 한다. 그림 2는 다중해상도 분석에 따른 영상의 표현에 대해 보여주고 있다.

"Context image" (Resolution 1/4)	"Horizontal" structures (Resolution 1/4)	Image of "horizontal" structures (Spatial Resolution 1/2.) Wavelet coefficients $C^H$	
"Vertical" structures (Resolution 1/4)	"Diagonal" structures (Resolution 1/4)	Image of "vertical" structures (Spatial Resolution 1/2.) Wavelet coefficients $C^V$	
Image of "diagonal" structures (Spatial Resolution 1/2.) Wavelet coefficients $C^D$			

그림 2. Mallat 알고리즘을 이용한 다중해상도 분석의 영상 표현

## 2. 2 웨이블릿 다중해상도 분석 구현

그림 3에는 필터뱅크 구조에 의하여 Mallat 알고리즘이 구현되는 것을 보여주고 있다.

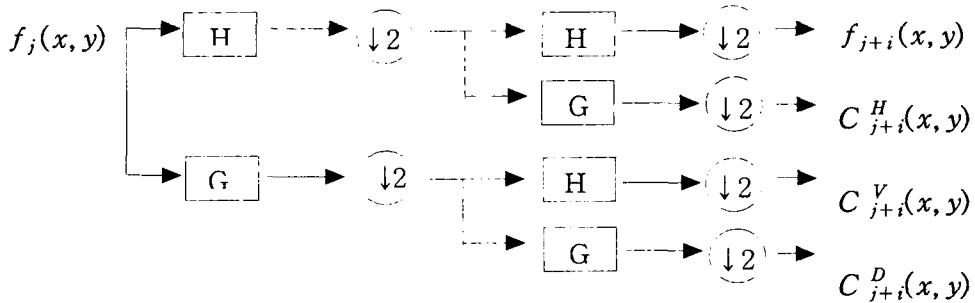


그림 3. 필터뱅크 구조를 이용한 Mallat 알고리즘의 분해 과정

$f_j(x, y)$ 는 원영상을 나타내며, 단  $x$ 는 종방향의 영상좌표이며  $y$ 는 횡방향의 영상좌표이다.

본 연구의 IKONOS 영상 적용에 있어서 Daubechies(1998)에 의해 제안된  $H$  및  $G$  필터 계수들을 이용하였다. 실제 영상처리 과정은 종방향과 열방향의 각각 분리되어 수행된다. 먼저,  $H$  계수를 이용하여 종방향으로 필터링을 수행하고 같은 방법으로  $G$  필터에 의해서 실행된다. 그 다음 생성된 영상에서 종방향으로 2개의 영상소종 하나의 값만 취하는 다운샘플링(down sampling) 과정을 거친다. 그리고나서 처리된 영상들에 대하여  $H$ ,  $G$  필터를 다시 적용하고 다운샘플링을 통해 최종적으로 해상도가 0.5 만큼 낮아진 4개의 영상을 얻게 된다. 즉 아래와 같은 영상을 얻게 된다.

- $f_{j+1}(x, y)$ 는 원영상  $f_j(x, y)$ 에 대해 절반의 해상도를 가진 근사영상
- 3개의 웨이블릿 계수 영상, 즉 절반의 해상도를 가진  $C_{j+1}^D(x, y)$ ,  $C_{j+1}^V(x, y)$ 와  $C_{j+1}^H(x, y)$

다음 아래 표 1 은 Daubechies에 의해 제안된 4-tap 필터 H, G의 계수를 보여주고 있다.

표 1. Daubechies의 의해 정의된 필터 계수값

H 필터 계수	H[0]	0.48296291345	H[2]	0.224143868042
	H[1]	0.836516303738	H[3]	-0.129409522551
G 필터 계수	G[0]	-0.129409522551	G[2]	0.836516303738
	G[1]	-0.224143868042	G[3]	-0.48296291345

현 영상위치(X,Y)에서 새로운 값이 처리되는 식은 다음 아래와 같다.

$$\text{New value} = H[3] \cdot f(x-2, y) + H[2] \cdot f(x-1, y) + H[1] \cdot f(x, y) + H[0] \cdot f(x+1, y) \quad (2)$$

식 (2)와 같은 적용이 똑같이 G 필터에 의해서도 적용된다.

근사영상  $f_{j+1}(x, y)$ 과 3개의  $C_{j+1}^D(x, y)$ ,  $C_{j+1}^V(x, y)$ 와  $C_{j+1}^H(x, y)$ 으로부터 정확하게 원영상  $f_j(x, y)$ 을 합성할 수 있다. 이 과정은 그림 4에서 보듯 오버 샘플링(over sampling) 과정이 필요하다. 즉, 영상소간에 0의 값을 넣어주는 과정이다. 이 경우 직교 필터인  $\hat{H}$ ,  $\hat{G}$  필터가 사용되는데 특성상 H, G와 값이 같다. 먼저 종방향으로 첫 번째로 근사 영상과 3개의 웨이블릿 영상에 대하여 오버샘플링을 한 다음에 각각 H 및 G 필터를 각 영상소에 대하여 필터링을 한다. 그리고 나서 생성된 결과의 두 영상을 값을 더해준다. 그 다음 단계로 최종적인 H 및 G필터링을 하기전 종방향에 대해서 오버 샘플링을 거치고 최종 결과에 4를 곱해주면 우리가 원하는 원래의 영상이 정확하게 복구된다.

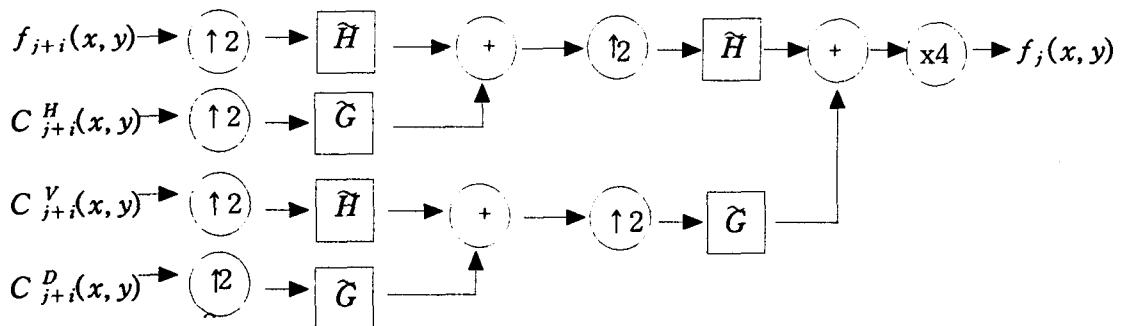


그림 4. 필터뱅크 구조를 이용한 Mallat 알고리즘의 합성 과정

## 2. 3 ARSIS 개념

영상융합은 다음 그림 5에서 보듯 고해상도 영상을 A, 저해상도 영상을 B라 할 때 피라미드 B에서 가장 기저가 되는 부분의 영상, 즉  $B_h^*$ 을 생성하는데 있는데 그러기 위해서는 영상

A의 기저영상을 사용하여야 하는데 만약 영상 A의 기저영상을 그대로 사용할 경우 실제 저해상도의 영상에서 나타나는 정보와 같지가 않기에 결국 고해상도의 합성영상의 질을 높이기 위해서는 영상 B의 정보를 이용하여 변환된 기저 영상 A가 필요하다.

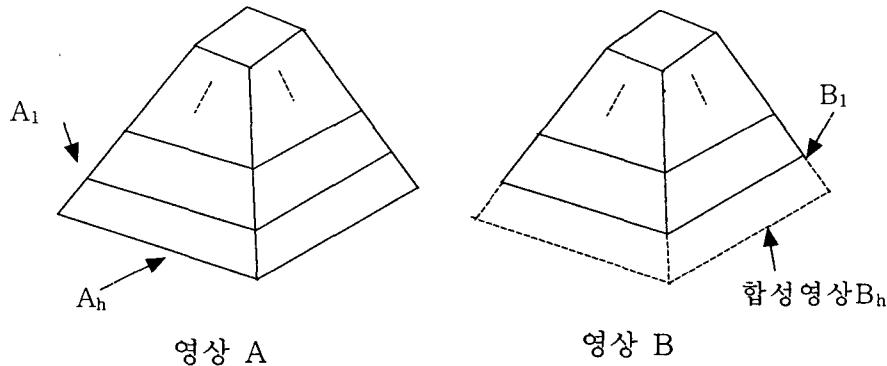


그림 5 ARSIS 개념을 이용한 두 영상간의 피라미드식 접근 융합

본 연구에서 사용된 IKONOS 1m 전정색 영상과 4m의 다중분광영상의 적용시 사용되는 개념이 그림 6에 나타나 있으며 모델식은 아래 다음과 같다.

$$C_{m(2-4)}^Z = a_Z C_{p(2-4)}^Z + b^Z \quad (\text{단, } Z= D, V \text{ 및 } H) \quad (3)$$

$$C_{m(1-2)}^Z = a_Z C_{p(1-2)}^Z + b^Z \quad (\text{단, } Z= D, V \text{ 및 } H) \quad (4)$$

단, 위 식에서  $m^Z[m]$ 은  $C_{m(4-8)}^Z$ 의 평균값을,  $\sigma^Z[m]$ 은  $C_{m(4-8)}^Z$ 의 표준편차를 의미하며 같은 방법으로 전정색 영상에도 적용된다.

또한 식 (3)과 식 (4)에서  $a^Z = \frac{\sigma^Z(m)}{\sigma^Z(p)}$ 이며  $b_Z = m^Z(m) - a^Z m^Z(p)$ 이다,

단 (m)은 다중분광영상을 (p)는 전정색 영상을 의미한다.

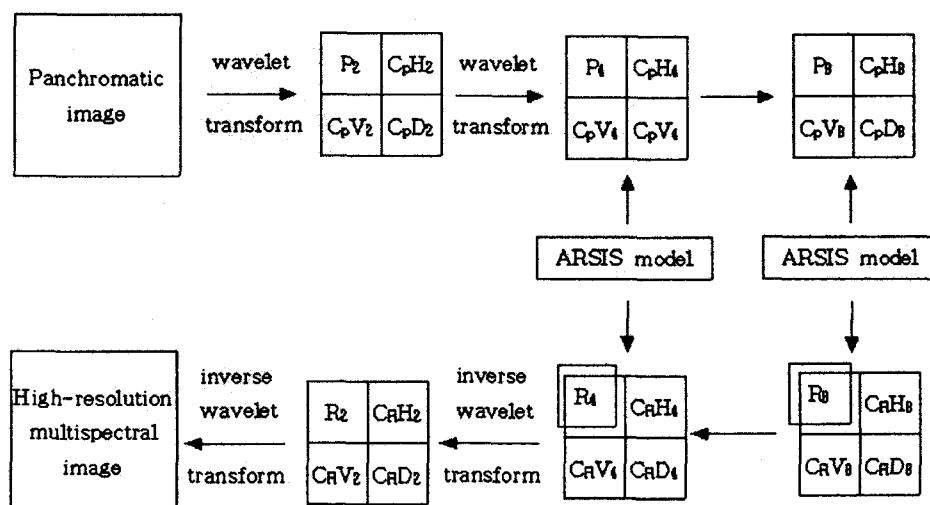


그림 6 IKONOS 영상 융합을 위한 ARSIS 개념의 적용

### 3. IKONOS영상의 적용

본 연구에서 영상 융합을 위해 사용된 영상은 2001년 11월에 촬영된 IKONOS 대전지역의 영상을 일부 절취한 것이며 IKONOS 1m 전정영상( $4000 \times 4000$ )과 4m의 다중분광영상( $1000 \times 1000$ )이다. 4m의 다중분광영상은 Blue, Green, Red 및 NIR로 구성되어 있다.

그림 7(a), (b), (c)는 대상지역에 대해 각각 전정영상, 다중분광 일반 컬러 영상, 적외 컬러 영상을 보여주고 있다.



(a) 전정색 영상

(b) 일반 컬러 영상

(c) 적외 컬러영상

그림 7. 대상지역을 촬영한 IKONOS 영상



(a)융합된 일반 컬러 영상

(b) 융합된 적외 컬러 영상

그림 8. 웨이블릿 영상 융합에 의해 생성된 영상

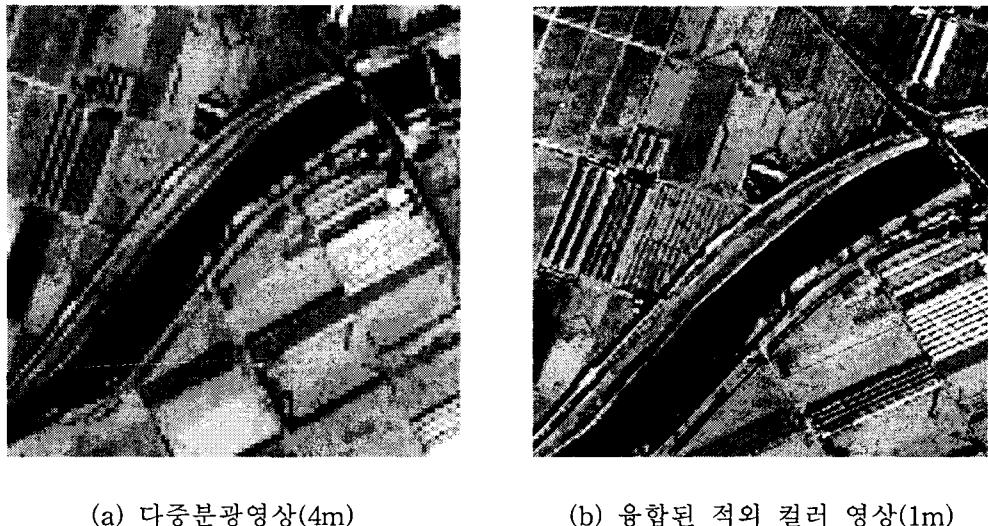
또한 그림 8에서 좌측영상은 공간 해상력 1m로 향상된 다중분광영상이며 우측 영상은 같은 해상도의 적외 컬러 영상이다.

### 4. 결과비교 및 분석

#### 4. 1 시각적 검토

먼저 시각적 검토에 의해 생성된 융합영상을 보면 다음 아래 그림 9에 나타나 있다. (a) 영상은 원래 4m 공간해상력을 가진 다중분광영상이며 (b) 영상은 융합방법에 의해 해상도가

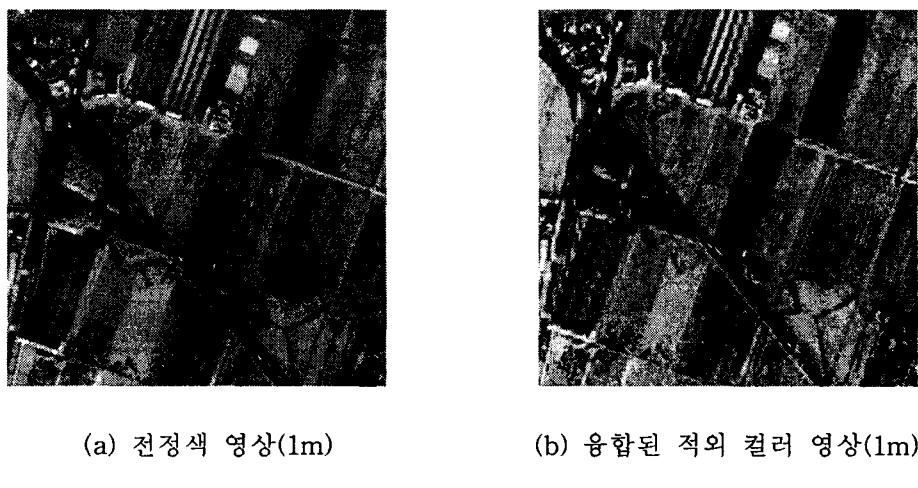
향상된 영상이다. 수계에 대한 경계선과 농경지의 비닐 하우스로 보이는 지형지물을 관찰하면 융합된 1m의 영상이 더욱 선명하게 나타났음을 알 수 있다.



(a) 다중분광영상(4m)

(b) 융합된 적외 컬러 영상(1m)

그림 9. 수계지역 절취 영상



(a) 전정색 영상(1m)

(b) 융합된 적외 컬러 영상(1m)

그림 10. 농경지역 절취영상

그림 10은 전정색 영상과 융합된 적외컬러 영상의 한 지역을 절취한 것이다. 그림에서 보듯 토지피복분류 또는 농경지의 경계선의 묘사시 단일밴드의 영상보다는 적외 컬러 영상을 이용하여 경계선을 구분 짓는 방법이 좋을 것으로 보여주고 있다.

## 4. 2 분광정보 왜곡에 대한 분석

본 연구에서는 Wavelet 융합기법의 성과를 기존의 다른 방법과 비교하기 위하여 가장 일반적으로 사용되고 있는 PCA, Multiplicative, Brovey의 결과와 비교하였다. 결과는 각 밴드별로 원영상에 대한 평균과 표준편차에 대한 오차 그리고 두 영상간의 상관성을 알아보기 위하여 상관계수를 이용하였다. 상관계수의 값이 1.0에 가까울수록 분광정보의 왜곡이 덜하다는 것을 의미한다.

표 2 ~ 표5의 결과를 보았을 때 웨이블릿에 의한 방법과 Multiplicative에 의한 방법이 분광 정보를 가장 잘 유지하는 것으로 나타났다. 하지만 평균 및 표준편차의 오차의 값을 비교하여 볼 때 웨이블릿 융합기법의 성과가 가장 좋았음을 보여주고 있다.

표 2. IKONOS Blue밴드에 대한 각 기법별 비교 결과

	평균	표준편차	상관도	평균오차	표준편차오차
IKONOS(Blue)	119.61	58.16	1.0000	0.0000	0.0000
PCA	131.83	39.90	0.6702	-12.22	18.26
Multiplicative	72.79	48.80	0.9025	46.82	9.36
Brovey	93.31	51.08	0.6340	26.30	7.08
Wavelet	119.01	57.59	0.9353	0.60	0.57

표 2에서는 blue 밴드 융합의 결과를 보여 주고 있다. 표에서 알 수 있듯이 웨이블릿 융합 기법의 상관성이 가장 높았으며 그 다음으로 Multiplicative방법이 나았으며 PCA나 Brovey 방법은 상대적으로 분광정보의 왜곡이 많음을 보여주고 있다.

표 3. IKONOS Green 밴드에 대한 각 기법별 비교 결과

	평균	표준편차	상관도	평균오차	표준편차오차
IKONOS(Green)	127.93	62.65	1.0000	0.0000	0.0000
PCA	141.40	43.48	0.6436	-13.47	22.17
Multiplicative	78.46	52.80	0.9138	49.47	9.85
Brovey	100.70	56.74	0.6573	27.23	5.91
Wavelet	127.23	61.63	0.9233	0.7	1.02

표 3에서는 green 밴드 융합의 결과를 보여 주고 있다. 웨이블릿 융합 기법과 Multiplicative 방법이 높은 상관성을 보여주었으며 PCA나 Brovey 방법은 상대적으로 분광정보의 왜곡이 많아 토지이용분류와 같은 분광정보가 유지되어야 하는 경우 적절한 방법이 아님을 보여주었다.

표 4. IKONOS Red 밴드에 대한 각 기법별 비교 결과

	평균	표준편차	상관도	평균오차	표준편차오차
IKONOS(Red)	128.48	64.08	1.0000	0.0000	0.0000
PCA	142.14	42.80	0.6711	-13.66	21.28
Multiplicative	79.36	53.78	0.9221	49.12	10.3
Brovey	79.69	58.33	0.6696	48.79	5.75
Wavelet	127.80	62.83	0.9118	0.68	1.25

표 5. IKONOS NIR 밴드에 대한 각 기법별 비교 결과

	평균	표준편차	상관도	평균오차	표준편차오차
IKONOS(NIR)	118.09	58.15	1.0000	0.0000	0.0000
PCA	129.20	50.32	0.8052	-11.11	7.83
Multiplicative	72.39	48.26	0.9192	45.70	9.89
Brovey	106.89	55.62	0.7344	11.20	2.53
Wavelet	117.64	56.41	0.8549	0.45	1.74

표 4와 5에서는 각각 Red, NIR 밴드 융합의 결과를 보여 주고 있다. Multiplicative방법이 가장 높은 상관성을 보여 주고 있으며 웨이블릿 융합 기법도 높은 값을 보여주었다. 이 두 밴드에서도 역시 PCA나 Brovey 방법은 상대적으로 분광정보의 왜곡이 많다는 것을 나타내고 있다.

## 5. 결론

본 연구에서는 고해상도의 위성영상 융합을 위해 웨이블릿 기반 융합을 이용하여 IKONOS 1m 전정색 영상과 4m의 다중분광영상(B,G,R,NIR)을 이용하여 1m의 다중분광영상을 생성하였다. 그 결과 wavelet 기반 융합 합성은 기존의 다른 방법과는 달리 분광정보의 왜곡의 거의 없으므로 토지피복 분류와 같은 분야의 적용시 가장 적합한 방법으로 여겨졌으며 그 정확도도 향상될 수 있음을 보여주었다. 또한 농경지의 경계선을 전정영상에서의 검출보다는 1m 의 적외컬러 영상에서 더욱 잘 식별되어 경계선 검출이 용이할 것으로 사료된다.

## 참고문헌

1. A. Grossmann, and J. Morlet, "decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape", SIAM J. Math. Anal. 15, pp. 723~736, 1984
2. M, S. 1989, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", IEEE. Trans. Pattern. Anal. march. Intell. Vol. 11. No. 7, pp. 674~693, 1989
3. Ranchin, T. and L. Wald, 2000, Fusion of High Spatial and Spectral Resolution images: The ARSIS Concept and Its Implementation, vol.66 ,No.1 Jan. pp.49~61
4. J. Zhou, D. L. Civco, and J. A. Silaner, 1998. A Wavelet method to merge TM and SPOT panchromatic data, international Journal of Remote Sensing, 19(4):743~757
5. Blanc, Ph., L. Wald, and T. Ranchin, 1998a. Importance and effect of co-registration quality in an example of " pixel to pixel" fusion process, Proceeding of the second conference, "Fusion of Earth Data: Merging Point Measurement, Raster Maps and Remotely Sensed images."(T. Ranchin and L. Wald, editors), Sophia Antipolis, France, 28-30 January, published by SEE/URISCA, Nice, France, pp. 67-74
6. Blanc, Ph., T. Blu, T. Ranchin, L. Wald, and R. Aloisi, 1998b. Using interated rational filter banks within the ARSIS concept for producing 10m Landsat multispectral images, International Journal of Remote Sensing, 19(12):2,331~2,343
7. Yocky, D.A., 1996. Multiresolution wavelet decomposition image merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT panchromatic data, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 62(9):1067~1074