

## 2단계 분광혼합기법 기반의 하이퍼스펙트럴 영상융합 알고리즘

최재완\* · 김대성\* · 이병길\*\* · 김용일\*<sup>†</sup> · 유기윤\*

서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부\*, 한경대학교 토목공학과 겸임교수\*\*

### Hyperspectral Image Fusion Algorithm Based on Two-Stage Spectral Unmixing Method

Choi, Jae Wan\*, Kim, Dae Sung\*, Lee, Byoung Kil\*\*, Kim, Yong Il\*<sup>†</sup>, and Yu, Ki Yun\*

School of Civil, Urban & Geosystem Engineering, Seoul National University\*

Civil Engineering, Hankong National University\*\*

**Abstract** : Image fusion is defined as making new image by merging two or more images using special algorithms. In case of remote sensing, it means fusing multispectral low-resolution remotely sensed image with panchromatic high-resolution image. Generally, hyperspectral image fusion is accomplished by utilizing fusion technique of multispectral imagery or spectral unmixing model. But, the former may distort spectral information and the latter needs endmember data or additional data, and has a problem with not preserving spatial information well. This study proposes a new algorithm based on two stage spectral unmixing model for preserving hyperspectral image's spectral information. The proposed fusion technique is implemented and tested using Hyperion and ALI images. it is shown to work well on maintaining more spatial/spectral information than the PCA/GS fusion algorithms.

**Key Words** : Image Fusion, Hyperspectral Image, Two Stage Spectral Unmixing, Spectral Information.

**요약** : 영상융합은 “특정 알고리즘의 사용을 통해 두 개 혹은 그 이상의 서로 다른 영상을 조합하여 새로운 영상을 만들어내는 것”을 뜻하며 원격탐사에서는 주로 낮은 공간해상도의 멀티스펙트럴 영상과 높은 공간해상도의 흑백영상을 융합하여 높은 공간해상도의 멀티스펙트럴 영상을 생성하는 것을 의미한다. 일반적으로 하이퍼스펙트럴 영상융합을 위해서는 기존의 멀티스펙트럴 영상융합 기법을 이용한 방법이나 분광혼합기법을 이용한 방법을 사용한다. 전자의 경우에는 분광정보가 손실될 가능성이 높으며, 후자의 경우는 endmember의 정보나 부가적인 데이터가 필요하고 결과 영상의 경우 공간적 정보가 상대적으로 부정확한 문제점을 보인다. 따라서 본 연구에서는 하이퍼스펙트럴 영상의 분광특성을 보존하기 위한 융합방법으로서 2단계 분광혼합기법을 사용한 영상융합 알고리즘을 제안하였으며 이를 실제 Hyperion, ALI 영상에 적용하여 평가하였다. 이를 통해 제안한 알고리즘에 의해서 융합된 결과가 PCA, GS 융합기법에 비해서 높은 공간, 분광 해상도를 유지할 수 있음을 보여주었다.

## 1. 서론

일반적인 위성영상의 경우, 공간해상도와 분광해상도는 센서의 한계로 인해서 반비례적 특성을 나타낸다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 대표적인 방법이 영상융합(Image Fusion)이다. 원격탐사에서 영상융합은 특정 알고리즘의 사용을 통해 두 개 혹은 그 이상의 서로 다른 영상을 조합하여 새로운 영상을 만들어내는 것을 의미한다(Yun, 2004).

최근, 분광 폭이 좁은 많은 수의 연속적인 밴드를 가지고 있는 하이퍼스펙트럴 영상을 이용한 원격탐사에 대한 관심이 높아짐에 따라 하이퍼스펙트럴 영상의 응용에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 하이퍼스펙트럴 영상융합에 관한 연구는 크게 두 가지의 부류로 진행되고 있는데, 기존의 멀티스펙트럴 영상융합방법을 하이퍼스펙트럴 영상에 적용한 방법과 분광혼합모델(Spectral Unmixing Model)을 이용한 방법으로 구분할 수 있다.

먼저, 기존의 멀티스펙트럴 영상융합방법을 하이퍼스펙트럴 영상에 적용한 연구는 Harvey(2002)가 Landsat 영상과 SPOT 영상의 융합에 적용되었던 회귀분석을 이용한 영상융합방법을 하이퍼스펙트럴 영상에 적용했으며, Ali(2005)는 Hyperion 영상과 SPOT, Quickbird 영상을 사용하여 주성분 변환의 일종인 PCA융합방법과 GS (Gram-Schmidt)융합방법을 적용하였다. Ali는 위의 연구에서 하이퍼스펙트럴 영상이 가지고 있는 밴드 간 높은 상관관계 때문에 분광변환의 일종인 PCA융합방법과 GS융합방법이 하이퍼스펙트럴 영상의 융합에 적합한 방법이라고 분석하였다.

분광혼합모델을 이용한 영상융합 알고리즘에 관한 연구로는 Gary(2000)가 비선형 최적화기법을 사용한 융합영상과 회귀분석을 이용하여 융합한 영상의 비교평가를 통해서 혼합기법(unmixing)과 비선형 최적화방법을 이용한 융합결과의 우수성을 증명하였으며, Soo(2003)는 IKONOS 영상을 unmixing하고 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보를 이용하여 unmixing 결과를 강화시키는 방법을 제안하였다. 최근에는 unmixing 기법의 일종인 Stochastic Mixing Model과 MAP(Maximum A Posteriori) 평가기법을 응용한 융합기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다(Russell, 2004;

Michael, 2005).

하지만, 기존의 멀티스펙트럴 영상융합방법을 하이퍼스펙트럴 영상에 그대로 적용할 경우 하이퍼스펙트럴의 특징을 훼손할 수 있으며, 융합한 영상을 이용한 분류나 매핑 등의 활용에도 문제점이 발생할 수 있다. unmixing을 이용한 영상융합의 경우에는 분광정보의 보존이라는 측면에서는 뛰어난 성능을 보이지만 unmixing을 수행하기 위해서 미리 endmember<sup>1)</sup>에 관련된 정보를 알고 있어야 한다는 문제점을 가지고 있다. 또한, 융합방법을 적용할 때 고해상도 영상의 부가적인 조건들(영상의 분류결과, 멀티스펙트럴 고해상도 영상)이 필요한 알고리즘도 존재하며, 시각적인 정확도 평가 및 abundance<sup>2)</sup> 영상에서 고해상도 하이퍼스펙트럴 영상으로의 복구에 대한 결과물 평가가 이루어지지 않았다.

따라서, 본 연구에서는 endmember의 정보와 부가적인 자료가 필요하지 않으며 기존의 하이퍼스펙트럴 영상융합기법이 가지는 분광정보 및 공간정보의 손실문제를 극복하기 위해서 2단계 분광혼합기법 기반의 영상융합방법을 제안하였다. 또한 이를 기존의 대표적인 영상융합방법인 PCA융합, GS융합기법과 비교하여 알고리즘의 유효성을 평가하였다.

## 2. 2단계 분광혼합기법 기반 영상융합 알고리즘

제안한 알고리즘은 크게 2단계로 구성된다. 첫 번째는 무감독 endmember 추출을 통한 제약선형분광혼합모델(constrained linear spectral unmixing model)의 적용부분으로 하이퍼스펙트럴 영상의 각 지표의 구성요소 간 점유비율을 나타내는 abundance 영상을 효과적으로 구성하기 위한 알고리즘을 제시하였다. 두 번째 단계는 abundance 영상의 공간해상도를 증가시키기 위한 방법으로 추출된 제약조건을 가지고 조건방정식을 구성한 후, 과소결정 최소제곱법(Underdetermined Least Square Method)을 적용하여 abundance 영상의 공간해상도를 증가시켰다. 생성된 고해상도의 abundance

1) 순수한 물질들의 분광정보

2) Endmember의 최소내 점유 비율

영상에 선형분광혼합모델의 역변환을 적용하여 고해상도의 하이퍼스펙트럴 영상을 생성하였다.

1) 무감독 endmember 추출을 통한 제약선형분광 혼합 모델

(1) 선형분광혼합모델

선형혼합분광모델은 선형적인 관측식을 통해서 화소 내의 순수한 물질들의 비율을 분석하는 기법을 말한다 (Heinz, 2001). 영상 화소 하나의 밝기값이 abundance 들의 합으로 표시된다고 가정하면, 일반적인 선형혼합 분광모델의 관측식은 식 1과 같으며, 식 2를 통해 결과를 도출할 수 있다.

$$x = Ma + w \tag{1}$$

$$a = (M^T M)^{-1} M^T x \tag{2}$$

여기서,

$x$ : 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보 벡터

$M$ : Endmember의 분광정보 행렬

$a$ : 하이퍼스펙트럴 영상의  $x$ 화소의 abundance 벡터

$w$ : 발생오차 벡터

식 2에서 계산되는 abundance는 각 구성요소의 비율을 의미하므로 화소 내에 존재하는 abundance의 합은 1이 되어야 하고(식 3), abundance는 모두 0이상의 값을 가져야 한다(식 4). 따라서 혼합분광분석 모델은 다음과 같은 두 가지 제약조건을 만족시켜야 한다.

$$\sum_{k=1}^M a_k = 1 \tag{3}$$

$$0 \leq a_k \leq 1 \tag{4}$$

하지만, 기존의 선형혼합분광모델의 경우 특정 화소 내에 초기에 설정한 endmember가 존재하지 않아도 모든 endmember가 존재한다고 가정하여 연산을 수행하므로 화소내의 abundance가 음의 값을 갖거나 1을 넘어 과도하게 커질 수 있어 총 합이 1이 되지 않는 문제가 발생한다. 따라서 선형혼합분광분석 모델을 사용하여 abundance 값을 구하기 위해서는 모델이 가지는 제약 조건을 만족시킬 수 있는 알고리즘이 필요하다.

(2) 제약선형분광혼합모델

abundance합이 1이 되어야 한다는 조건은 선형혼합 분광분석 모델을 구성할 때, 행렬의 열벡터 첨가를 통해

Table 1. NNLS Algorithm.

a. 초기화
i. Passive set = $\emptyset$ , Active set = $\{1, .. M\}$ ( $M$ 은 미지수의 개수)
ii. 미지수의 초기치 $x$ 산정
iii. $w = A^T (B - Ax)$
b. 기본 수행
i. $m = \arg \max(w_n)$
ii. $i$ 가 위치하는 미지수를 Active Set에 포함
iii. $s = [(A^P)^T A^P]^{-1} (A^P)^T B$
iv. if $\min(s) < 0$
• $\alpha = -\min(x/(x - s))$
• $x = x + \alpha(s - x)$
• 새로운 $x$ 에 의거하여 Active, Passive Set 재구성
• $s = [(A^P)^T A^P]^{-1} (A^P)^T B$
v. $x = s$
vi. $w = A^T (B - Ax)$
vii. $i \sim vi$ 을 반복수행(Passive set = $\emptyset$ or $\max(w) < \text{임계치}$ 이면 종료)

서 적용할 수 있다(식 5 참조).

$$s_M = \begin{bmatrix} s_M \\ 1 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

abundance 값이 양이 되어야 한다는 조건을 만족시키기 위해서는 Non-Negative Least Square (NNLS) 알고리즘(Rasmus, 1997)을 이용하여 모든 해가 음의 값을 갖지 않도록 최적화하였다. NNLS 알고리즘은 Active Set 알고리즘에 기반을 두고 있으며, 행렬  $Ax = B$  에서  $x$ 를 계산할 때 세부적인 알고리즘에는 표 1과 같다.

(3) 무감독 endmember 추출을 통한 제약선형분광 혼합 모델의 적용

영상융합에 선형분광혼합모델을 적용하기 위해서는 선형분광혼합모델에서 각 지표의 endmember들의 분광 정보 및 개수의 정보를 알아야 한다. endmember의 개수와 종류에 의해서 abundance 영상과 RMSE (Root Mean Square Error)영상의 결과가 달라지기 때문에 영상융합에 선형분광혼합모델을 적용하기 위해서는 최적의 endmember 집합을 찾는 것이 가장 중요하다(Antonio, 2004). 따라서 본 연구에서는 무감독 endmember 추출을 통한 제약선형분광혼합모델을 제시하였다. 이를 통해서 영상융합에 필요한 영상 내의 endmember를 자동으로 추출하였으며, endmember의 개수는 RMSE영상을 이용하여 최적화 시키도록 하였다. 전체적인 알고리즘은 다음과 같다(Chen-I, 2000).

알고리즘의 수행을 위해 먼저 초기 endmember를 설정해야 한다. 제약선형분광혼합모델의 적용을 위해서

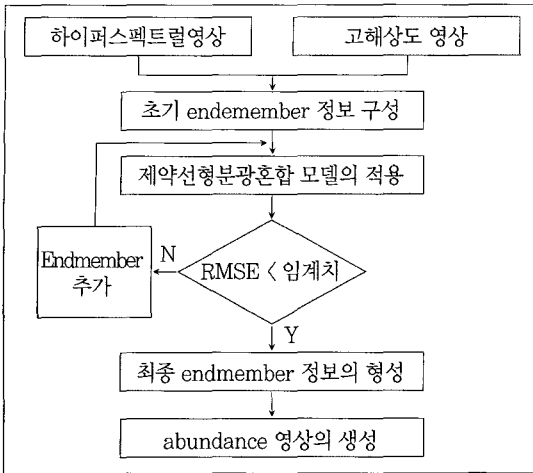


Fig 1. Flow chart of constrained linear spectral unmixing model based on unsupervised endmember selection.

는 최소 2개 이상의 endmember가 있어야 한다. 첫번째 endmember는 하이퍼스펙트럴 영상 내에서 가장 큰 벡터 크기를 가지고 있는 화소로 가정하며, 두번째 endmember는 영상 내에서 가장 작은 벡터 크기를 가지는 화소로서 구하는 식은 아래와 같다.

$$m_1 = \arg\{max_i\{b_i\}\} \quad (6)$$

$$m_2 = \arg\{min_i\{b_i\}\} \quad (7)$$

여기서

$b_i$ :  $i$ 번째 화소의 고해상도 영상 밝기값

$m_1, m_2$ : 하이퍼스펙트럴 영상의 1, 2번째 endmember 분광정보 벡터

식 6, 7에 의해 얻어진 endmember를 이용하여 NNLS를 수행하면 음의 값을 가지지 않는 abundance 값을 도출해 낼 수 있다. 위의 과정을 전체 화소에 대하여 적용한 후, 원영상 화소의 분광 정보와 abundance 값의 역변환된 값과 비교하여 최대 오차값을 가지는 화소를 다음 endmember로 재설정하며(식 8 참고), 최대 오차값이 임계값 미만이면 수행을 종료한다.

$$LSE^{(k)}(r) = (a_i - \sum_{i=0}^k M_k x_k)^T (a_i - \sum_{i=0}^k M_k x_k) \quad (8)$$

$$\text{if } \max LSE^{(k)}(r) > \text{임계치}$$

$$m_{k+1} = \arg\{\max_r LSE^{(k)}(r)\}$$

여기서,

$r$ : 화소의 스펙트럴 벡터

$M_k$ :  $k$ 번째 endmember의 벡터

$x_k$ :  $k$ 번째 abundance 값

## 2) 과소결정 최소제곱법을 통한 abundance 영상의 공간해상도 증가

### (1) 과소결정 최소제곱법(Underdetermined Least Square Method)

일반적으로 관측식의 수가 미지수의 개수보다 작을 경우에는 최소제곱법을 사용할 수 없으며, 선형 혹은 비선형 최적화알고리즘을 통해서 최적의 해를 찾아내야한다. 그러나 미지수의 최적해가 최소의 제곱 norm을 가지는 것으로 가정한다면, 라그랑제 인자를 이용하여 정규화하는 과소결정 최소제곱법을 이용하여 최적의 미지수 값을 효과적으로 추정할 수 있다(Roger, 1999). 행렬식  $Ax = B$ ( $A$ 행렬은 full rank 행렬이며, 비가역행렬)에서 최소의 제곱 norm을 가지는  $x$ 를 구하기 위해서는 먼저 라그랑제 인자를 이용하여 새로운 함수를 정의한다.

$$L(x; \lambda) = f(x) + \lambda g(x) \quad (9)$$

여기서,  $f(x) = x^T x$ ,  $g(x) = Ax - B$ 이다.

함수  $g$ 의 경우 0을 만족하기 때문에,  $L(x; \lambda)$ 의 값은  $f(x)$ 와 동일하며 이를 주어진 변수에 대해 각각 미분한 후  $f(x)$ 를 최소로 하는 해를 유도하면 식 10과 같다.

$$x = A^T [AA^T]^{-1} B \quad (10)$$

### (2) 공간해상도 증가 알고리즘

abundance 영상의 공간해상도를 증가시키기 위해 과소결정 최소제곱법을 적용하기 위해서는 관측식을 설정하여야 한다. 관측식은 하이퍼스펙트럴 영상의 한 화소와 이에 대응되는 고해상도 영상의 화소들 간의 제약 조건들을 이용하여 구성할 수 있다. 본 연구에서는 3가지의 제약조건을 이용하여 abundance 영상의 관측방정식을 설정하였다. 3가지의 제약조건은 화소기반 제약조건, endmember기반 제약조건, 고해상도 영상기반 제약조건으로 구분된다.

먼저, 화소기반 제약조건으로, 해상도가 향상된 화소 내의 abundance 값의 합은 대응하는 하이퍼스펙트럴 영상의 한 화소 내 abundance 값의 합과 동일해야 한다. 이에 대한 조건은 식 11과 같다.

$$\sum_{i=1}^n a_{ik} = \sum_{i=1}^n a_{is} \quad (11)$$

여기서,

$n$ : endmember의 개수

$a_{ik}$ : 융합될 영상의  $k$ 번째 화소의  $i$ 번째 abundance 값( $k = 1, \dots, P$ )

$a_{is}$ : 융합될 영상의  $k$ 번째 화소에 대응되는 하이퍼스펙트럴 영상의  $s$ 번째 영상의  $i$ 번째 abundance 값

$P$ : (저해상도 영상의 공간해상도/고해상도 영상의 공간해상도)<sup>2</sup>

두 번째로, endmember기반 제약조건은 융합결과로 생성된 화소들의 특정 abundance의 평균값은 대응하는 하이퍼스펙트럴 영상의 화소내의 특정 abundance 값과 동일해야 한다는 것이며, 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^p a_{ki} = p \times a_{ks} \quad (12)$$

여기서,

$p$ : (저해상도 영상의 공간해상도/고해상도 영상의 공간해상도)<sup>2</sup>

$a_{ki}$ : 융합될 영상의  $i$ 번째 화소의  $k$ 번째 abundance 값

$a_{ks}$ : 하이퍼스펙트럴 영상의  $s$ 번째 화소의  $k$ 번째 abundance 값

마지막으로, 고해상도 영상기반 제약조건은 융합된 영상의 abundance 값을 고해상도 영상에 적용하였을 경우, 원래의 고해상도 영상의 밝기값으로 복원되어야 한다는 것을 뜻한다.

하이퍼스펙트럴 영상의 각각의 endmember의 분광정보를 고해상도 영상 화소의 밝기값으로 변환하였다고 가정하자. 이 때 변환정보는 endmember들의 영상 내 위치정보를 알고 있기 때문에, 해당하는 고해상도 영상의 밝기값을 직접 추출하여 식 13과 같은 제약조건 식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{i=1}^n Pan_i a_i = DN_m \quad (13)$$

여기서,

$n$ : Endmember의 개수

$Pan_i$ : 고해상도 영상의  $i$ 번째 endmember의 단일 밝기 값

$a_i$ : 해당하는 화소의  $i$ 번째 abundance 값

$DN_m$ : 고해상도 영상의  $m$ 번째 화소 밝기값( $m=1, \dots, p$ )

$p$ : (저해상도 영상의 공간해상도/고해상도 영상의 공간해상도)<sup>2</sup>

위의 세 가지 조건은 하이퍼스펙트럴 영상의 한 화소와 증가된 해상도만큼의 융합된 하이퍼스펙트럴 영상의 화소간의 관계로 표현할 수 있다.

앞선 3가지의 제약조건을 이용하여 얻은 관측식을 가지고 행렬식을 구성하여 식 10을 풀면 고해상도 화소의 abundance 값을 얻을 수 있다.

### (3) 고해상도 하이퍼스펙트럴 영상의 생성

과소결정 최소제곱법을 통해서 얻어진 고해상도의 abundance 영상은 선형분광혼합모델의 역변환을 통해서 고해상도의 하이퍼스펙트럴 영상의 화소로 변환시킬 수 있다. 이의 변환식은 다음과 같다.

$$x = Ma \quad (14)$$

여기서,

$x$ : 고해상도 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보 벡터

$M$ : Endmember의 분광정보 행렬

$a$ : 하이퍼스펙트럴 영상의 abundance 벡터

## 3. 알고리즘의 적용 및 결과

### 1) 사용 데이터

실험에 사용한 데이터는 EO-1 위성에 탑재된 Hyperion 센서(30m 공간해상도) 및 ALI 센서(10m 공간해상도)로 촬영된 영상이다. 2002년 4월 3일에 취득된 것으로 서울지역의 경우, 150×480(ALI Pan영상: 450×1440), 안양지역의 경우는 180×480 크기의 영상을 추출하여 실험을 수행하였다.

### 2) 데이터의 전처리

전처리 과정은 크게 밴드 추출 부분과 기하보정의 두 가지 부분으로 구분하였다. 먼저, Hyperion 영상의 경우, 노이즈로 판단되는 영상들이 많이 포함되어 있는데, 이는 영상융합결과의 평가에 영향을 끼칠 수 있기 때문에 이러한 밴드를 추출하여 제거하였다. 총 242개의 밴드 중 영상의 밝기값 평균이 0인 밴드는 분광정보를 전혀 가지고 있지 않은 것으로 간주하여 제거하였고, 또한

시각적으로 영상의 대부분에 걸쳐 노이즈가 존재하는 영상을 제외한 총 93개의 밴드를 선택하였다. 추출된 영상은 ALI 영상과의 기하보정을 실시하였으며, 최종적으로 두 영상의 공통부분을 추출하여 실험에 사용하였다.

### 3) 실험방법 및 결과

본 연구에서는 융합된 영상의 정량적인 평가와 시각적인 평가를 모두 고려하기 위해 두가지의 실험을 수행하였다. 또한, 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해서 하이퍼스펙트럴 영상융합에 효과적인 알고리즘으로 알려져 있는 Envi 4.1 프로그램 내의 PCA융합기법과 GS 융합기법과의 상대적인 비교 평가를 실시하였다.

#### (1) 실험 1

실험 1은 제안한 알고리즘의 검증에 위한 정량적 평가이다. 영상융합 알고리즘의 정량적 평가의 경우에는 기준이 될 자료가 존재하지 않기 때문에, 강제적으로 해상도를 낮춘 영상을 실험에 사용하였으며, 이는 그림 3과 같다. 융합된 영상은 원 30m Hyperion 영상과 비교 평가를 수행하였다. 비교평가의 기준은 상관관계와 Quality Index 값을 사용하였으며, 제안한 알고리즘의 유효성 평가를 위해서 PCA와 GS융합방법의 적용결과와 비교해보았다. 그림 3은 정량적 평가의 실험방법을

나타낸 것이다.

상관관계(Correlation)는 두 자료간의 유사성을 판단하는 척도로써 -1과 1사이의 값을 나타낸다. 1의 값을 가지면 두 자료는 양의 상관관계를 가지고 -1일 경우 음의 상관관계를 가지게 된다. 서울지역과 안양지역 실험 영상에 대해 제안한 알고리즘과 PCA, GS융합기법의 상관도 결과는 다음과 같다.

표 2, 3과 같이, 제안한 알고리즘을 이용한 영상융합 방법의 결과물이 기준자료와 가장 높은 상관도를 나타내는 것을 볼 수 있었다. ALI영상을 사용한 서울지역의

Table 2. Correlation between reference image and fusion image (Seoul).

	평균값	최대값	최소값
제안한 알고리즘	0.87412	0.89133	0.80726
GS 융합기법	0.82071	0.8914	0.7531
PCA 융합기법	0.85477	0.89155	0.79065

Table 3. Correlation between reference image and fusion image (An-Yang).

	평균값	최대값	최소값
제안한 알고리즘	0.9642	0.9874	0.8697
GS 융합기법	0.9628	0.9848	0.8908
PCA 융합기법	0.9491	0.9753	0.8794

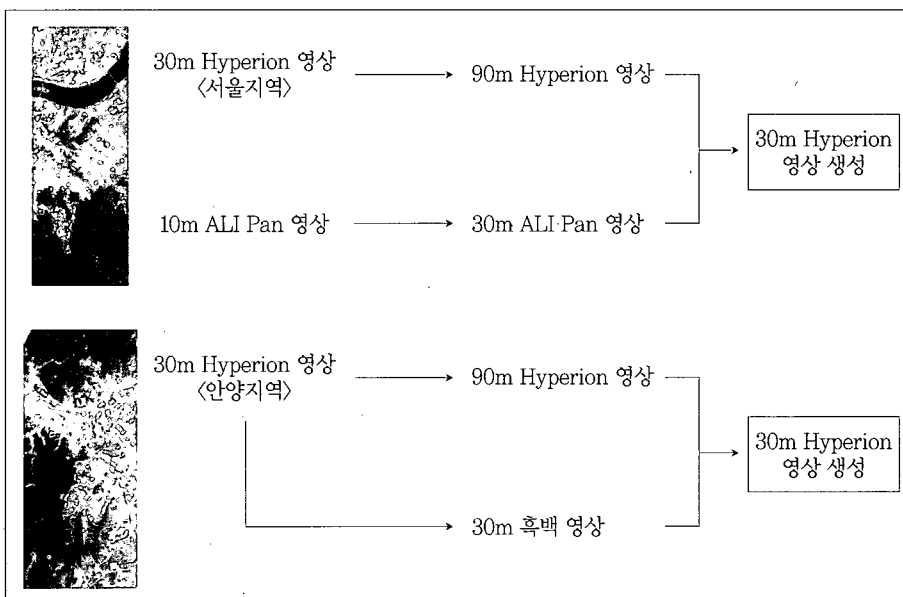


Fig 3. Study areas and Analysis methods for quantitative estimation.

경우 2~5%의 상관도 증가, 가상의 흑백영상을 사용한 안양지역의 경우 약 2%의 상관도 증가를 보였다.

융합영상의 결과물을 평가하기 위해서는 결과영상과 기준영상과의 상관관계분석과 더불어 화소의 밝기값의 왜곡에 대해서도 평가를 해야 한다. 이러한 분광정보에 대한 평가방법은 다양하지만, 최근 Quality Index가 융합영상을 평가하는 데에 효율적인 방법으로 알려져 있다(Zhizun, 2005). Quality Index는 Zhou(2002)가 제안한 영상평가 기법으로서, 상관도와 더불어 휘도, 명암의 왜곡정도에 대해서도 수치적으로 비교할 수 있는 방법이다. Quality Index는 식 (15)로 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 QI &= \frac{4\sigma_{x_i y_i} \bar{x}_i \bar{y}_i}{(\sigma_{x_i}^2 + \sigma_{y_i}^2)[(\bar{x}_i)^2 + (\bar{y}_i)^2]} \\
 &= \frac{\sigma_{x_i y_i}}{\sigma_{x_i} + \sigma_{y_i}} \times \frac{2\bar{x}_i \bar{y}_i}{[(\bar{x}_i)^2 + (\bar{y}_i)^2]} \times \frac{2\sigma_{x_i} \sigma_{y_i}}{\sigma_{x_i}^2 + \sigma_{y_i}^2} \quad (15) \\
 &\quad \textcircled{1} \qquad \qquad \textcircled{2} \qquad \qquad \textcircled{3}
 \end{aligned}$$

여기서,

$\sigma_{x_i}$ : i번째 하이퍼스펙트럴 영상 밴드 화소값들의 표준편차

$\sigma_{y_i}$ : i번째 융합영상 밴드 화소값들의 표준편차

$\sigma_{x_i y_i}$ : i번째 하이퍼스펙트럴 영상, 융합 영상 밴드 화소값들의 공분산

$\bar{x}_i$ : i번째 하이퍼스펙트럴 영상 밴드 화소값들의 평균

$\bar{y}_i$ : i번째 융합영상 밴드 화소값들의 평균

①: 상관계수의 손실(Loss of Correlation)

②: 휘도 왜곡 정도(Luminance Distortion)

③: 명암 왜곡 정도(Contrast Distortion)

Quality Index도 상관관계 분석과 마찬가지로 서울 지역과 안양지역 실험영상에 적용해 보았다. 결과는 표 4, 5와 같다.

Quality Index의 결과도, 상관계수 분석과 마찬가지로 제안한 알고리즘이 가장 큰 값을 나타냈다. 하지만, 3가지 융합기법 모두 상관도에 비해서 작은 값을 가지게 되었는데 이는 융합 시 영상 밝기값들의 변화로 인해서 생기는 변화로 판단되며, 특히 상관관계와 Quality Index의 차이가 3가지 기법 모두 유사하기 때문에 휘도와 명암의 왜곡정도는 3가지 결과가 모두 정량적으로 유사함을 확인할 수 있었다.

이러한 상관관계 분석과 Quality Index 분석을 통하

Table 4. Quality Index between reference image and fusion image (Seoul).

	평균값	최대값	최소값
제안한 알고리즘	0.7763	0.8268	0.5486
GS 융합기법	0.7421	0.7953	0.5953
PCA 융합기법	0.7592	0.8018	0.5901

Table 5. Quality Index between reference image and fusion image (An-Yang).

	평균값	최대값	최소값
제안한 알고리즘	0.9074	0.9541	0.7020
GS 융합기법	0.8860	0.9428	0.7225
PCA 융합기법	0.8805	0.9448	0.7220

여 본 연구에 사용한 알고리즘은 기존의 기법에 비해서 분광정보의 보존이라는 측면에서 더욱 우수하다는 점을 증명할 수 있었다.

## (2) 실험 2

영상융합 기법은 분류, 개체 분석 등의 다양한 활용에 사용할 수 있지만, 가장 기본적인 특징이 저해상도의 멀티스펙트럴 영상이 높은 공간해상도의 영상으로 변환된다는 점이라는 것을 고려해보다면 융합된 영상의 시각적인 평가는 정량적인 평가와 더불어 매우 중요한 평가 방법이다. 하지만, 시각적인 평가는 객관적인 지표가 불분명하기 때문에 객관적인 비교가 불가능하지만 노이즈나 분광정보의 특징, 특정 개체 등에 대한 상대적인 비교는 가능하다. 따라서 실험 2에서는 영상의 특징적인 부분에 대해서 각 영상융합 기법 간에 비교평가를 수행해보기로 하였다. 평가대상 영상으로는 서울 남부지역의 한강 주변지역 영상과 관악산지역의 영상을 사용하였으며 그림 4는 시각적평가의 실험방법을 나타낸 것이다.

실험영상을 이용해 실제 10m 공간해상도의 하이퍼스펙트럴 영상을 생성하였으며 그림 5는 한강 및 관악산지역 영상의 융합결과 중 1번, 20번 밴드와 40, 20, 10번째 밴드를 조합하여 얻은 RGB영상을 나타낸 것이다.

전체적으로 공간해상도에 있어서는 제안한 알고리즘과 기존의 융합기법의 결과가 유사함을 확인할 수 있었다. 하지만 산림지역과 물(Fig 6, 7)을 포함하고 있는 지역에 대해서는 제안한 알고리즘이 공간적, 분광적으로 향상된 시각적인 결과를 보였으며 분광정보가 훼손된 PCA, GS융합기법에 비해서 산림과 수계지역 모두 원

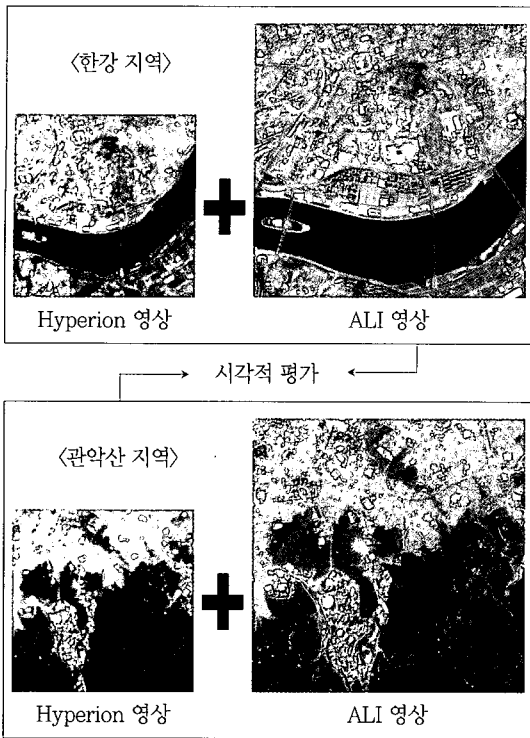


Fig 4. Analysis method for visual estimation.

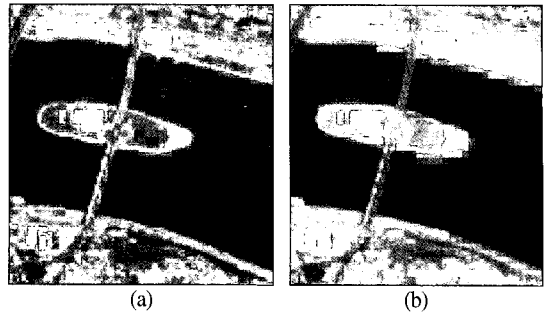


Fig 6. Visual comparison 1.  
(a) Result of PCA fusion method  
(b) Result of proposed algorithm

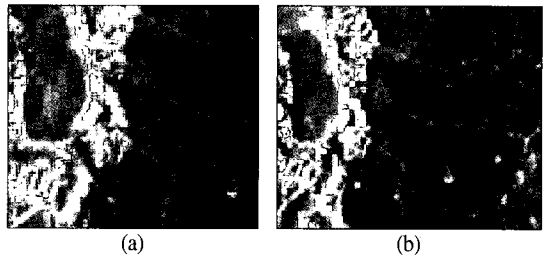


Fig 7. Visual comparison 2.  
(a) Result of PCA fusion method  
(b) Result of proposed algorithm

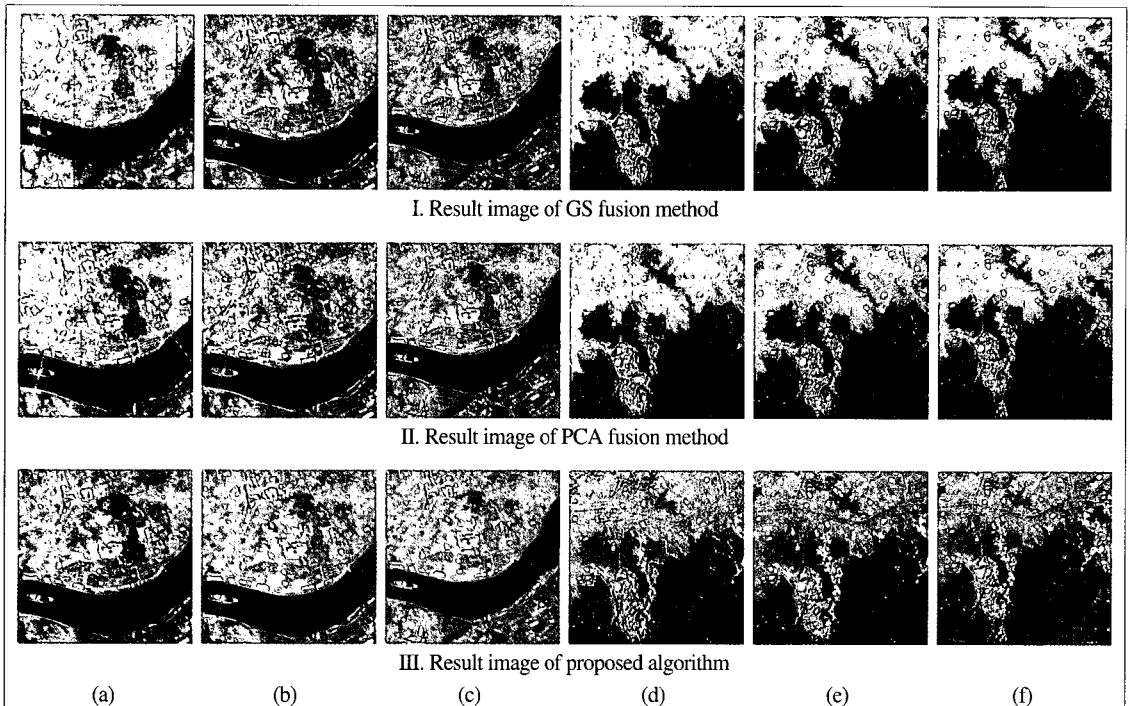


Fig 5. Comparison of image fusion results in study areas (Han river, Kwan-Ak mountain).  
(a), (d): fusion results of band 1 (b), (e): fusion results of band 20 (c), (f): fusion results based on RGB color (R, G, B: 40, 20, 10th band))



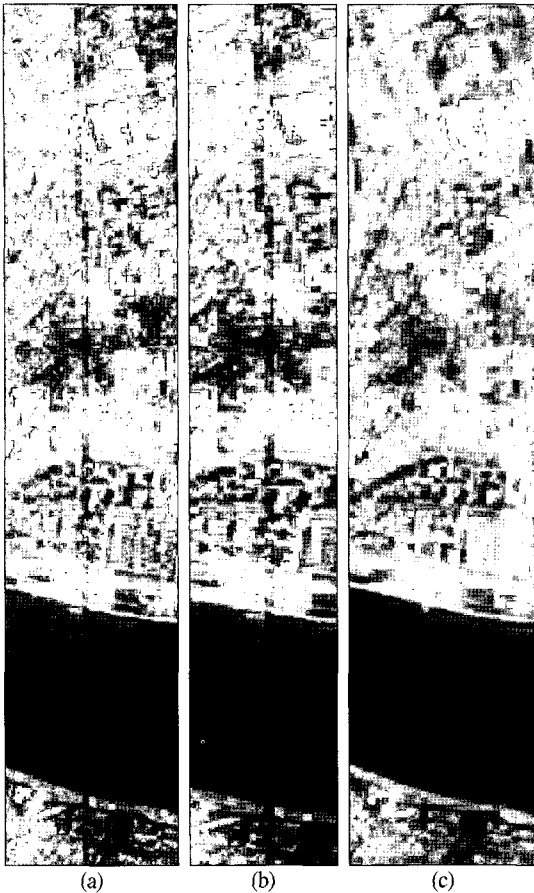


Fig 8. Visual comparison 3.

- (a) Result of PCA fusion method
- (b) Result of GS fusion method
- (c) Result of proposed algorithm

영상과 동일한 화소값 및 패턴을 보였다. 특히 노이즈를 포함하고 있는 원영상 밴드의 경우, 제안한 알고리즘은 개선된 결과를 나타내었다.

융합을 통한 노이즈 제거라는 측면에서도 제안한 알고리즘은 보다 향상된 결과를 나타내었다. PCA, GS융합기법은 그림 7과 같이 세로 방향의 줄무늬 노이즈가 융합 후에도 그대로 남아 있었다. 그러나 제안한 알고리즘의 경우에는 노이즈가 포함되어 있는 하이퍼스펙트럴 영상의 노이즈가 일부 제거되었다. 이는 제안한 알고리즘이 PCA융합, GS융합기법등과 같이 분광변환에 의해서 영상을 생성하는 것이 아니라, 화소의 분광특징을 이용하여 해상도를 향상시키기 때문에 밴드의 노이즈 값들은 전체 분광특징에 영향을 받아 제거된 것으로 판단된다.

따라서, 분광정보적 차원에서 살펴볼 때 기존의 융합

기법은 고해상도 영상이 공간해상도 및 분광특징에 가장 큰 영향을 미치지만 제안한 알고리즘의 경우 공간해상도는 고해상도 영상에 의해서 좌우되고 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보를 세분화시키는 알고리즘이기 때문에 분광정보의 손실은 최소화함을 확인할 수 있었다.

## 4. 결론

본 연구에서는 하이퍼스펙트럴 영상의 가장 큰 특징인 연속된 분광정보를 효과적으로 보존하기 위해서 2단계의 분광혼합모델을 이용한 융합기법을 제시하였다. 본 연구를 통해서 기존의 분광혼합모델을 이용한 융합기법들이 가지고 있던 문제점을 해결하였다. 일련의 알고리즘을 자동화하여 사용자의 개입이 최소화되도록 하였으며, 분류결과 등의 부가데이터나 endmember의 정보를 필요로 하지 않도록 하였다. 또한, 제안한 알고리즘의 정량적, 시각적 평가를 통해서 정량적인 평가의 경우, 제안한 알고리즘이 PCA융합기법이나 GS융합기법에 비해서 높은 상관도와 Quality Index 수치를 보인다는 것을 확인하였다. 또한, 시각적으로도 제안한 영상융합방법의 결과물에서는 줄무늬와 같이 지역적으로 존재하는 노이즈가 제거되는 효과를 확인할 수 있었으며, 산림이나 수계와 같이 단일한 개체로 이루어진 지역의 분광정보와 공간해상도 보존에 있어 PCA, GS 융합기법보다 향상된 결과를 보였다.

따라서 제안한 알고리즘은 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보를 최대한 보존하면서 공간해상도를 향상시킨다는 데에 의의가 있으며 기존의 연구된 하이퍼스펙트럴 영상융합기법들의 단점을 보완한 것에 장점을 가지고 있다고 말할 수 있다.

향후 연구과제로는 endmember 추출 알고리즘을 더욱 최적화하고, 기하보정과 제안한 알고리즘 결과와의 관계를 정량적으로 평가해 볼 것이다. 또한, Hyperion 영상의 밴드 선택에 따른 영상융합결과의 비교평가도 시행할 것이며, 위의 내용을 바탕으로 하여 융합기법을 분류 등의 응용에 적용하고 영상융합전 분류결과와 비교하여 융합된 영상을 다양한 분야에 확장하여 적용시켜 볼 예정이다.

## 참고문헌

- Ali Darvishi, 2005. Hyper-spectral/High-Resolution Data fusion: Assessing the Quality of EO1-Hyperion/Spot-Pan & Quickbird-MS fused images in Spectral Domain, *ISPRS Hannover Workshop*.
- Antonio Plaza, Pablo Martinez, Rosa Perez, and Javier Plaza, 2004. A Quantitative and Comparative Analysis of Endmember Extraction Algorithms From Hyperspectral Data, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3): 650-663.
- Chein-I Chang and Daniel C. Heinz, 2000. Constrained Subpixel Target Detection for Remotely Sensed Imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3): 1144-1159.
- Daniel C. Heinz and Chein-I, 2001. Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Material Quantification in Hyperspectral Imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(3): 529-545.
- Gary D. Robinson, Harry N. Gross, and John R. Schott, 2000. Evaluation of Two Applications of Spectral Mixing Models to Image Fusion, *Remote Sensing of Environment*, 71: 272-281.
- Harvey E. Rhody, 2002. Enhancing Spatial Resolution for Exploitation in Hyperspectral Imagery, *IEEE Proceedings of 31st Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR 02)*.
- Michael T. Eismann and Russell C. Hardie, 2005. Hyperspectral Resolution Enhancement Using High-Resolution Multispectral Imagery With Arbitrary Response Functions, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3): 455-465.
- Rasmus Bro and Sijmen De Jong, 1997. A fast non-negativity-constrained least squares algorithm, *Journal of Chemometrics*, 11: 393-401.
- Russell C. Hardie and Michael T. Eismann, 2004. MAP Estimation for Hyperspectral Image Resolution Enhancement Using an Auxiliary Sensor, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 13(9): 1174-1184.
- Roger L. Schultz and Martin T. Hagan, 1999. On-line Least-Squares Training For The Underdetermined Case, *International Joint Conference on Neural Networks*, July, Washington, Paper No. 515.
- Soo Chin Liew, Chew Wai Chang, and Leong Keong Kwoh, 2003. Image Fusion of Hyperion and IKONOS imagery, *Image Processing and Pattern Recognition in Remote Sensing, Proceedings of SPIE*, 4898: 31-35.
- Yun Zhang, 2004. Understanding Image Fusion, *PE & RS*, June: 657-661.
- Zhizun Wang, Djemel Ziou, Costas Armenakis, Deren Li, and Qingquan Li, 2005. A Comparative Analysis of Image Fusion Methods, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(6): 1391-1402.
- Zhou Wang and Alan C. Bovik, 2002. A Universal Image Quality Index, *IEEE Signal Processing Letters*, XX(Y), March: 1-4.