

# IKONOS 영상을 이용한 EO-1 Hyperion Hyperspectral 영상자료의 고해상도 구축

이 상 훈<sup>†</sup>

경원대학교

## High Resolution Reconstruction of EO-1 Hyperion Hyperspectral Images Using IKONOS Images

Lee, Sang-Hoon<sup>†</sup>

Kyungwon University

**Abstract :** This study presents an approach to synthesize hyperspectral images of lower resolution at a higher resolution using the high resolution images acquired from a sensor of commercial satellites. The proposed method was applied to the reconstruction of EO-1 Hyperion images using the images acquired from IKONOS sensor. Based on the FitPAN-Mod pansharpening technique (Lee, 2008b), the hyperspectral images of 30m resolution were reconstructed at 1m resolution of IKONOS panchromatic image. In this study, the synthesized hyperspectral images of 50 bands, whose wavelengths range in the wavelength of panchromatic sensor, were generated from the three stages of high resolution reconstruction using FitPAN-Mod. The experimental results show that the proposed method effectively integrates the spatial detail of the panchromatic modality as well as the spectral detail of the hyperspectral one into the synthesized image. It indicates the proposed method has a potential as a technique to produce alternative images for the images that would have been observed from a hyperspectral sensor at the high resolution of commercial satellite images.

**Key Words :** Hyperspectral, Pansharpening, IKONOS, Hyperion, High resolution reconstruction.

**요약 :** 본 연구에서는 상업용 위성에 탑재된 센서에서 감지된 고해상도의 범색 영상과 다중분광 영상을 이용하여 저해상도의 초분광 영상을 고해상도로 재구축하는 방법을 IKONOS 영상과 EO-1의 Hyperion 영상에 대한 적용을 통하여 제시하고 있다. 제안된 초분광 영상의 고해상도 재구축은 Lee(2008b)에 의해 개발된 FitPAN-Mod를 기반으로 하여 30m 급의 공간해상도의 초분광 영상을 1m 급의 공간해상도의 범색 영상 수준으로 공간해상도를 향상시킨다. 본 연구에서는 세 번의 FitPAN-Mod를 사용하는 저해상도의 영상의 고해상도 재구축 과정을 걸쳐 범색 영상의 파장구간에 속하는 초분광 영상의 50개 밴드에 대해 재구축이 이루어졌다. 실험 결과는 재구축된 영상은 시각적 평가에서 실험 대상 지역 내 범색 영상이 갖고 있는 자세한 공간적 구조를 잘 표현하고 있으며 저해상도에서 세부적 위치에 따라 구분하여 표현할 수 없는 지표면의 좁은 밴드대역의 분광특성을 잘 표현하고 있음을 보여준다. 이러한 결과는 제안된 재구축 방법이 현재의 센서 기술로 수집할 수 없는 고해상도의 초분광 영상의 대체 영상을 생성할 수 있는 기술로서 잠재력을 갖고 있음을 보여준다.

## 1. 서론

지난 30년간 원격탐사 센서 기술의 발전은 지표면의 속성에 대한 서로 보완적이고 혹은 중복되는 정보를 갖고 있는 다중센서(multisensor) 자료를 획득하게 하여 지구 환경과 관련 있는 광범위하고 다양한 과학적 연구와 활용을 위한 일상적인 관측을 가능하게 하였다. 다중 센서 자료를 함께 분석에 사용할 경우, 개별 화상의 처리에 내재되어 있는 불확실성을 줄이면서 보다 많은 정보를 추출할 가능성이 높다. 그러나 다중 센서 자료를 동시에 분석하기 위해서는 기존 단일 센서 화상분석 기법을 직접적으로 적용하기에는 한계가 있기 때문에 새로운 분석 방법을 필요로 한다. 이러한 통합분석에 대한 연구는 자료 융합(data fusion)이라는 전문분야로 알려져 있으며, 1980년대 말부터 이 분야에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있으며(Park *et al.*, 2000; 박노옥 등, 2004; Yoo and Lee, 2005) 원격탐사 분야뿐만 아니라, GIS 공간분석, 지질/지형학, 기상/해양학 등에 폭넓게 사용되고 있다.

지표면의 다양한 분광특성을 관측하기 위해 Landsat 및 NOAA 위성에 탑재되었던 초기의 다중분광(multispectral) 센서에서 출발하여 공간해상도를 4m급 이내로 향상시킨 상업용 센서까지 발전하여 왔다. 이러한 센서들은 주로 10여 개 미만의 한정된 밴드대역에서 지표면으로부터 반사 혹은 방출되는 복사에너지를 감지하여 다중분광 영상을 생성한다. 그러나 다중분광 영상의 밴드대역으로 다양한 종류의 지물 및 지표 현상의 분광특성을 표현하는 데는 한계가 있으므로 초분광(hyperspectral) 센서 기술의 개발되었다. 1983년 NASA JPL에서 항공기탑재 초분광 센서인 Airborne Imaging Spectrometer(AIS)가 개발된 이래 미국 및 유럽의 여러 나라에서 항공기 탑재 초분광 센서들이 개발되었으며, 2000년에는 초분광 센서인 Hyperion을 탑재한 인공위성 EO-1이 성공리에 발사되었다. 초분광 자료는 일반적으로 상대적으로 좁은 밴드대역(5-10nm)의 100-200 혹은 그 이상의 분광밴드들로 구성되어 있으며 복잡한 환경 분석을 위한 활용 잠재력을 가지고 있다. 최근에 지상의 속성추출(김선화 등, 2005; Yoon *et al.*, 2007), 피복분류(신정일 등, 2006), 변화탐지(김대성과 김형태, 2008)등 다양한 분야에 초분광 자료가 이용되었으며 매우 많은 밴드 수의 초분광 자료

를 효과적으로 처리 하기 위한 기술이 개발되었다(장안진과 김용일, 2008; 최재완 등, 2006; 한동엽 등, 2003; 한동엽 등, 2006). 그러나 초분광 센서는 상대적으로 작은 목적물을 탐지하기 위해서는 적합하지 않은 낮은 공간 해상도를 가지고 있다. 특히 도시지역의 생활권은 유효공간의 집중적인 다기능적 사용으로 인하여 소규모 지물로 구성되어 있으며 공간적으로 매우 잦은 피복 변화 구조를 가지고 있다. 지표면의 자세한 공간 구조에 대한 정보는 1m급 이내의 공간해상도를 가진 상업용 위성의 범색(panchromatic) 영상자료를 통해서 얻을 수 있으나 지표면의 분광특성을 상세하게 표현하기 위해 분광 고해상도 자료와 공간 고해상도 자료의 융합에 기반한 기술의 개발이 필요하다.

서로 다른 분광 해상도와 공간 해상도를 갖는 영상 자료를 융합하는 기술은 주로 상업용 위성의 다중분광 영상을 이용하여 범색 영상 수주니의 공간 해상도를 가지는 RGB color 영상을 생성하기 위하여 개발되었다. 이러한 기술은 일반적으로 "pansharpening"이라고 불린다. 원격 탐사에서 일반적으로 사용되는 고해상도화 알고리즘은 IHS (Intensity Hue Saturation) Transform (Carper *et al.*, 1990; Chavez *et al.*, 1991), Principal Component Analysis (PCA) (Chavez and Kwarteng, 1989; Chavez *et al.*, 1991), Brovey Transform (Civco *et al.*, 1995), High Pass Filtering (Shettigara, 1992)에 기반하고 있다. 이 중에서 IHS 기술이 실제 활용에서 가장 많이 사용되어 왔다. 최근에는 다중해상도 분해(multiresolution decomposition)에 기반한 알고리즘인 Wavelet Transform을 이용한 기술이 많이 사용되고 있다 (Li *et al.*; 1995; Yockey, 1995; Zhou *et al.*, 1998; Nunez *et al.*, 1999; Aiazzi *et al.*, 2002). Lee (2008a; 2008b)는 다중분광 값과 범색 값과의 회귀분석을 통한 "FitPAN"이라는 Pan Sharpening 기술을 발표하였다. FitPAN 기술은 자료 융합에서 분광 값의 왜곡 현상을 개선시켰으며 특히 수정된 FitPAN 기술 (Lee, 2008b)은 분광 오류를 감소시켰을 뿐 아니라 공간적으로 고해상도화된 다중분광 영상이 원래 해상도를 가질 때 원래의 다중분광 값과 일치시키기 위해 나타나는 구역오류(block distortion)를 제거하여 준다. 본 연구에서는 IKONOS 다중분광과 범색 영상 자료를 이용하여

IKONOS 센서의 파장대역에서 30m 급 EO-1 Hyperion Hyperspectral 영상 자료를 수정된 FitPAN 기술을 사용하여 1m급으로 고해상도화하는 작업에 관한 연구를 수행하였다.

## 2. 수정된 FitPAN

수정된 FitPAN pansharpening 기술은 우선 FitPAN 기술에 의해 범색 영상 수준의 다중분광영상을 생성한 다음 Point-Jacobian 반복 과정을 이용하여 구역오류를 제거한다(Lee, 2008b):

FitPAN pansharpening 기술은 다음과 같다:

$$\begin{pmatrix} \hat{B}_{i(j)} \\ \hat{G}_{i(j)} \\ \hat{R}_{i(j)} \\ \hat{Nir}_{i(j)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\mu}_B(P_{i(j)}) + \delta_i^B \\ \hat{\mu}_R(P_{i(j)}) + \delta_i^G \\ \hat{\mu}_G(P_{i(j)}) + \delta_i^R \\ \hat{\mu}_{Nir}(P_{i(j)}) + \delta_i^{Nir} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\hat{\mu}_M(P_{i(j)}) = \sum_{k=0}^p \hat{\beta}_M^k P_{i(j)}^k$$

$$\delta_i^M = \sum_{j=1}^K \mu_M(P_{i(j)}) - M_i$$

$P_{i(j)}$ 는 범색 영상의  $i(j)$ 번째 화소 값이고  $M_i$ 는  $M$  번째 밴드의 다중분광 영상의  $i$ 번째 화소 값이다.  $i(j)$ 번째 화소는 원래의 다중분광 영상의  $i$ 번째 화소에 속하는 범색 영상의  $j$ 번째 화소를 나타내는 색인의 2차원적 표현이다. 식 (1)의 평균 값은 실제 문제에서 알려져 있지 않으므로 다음의 선형 모형을 사용한다:

$$\mu_{i(j)}(x_1, \dots, x_p) = \sum_{k=0}^p \beta_k x_k. \quad (2)$$

Lee (2008a; 2008b)에서는 범색 값의  $p$  차수 다항계수 모형, 즉  $x_k = P_{i(j)}^k$ 을 사용하였고 계수  $\beta_k$ 는 각 밴드별로 다중분광의 관측 값과 다중분광 공간해상도 수준으로 resampling한 범색 영상 값을 사용하여 회귀분석에 의해 추정될 수 있다.

식 (1)의 결과로 생성된 범색 영상 수준의 고해상도 다중분광 영상은 다음의 반복 과정에 의해 구역오류를 제거한다(다음에 사용되는 화소의 색인은 고해상도 범색 영상의 1차원적 표현이다):

$$\hat{x}_i^h = (\Sigma_i^{-1} + \beta_{ii})^{-1} \left( \Sigma_i^{-1} y_i - \sum_{j \in W_i/li} \beta_{ij} \hat{x}_j^{h-1} \right) \quad (3)$$

$$\beta_{ij} = -\hat{\phi}_i \hat{\alpha}_{ij} \text{ for } i \neq j \text{ and } \beta_{ii} = \sum_{j \in W_i/li} \hat{\phi}_i \hat{\alpha}_{ij}$$

$$\hat{\phi}_i = \sqrt{\frac{r}{\sigma_i^2 \sum_{j \in W_i/li} \hat{\alpha}_{ij} (P_i - P_j)^2}}$$

$$\hat{\alpha}_{ij} = \begin{cases} \frac{(P_i - P_j)^2}{\sum_{k \in W_i/li} (P_i - P_k)^2} & \text{for } j \in W_i/i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\hat{x}_i^h$ 는  $h$ 번째 반복 단계에서의 구역오류가 제거된 고해상도 다중분광 추정 값이고  $y_i$ 는 식 (1)로부터 생성된 구역오류가 있는 고해상도 다중분광 추정 값이다. 그리고 반복 과정을 출발시키기 위한 초기 값은  $x_i^0 = y_i$ 로 정한다.  $\Sigma_i^{-1}$ 는  $y_i$ 의 공분산 행렬이며  $\sigma_i^2$ 는  $P_i$ 의 분산 값이다.  $W_i$ 는  $i$ 번째 화소의 이웃을 정의하는  $i$ 번째 화소를 중심으로 하는 창 의 색인 집합이고  $W_i/i$ 는  $W_i$ 에서 색인 를 제외한 집합이다. 이러한 수정된 FitPAN 기술을 앞으로는 FitPAN-Mod라고 부를 것이다.

## 3. IKONOS 영상을 이용한 Hyperion 초분광 자료의 Pansharpening

EO-1에 탑재된 Hyperion 센서는 대략적으로 420nm 부터 2500nm 사이의 구간의 242개 밴드대역에서 감지하여 30m 급의 공간해상도의 초분광 자료를 생성하며 IKONOS 영상은 4m 급의 공간해상도를 가진 4개 밴드대역, 즉 445 - 516nm 파장구간의 Blue(B) 밴드, 506 - 595nm 파장구간의 Green(G) 밴드, 632 - 698nm 파장구간의 Red(R) 밴드, 757 - 853nm 파장구간의 Near Infra(Nir) 밴드에서 감지한 다중분광 자료와 450-900nm의 파장구간에 감지한 1m 급의 공간해상도를 가진 범색 영상을 생성한다. 본 연구는 FitPAN-Mod를 이용하여 IKONOS 영상의 파장대역에 속하는 50개 밴드의 Hyperion 초분광 자료에 대해서 Hyperion 초분광 자료의 pansharpening 작업을 수행한다. Table 1은 Hyperion 초분광 영상과 IKONOS 영상의 밴드대역 간의

관계를 보여준다. 제안된 초분광 자료의 pansharpening 작업은 다음과 같이 요약할 수 있다:

- a. IKONOS 다중분광 영상과 Hyperion 초분광 영상간의 영상 등록
- b. FitPAN-Mod에 의해 Hyperion 초분광 영상을 IKONOS 다중분광 영상의 공간해상도 수준의 4m 급 고해상도화
- c. FitPAN-Mod에 의해 IKONOS 다중분광 영상을 IKONOS 범색 영상의 공간해상도 수준의 1m 급 고해상도화
- d. FitPAN-Mod에 의해 4m 급 고해상도화된 초분광 영상을 1m 급 고해상도화.

작업 a의 영상 등록에서 Hyperion 초분광 영상의 공간 해상도인 30m 급으로 resampling한 IKONOS 다중분광 영상이 생성된다. 작업 b에서 관측된 IKONOS 다중분광 영상을 이용하는 식 (2)의 모델을 사용하여 4m 급 Hyperion 초분광 영상의 평균 벡터 값을 추정한다:

$$\mu_{i(j)}^{H4m}(\hat{N}ir_{i(j)}^{H4m}, \hat{R}_{i(j)}^{H4m}, \hat{G}_{i(j)}^{H4m}, \hat{B}_{i(j)}^{H4m}) = \beta_0 + \beta_0 \hat{N}ir_{i(j)}^{H4m} + \beta_1 \hat{R}_{i(j)}^{H4m} + \beta_2 \hat{G}_{i(j)}^{H4m} + \beta_3 \hat{B}_{i(j)}^{H4m} \quad (4)$$

식 (4)의  $i(j)$ 는 4m급 공간해상도 영상에서 2차원 색인 표현이며  $\beta$ 값은 30m 급 관측된 Hyperion 초분광 자료와 작업 a에서 resampling한 IKONOS 다중분광 자료를 사용하여 회귀분석에 의해 추정될 수 있다. 작업 c는 Lee (2008b)의 실험에서 적용된 FitPAN-Mod에 의한 IKONOS 다중분광 영상의 pansharpening 작업이다. 작업 d에서는 작업 c에서 pansharpening된 IKONOS 다중분광 영상을 이용하여 1m 급 Hyperion 초분광 영상의 평균 벡터 값을 추정하기 위한 모형으로 식 (4)와 유사한 모형을 사용한다:

$$\mu_{i(j)}^{H1m}(\hat{N}ir_{i(j)}^{1m}, \hat{R}_{i(j)}^{1m}, \hat{G}_{i(j)}^{1m}, \hat{B}_{i(j)}^{1m}, P_{i(j)}) = \beta_0 + \beta_0 \hat{N}ir_{i(j)}^{1m} + \beta_1 \hat{R}_{i(j)}^{1m} + \beta_2 \hat{G}_{i(j)}^{1m} + \beta_3 \hat{B}_{i(j)}^{1m} + \beta_4 P_{i(j)} \quad (5)$$

식 (5)의  $\beta$ 값 추정을 위하여 4m 급 관측된 IKONOS 다중분광 영상과 resampling된 범색 영상, 작업 b에서 생성된 고해상도화 된 초분광 자료를 사용한다.

#### 4. 초분광 자료의 Pansharpening 적용 결과

Fig. 1은 본 연구에서 사용된 관측 영상들을 보여준

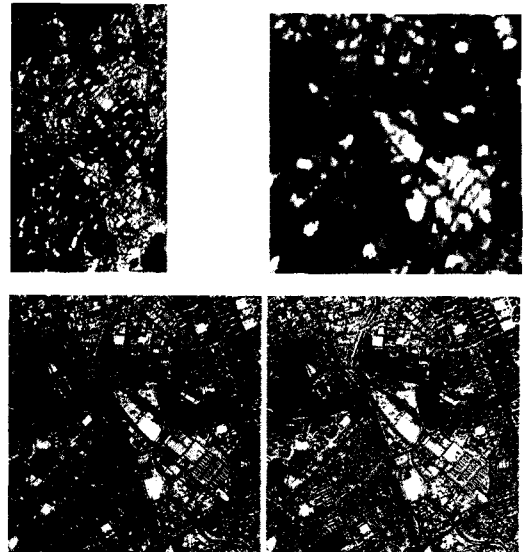


Fig. 1. Satellite images observed from Anyang, Gyeonggi-do in spring of 2002: EO-1 Hyperion hyperspectral observed and registered images of 30m spatial resolution (top), IKONOS 1m panchromatic and 4m color images.

다. 이 Figure에서 왼쪽 위의 영상은 안양을 포함한 인근 지역에서 2002년 4월 2일 관측된 Hyperion 초분광 영상이며 왼쪽 아래는 2002년 3월 9일에 왼쪽 위의 초분광 자료의 사각형 지역에서 관측된 2400×2400 크기의 범색 영상이고 600 x 600 크기의 IKONOS 다중분광 영상이 오른쪽 아래에 보여진다. 오른쪽 위의 영상은 IKONOS 다중분광에 영상 등록된 80×80 크기의 Hyperion 초분광 영상이다. Table 1과 Fig. 2는 80×80 크기로 resampling한 IKONOS 다중분광 영상과 영상 등록된 Hyperion 초분광 영상간의 상관 관계를 보여준다. 이 table과 figure는 IKONOS 다중분광 값은 파장구간이 일치하는 Hyperion 초분광 값과 매우 큰 상관관계를 보여준다. 그리고 그 외의 파장구간에서도 일정 이상의 상관 관계가 있음을 보여준다. 이는 초분광 평균 벡터 값 추정을 위하여 식 (4)의 사용을 합리화한다. Table 1에서 보여지는 것처럼 IKONOS (Nir, R, G, B)밴드는 Hyperion 초분광(46,32,21,15) 밴드에서 최대 상관관계 값을 가진다(Blue 밴드는 초분광 17번째 밴드와 최대 상관관계를 가지나 밴드대역이 Green 밴드와 겹치는 구간이므로 15번째 밴드를 선택하였다). 본 연구에서는 결과를 보여주는 figure의 RGB영상의 요소로서 IKONOS 다중분광의 경우(Nir, R, G)밴드를 사

Table 1. Correlations of Hyperspectral Bands with IKONOS Multispectral Bands

Wavelength (nm)	Hyperspectral Band	Correlations with IKONOS MS				Compatible IKONOS MS	
		NIR	Red	Green	Blue		
436.99	9	0.579	0.720	0.824	0.876	Blue	
447.17	10	0.576	0.711	0.823	0.879		
457.34	11	0.591	0.722	0.835	0.892		
467.52	12	0.606	0.736	0.845	0.900		
477.69	13	0.605	0.734	0.845	0.899		
487.87	14	0.619	0.749	0.856	0.906		
498.04	15	0.628	0.762	0.865	0.911		
508.22	16	0.639	0.773	0.870	0.909		Blue & Green
518.39	17	0.653	0.785	0.879	0.912		
528.57	18	0.664	0.797	0.883	0.908		Green
538.74	19	0.677	0.811	0.887	0.905		
548.92	20	0.690	0.821	0.887	0.895		
559.09	21	0.702	0.832	0.888	0.886		
569.27	22	0.708	0.838	0.886	0.878		
579.45	23	0.716	0.844	0.884	0.870		
589.62	24	0.721	0.848	0.882	0.864		
599.80	25	0.728	0.850	0.878	0.855		
609.97	26	0.733	0.853	0.875	0.850		
620.15	27	0.737	0.853	0.871	0.842	Red	
630.32	28	0.741	0.855	0.867	0.836		
640.50	29	0.750	0.856	0.865	0.830		
650.67	30	0.751	0.856	0.860	0.824		
660.85	31	0.756	0.855	0.856	0.816		
671.02	32	0.758	0.856	0.853	0.813		
681.20	33	0.762	0.855	0.848	0.806		
691.37	34	0.767	0.855	0.841	0.794		
701.55	35	0.789	0.848	0.820	0.762		
711.72	36	0.810	0.830	0.773	0.697		NIR
721.90	37	0.818	0.806	0.734	0.647		
732.07	38	0.816	0.774	0.692	0.597		
742.25	39	0.817	0.766	0.679	0.582		
752.43	40	0.824	0.774	0.686	0.592		
762.60	41	0.838	0.747	0.664	0.573		
772.78	42	0.851	0.733	0.657	0.575		
782.95	43	0.863	0.741	0.671	0.598		
793.13	44	0.867	0.728	0.663	0.595		
803.30	45	0.868	0.720	0.657	0.592		
813.48	46	0.868	0.717	0.655	0.593		
823.65	47	0.865	0.691	0.628	0.566		
833.83	48	0.863	0.680	0.618	0.558		
844.00	49	0.863	0.678	0.616	0.557		
854.18	50	0.861	0.671	0.609	0.549		

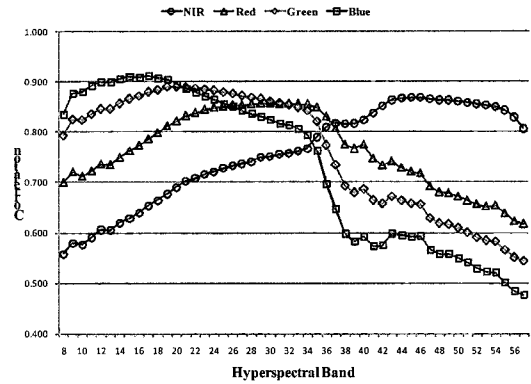


Fig. 2. Correlations of hyperspectral bands with IKONOS multispectral bands of 80 × 80.

용하였고 의 경우 각각 밴드(46,32,21)을 사용하였다. Fig. 3은 Hyperion 초분광(46,32,21,15) 밴드에 대해서 추정된 모델과 잔차도를 보여준다. 이 잔차도는 초분광의 큰 값에서 추정된 모델에 의해 약간 표현이 안된 부분이 있음 보여주지만 이러한 outliers는 전체적인 관점에서 볼 때 심각한 수준은 아니므로 추정된 모델은 관측된 초분광 자료를 잘 적합하고 있다는 것을 나타낸다. Fig. 4는 작업 b의 결과로 4m 급 해상도로 고해상도화된 초분광 영상을 보여준다. 이 figure의 오른쪽에는 FitPAN에 의해 고해상도화된 구역 오류가 제거 안된 소영상과 FitPAN-Mod에 의해 구역 오류가 제거된 소영상을 보여준다. Fig. 5는 4m 급 해상도로 고해상도화된 Hyperion 초분광 밴드에 대해 4m 급 해상도로 resampling한 IKONOS 범색 영상과 관측된 IKONOS 다중분광 영상의 상관관계를 보여준다. 이 figure는 식 (5)의 모델을 위하여 IKONOS 범색 영상 또한 범색 파장구간에서 Hyperion 초분광 밴드들과 큰 상관관계를 가지고 있음을 보여준다. Fig. 6는 작업 c와 d의 결과로 생성된 1m 급으로 pansharpening된 IKONOS 다중분광 영상과 Hyperion 초분광 영상을 보여준다. Fig. 7은 서로 다른 특성을 가진 위의 IKONOS 범색 소영상에 표시된 5개 4×4 크기의 소지역에 대한 pansharpening된 Hyperion 초분광 평균 DN 값을 보여준다. Fig. 8은 본 연구에서 사용된 자료와 고해상도로 재구성된 확장 소영상을 보여주고 Table 2는 Fig. 8의 소영상에 대한 설명을 담고 있다. 이러한 소영상들을 사용하여 초분광 영상의 pansharpening 융합작업 b - d를 요약하면 다음과 같다:

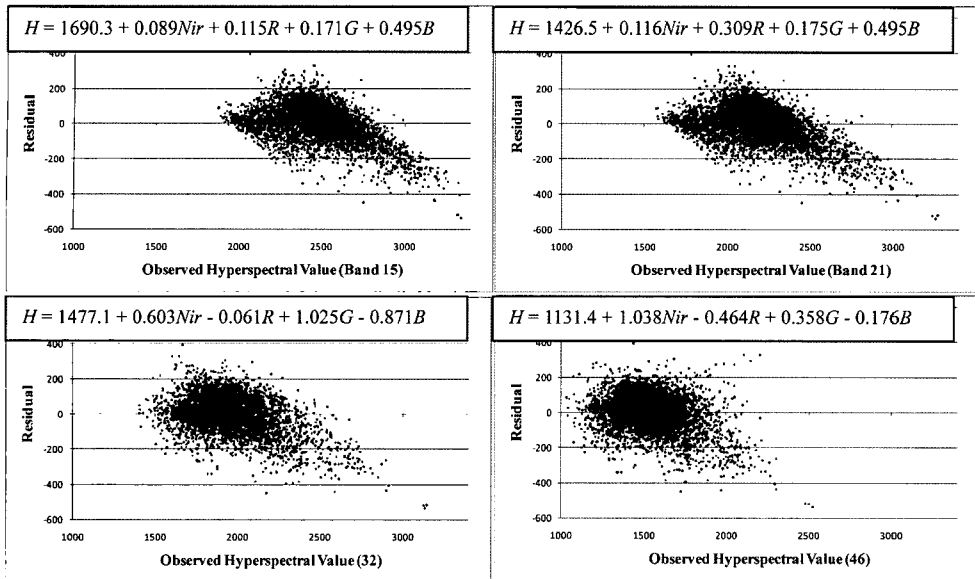


Fig. 3. Residuals of estimated regression models of hyperspectral bands using IKONOS multispectral bands.

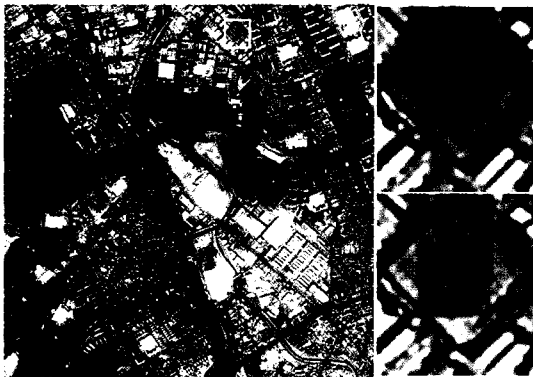


Fig. 4. Results of 4m resolution reconstruction of 30m resolution Hyperion hyperspectral image fused by FitPAN-Mod: resultant Hyperion hyperspectral image of 4m resolution, resultant sub-images (white square area in left image) from FitPAN and FitPAN-Mod (right top).

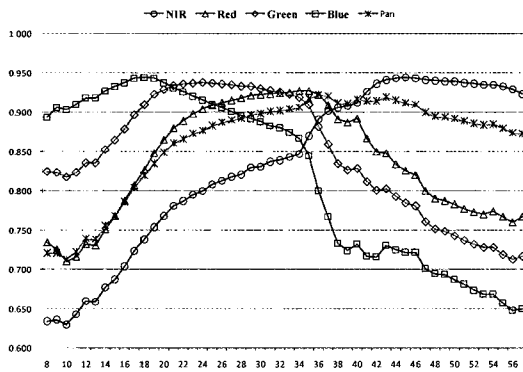


Fig. 5. Correlations of hyperspectral bands with IKONOS multispectral and panchromatic bands of  $600 \times 600$ .

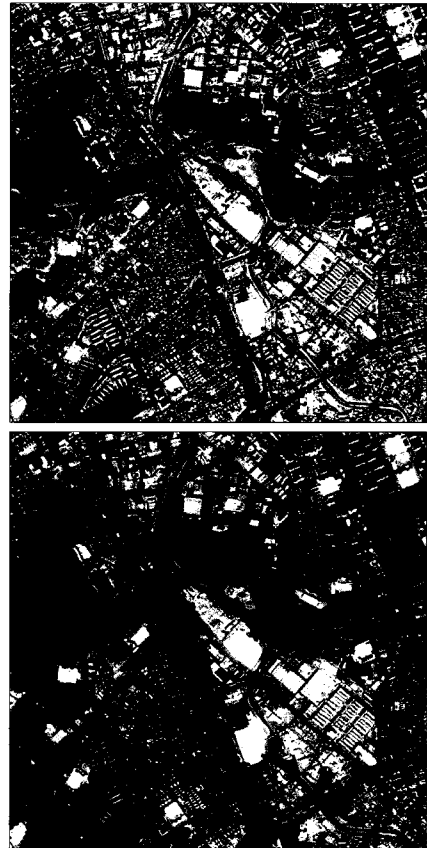


Fig. 6. Results of pansharpening of IKONOS multispectral image (left) and Hyperion hyperspectral image FitPAN-Mod.

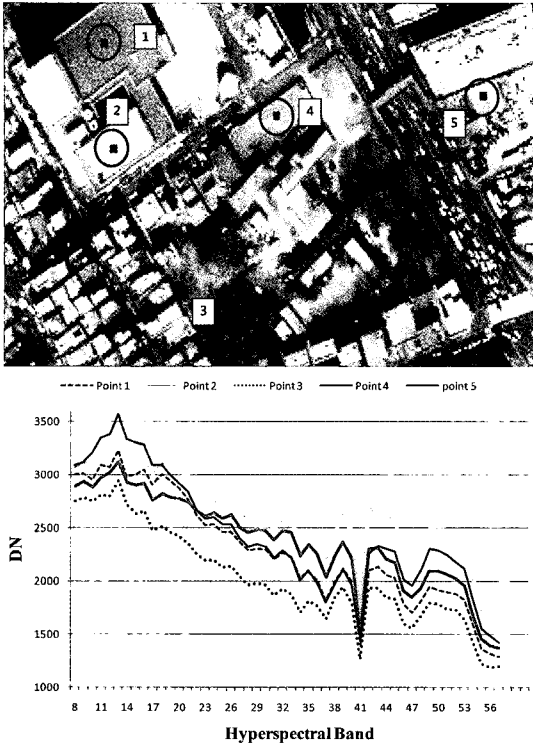


Fig. 7. Average DN values of pansharpened hyperspectral image for 5 points of 4 × 4 size marked in IKONOS panchromatic image.

Table 2. Description of images in Fig. 8.

Figure	resolution	size	Spectral Band	Note
1	30m	80 × 80	Hyperspectral	Observed
2	4 m	600 × 600	Multispectral	
3	1 m	2400 × 2400	Panchromatic	
4	4 m	600 × 600	Hyperspectral	Reconstructed
5	1 m	2400 × 2400	Multispectral	
6	1 m	2400 × 2400	Hyperspectral	

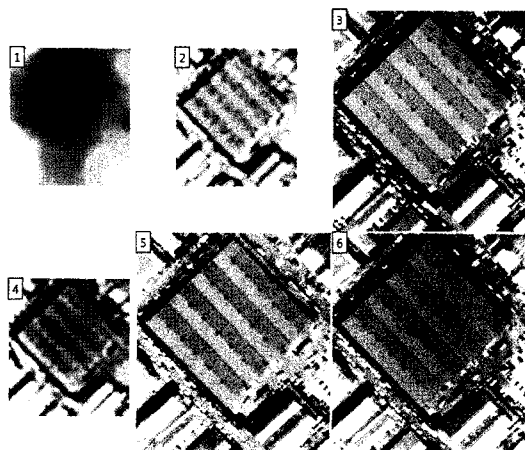


Fig. 8. Observed images used for high resolution reconstruction and reconstructed images resulted from FitPAN-Mod for sub-area of white square in Fig. 4 (refer to Table 2).

- b. 영상 1 + 영상 2 → 영상 4
- c. 영상 2 + 영상 3 → 영상 5
- d. 영상 4 + 영상 3 + 영상 5 → 영상 6

## 5. 결론

본 연구에서는 상업용 위성에 탑재된 센서에서 감지된 고해상도의 범색 영상과 다중분광 영상을 이용하여 저해상도의 초분광 영상을 고해상도로 재구축하는 새로운 방법을 IKONOS 영상과 EO-1의 Hyperion 영상에 대한 적용을 통하여 제시하고 있다. 제안된 초분광 영상의 고해상도 재구축은 Lee(2008b)에 의해 개발된 FitPAN-Mod를 기반으로 하여 저해상도의 초분광 영상을 1m이내의 공간해상도의 범색 영상 수준으로 공간해상도를 향상시킨다. 고해상도 상업용 위성 영상의 pansharpening 기술로 개발된 FitPAN-Mod는 분광 오류(spectral distortion)를 최소화하도록 다중분광 관측 값과 분광적으로 부합시켜 각 화소 값을 추정하는 과정과 분광 값의 부합에 의해 발생하는 구역오류를 제거하는 과정을 통하여 다중분광 영상을 범색 영상 수준의 공간해상도로 재구축한다. 본 연구의 실험 결과에서 보듯이 각 초분광 밴드는 범색 영상의 파장구간에서 모든 다중분광 밴드와 일정 이상의 상관 관계를 가지는 것을 알 수 있다. 본 연구에서는 세 번의 FitPAN-Mod를 사용하는 저해상도의 영상의 고해상도 재구축 과정을 걸쳐 범색 영상의 파장구간에 속하는 초분광 영상의 50개 밴드에 대해 재구축이 이루어졌다. 첫째로 관측된 30m 급 공간해상도의 EO-1 Hyperion 초분광 영상은 4m 급 공간해상도의 IKONOS 다중분광 영상을 이용하여 4m 급 공간해상도의 영상으로 재구축된다. 이 과정에서 다중분광 밴드와 각 초분광 밴드간의 회귀분석 모형을 사용하였다. 다음에 IKONOS 다중분광 영상은 범색 영상과 각 다중분광 밴드간의 다항계수 모형을 사용하는 회귀분석을 통하여 pansharpening 하여 1m 급 해상도의 다중분광 영상이 생성되었다. 마지막으로 1m 급 다중분광과 범색 영상을 사용하여 1m 급 해상도의 초분광 영상을 재구축 한다. 이 과정에서는 다중분광 및 범색 밴드를 초분광 밴드에 적합 시키는 회귀분석 모형을 사용하였다. 실험 결과 Fig. 6에서 보듯이 재구축된 영상은

시각적 평가에서 실험 대상 지역 내 범색 영상이 갖고 있는 자세한 공간적 구조를 잘 표현하고 있으며 Fig. 7에서 보듯이 저해상도에서 세부적 위치에 따라 구분하여 표현할 수 없는 지표면의 좁은 밴드대역의 분광특성을 잘 표현하고 있다.

고해상도화 알고리즘의 분광왜곡 정도를 측정하기 위하여 실제 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 간주하고 실제 영상을 저해상도화 한 후 알고리즘을 평가하는 실험이 일반적으로 사용되어지나 본 연구의 실험에서는 사용한 영상들의 공간 해상도 차이가 커서 현재 사용 가능한 영상 크기로는 적절한 측정을 할 수 없다. 그러나 본 연구에서 사용하는 FitPAN 기술은 고해상도화 영상을 실제 영상크기로 저해상도화 하였을 때 실제 영상과의 분광오류가 0이 되도록 고안되어졌기 때문에 고해상도화 된 초분광 영상은 실제로 관측된 초분광 영상에 대한 분광오류를 최소화 한다. 그리고 Fig. 4의 실험 결과에서 보듯이 FitPAN-Mod기술에 의해 구역오류가 잘 제거된다. 제안된 융합 기술은 상업위성으로부터 얻어질 수 있는 고해상도의 다중분광 영상 밴드대역 내에 해당하는 초분광 밴드의 고해상도화에 적용하였지만 만약 다른 밴드대역의 고해상도 센서기술이 개발 된다면 고해상도화 할 수 있는 밴드대역은 확장될 것이다.

## 사 사

본 연구는 국토해양부 첨단도시기술개발 사업-지능형 국토정보기술혁신 사업과제의 연구비지원(07국토정보C03)에 의해 수행 되었습니다.

## 참고문헌

김선화, 이규성, 마정립, 국민정, 2005. 초분광 원격탐사의 특성, 처리기법 및 활용 현황, 대한원격탐사학회지, 21(4): 341-369.

박노옥, 지광훈, 권병두, 2004. 퍼지 논리 융합과 반복적 Relaxation Labeling을 이용한 다중 센서 원격탐사 화상 분류, 20(4): 275-288.

신정일, 김선화, 윤정숙, 김태근, 이규성, 2006. 도시지

역의 수문학적 토지피복 분류를 위한 초분광영상의 분광혼합분석, 대한원격탐사학회지, 22(6): 565-574.

장안진, 김용일, 2008. 프랙탈 차원 및 Continuum Removal 기법을 이용한 Hyperion 영상의 노이즈 밴드 제거, 대한원격탐사학회지, 24(2): 125-131.

최재완, 김대성, 이병길, 김용일, 유기운, 2006. 2단계 분광혼합기법 기반의 하이퍼스펙트럴 영상융합 알고리즘, 대한원격탐사학회지, 22(4): 295-304.

한동엽, 조영욱, 김용일, 이용웅, 2003. Hyperion 영상의 분류를 위한 밴드 추출, 대한원격탐사학회지, 19(2): 171-179.

한동엽, 김대성, 김용일, 2006. 극단화소를 이용한 Hyperion 데이터의 노이즈 밴드제거, 대한원격탐사학회지, 22(4): 275-284.

Aiazzi, B., L. Alparone, S. Baronti, and A. Garzelli, 2002. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 40: 2300-2312.

Carper, W. J., T. M. Lillesand, and R. W. Kiefer, 1990. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data, *Photogramm. Eng. Rem. Sens.*, 56(4): 459-467.

Chavez, P. S. and A. Y. Kwarteng, 1989. Extracting spectral contrast in Landsat thematic mapper image data using selective component analysis. *Photogramm. Eng. Rem. Sens.*, 55(3): 339-348.

Chavez, P. S., S. C. Sildes, and J. A. Anderson, 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic. *Photogramm. Eng. Rem. Sens.*, 57(3): 295-303.

Civco, D. L., Y. Wang, and J. A. Silander, 1995. Characterizing forest ecosystems in Connecticut by integrating Landsat TM and SPOT panchromatic data. *Proc. 1995 Annual ASPRS/ACSM Convention*. Charlotte, NC., 2: 216-224.



- Jang, G-S., K. A. Sudduth, S. Y. Hong, N. R. Kitchen, and H. L. Palm, 2006. Relating Hyperspectral Image Bands and Vegetation Indices to Corn and Soybean Yield, *Korean J. Rem. Sens.*, 22(3): 183-197.
- Li, H., B. S. Manjunath, and S. K. Mitra, 1995. Multisensor image fusion using the wavelet transform. *Graph. Model. Image Proc.*, 57(3): 235-245.
- Lee, S-H., 2008a. Quadratic Programming Approach to Pansharpening of Multispectral Images Using a Regression Model, *Korean J. rem. Sens.*, 24(3): 257-266.
- Lee, S-H., 2008b. Fitting to Panchromatic Image for Pansharpening Combining Point-Jacobian MAP Estimation, *Korean J. rem. Sens.*, 24(5): 525-533.
- Nguyen van Huan, H. Kim, S-H Kim, and K-S Lee, 2007. Design and Implementation of Hyperspectral Image Analysis Tool: HYVIEW, *Korean J. rem. Sens.*, 23(6): 171-179.
- Nunez, J., X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Pala, and R. Arbiol, 1999. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 37: 1204-1211.
- Park, J. H., C. H. Ahn, K. O. Kim, and Y. K. Yang, 2000. New Data Fusion Method Using Multiresolution Sensor Images, *Korean J. rem. Sens.*, 16(1): 55-60.
- Shettigara, V. K., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogramm. Eng. Rem. Sens.*, 58(5): 561-567.
- Yockey, D. A., 1995. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *J. Opt. Soc. Amer. A*, 12 (9): 1834-1841.
- Yoon, Y. and Y. Kim, 2007. Application of Hyperion hyperspectral remote sensing data for wildfire fuel mapping, *Korean J. Rem. Sens.*, 23(1): 21-32.
- Yoo, H-Y. and K. Lee, 2005. Texture Image Fusion on Wavelet Scheme with Space Borne High Resolution Imagery: An Experimental Study, *Korean J. Rem. Sens.*, 21(3): 243-252.
- Zhou, J., D. L. Civco, and J. A. Silander, 1998. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *Internat. J. Rem. Sens.*, 19(4): 743-757.