

지역적 스펙트럼 상호유사성에 기반한 공간 적응적 영상 융합

김 성 환, 박 종 현, 강 문 기

연세대학교 전기전자공학과

전화 : 02-2123-7711 / 핸드폰 : 017-671-1039

Spatially Adaptive Image Fusion Based on Local Spectral Correlation

Sung-Hwan Kim, Jong-Hyun Park, Moon-Gi Kang

Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

E-mail : mrkim386@hanmail.net

Abstract

The spatial resolution of multispectral images can be improved by merging them with higher resolution image data. A fundamental problem frequently occurred in existing fusion processes, is the distortion of spectral information. This paper presents a spatially adaptive image fusion algorithm which produces visually natural images and retains the quality of local spectral information as well. High frequency information of the high resolution image to be inserted to the resampled multispectral images is controlled by adaptive gains to incorporate the difference of local spectral characteristics between the high and the low resolution images into the fusion. Each gain is estimated to minimize the l_2 -norm of the error between the original and the estimated pixel values defined in a spatially adaptive window of which the weight are proportional to the spectral correlation measurements of the corresponding regions. This method is applied to a set of co-registered Landsat7 ETM+ panchromatic and multispectral image data.

I. 서론

모든 원격탐사 영상은 제한된 공간 및 스펙트럼 해상도를 가진다. 모든 과정에 높게 반응하거나 공간적으로 세밀한 데이터를 만들어내는 이상적인 센서는 존재하지 않기 때문이다. 그러나 한 센서로 얻어진 영상을 다른

센서로부터 얻어진 영상들을 위하여 보충적으로 사용할 수 있다. 특별히 SPOT (le Systeme Pour l'Observation de la Terre)과 Landsat Thematic Mapper (TM)을 포함한 최근 위성 영상 시스템은 동시에 두 개의 보완적인 영상 데이터를 제공한다. 그들 중 하나는 높은 공간 해상도를 가졌고, 다른 하나는 상대적으로 낮은 공간 해상도를 가졌으나 여러 스펙트럼 밴드의 영상으로 구성되어졌다. 영상융합은 두 가지 영상의 장점들을 결합하여 보다 유용한 정보를 생산하는 것으로 한 데이터에서는 보이지 않았던 어떤 형체들을 향상시킴으로서, 사용자는 융합시킨 데이터에 의한 시각화뿐 아니라 영농, 토지 활용, 도시연구 등에 적용할 수 있다.[1] 그러나 영상 융합 기술의 주요 문제는 영상의 스펙트럼 정보가 왜곡되는 것이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 지역적인 스펙트럼 특성의 유사성에 따라 적응적으로 융합의 정도를 조절하는 공간 적응적 영상 융합 기술을 제안하고자 한다.

II. 알고리즘

2.1 공간 적응적 영상 융합

h 와 l 이 각각 영상의 공간해상도를 의미할 때, 고해상도 전체색성영상을 y^h 으로, 상태적 저해상도인 다중스펙트럼영상의 한 밴드영상을 x^l 라 하자. 영상융합은 이상적인 영상 x^h 의 추정값 \hat{x}^h 을 유도하는 과정이라 할 수 있다. 이 과정에서 두개의 영상중 하나는(대개는 x^l) 복원될 영상으로, 다른 하나는 추정에 사용되는 참고자료로서 사용된다. 본 알고리즘은 x^l 을 x^h 의 고주파수 정보를 잊어버린 열화된 영상으로 고려하며,

x^h 을 고주파수 정보에 대한 참고자료로 여긴다. 영상 x^h 는 고주파 성분과 저주파 성분으로 아래와 같이 나누어질 수 있다.

$$x^h = High(x^h) + Low(x^h) \quad (1)$$

여기서 $High(x^h)$ 는 x^h 의 고주파 성분이고 $Low(x^h)$ 는 x^h 의 저주파 성분이다. x^h 는 신호분해 기술의 역변환으로 복원될 수 있다. 만약 x' 이 $Low(x^h)$ 이 동일하다고 하면, x^h 는 $High(x^h)$ 의 성분을 찾아서 x' 와 합성함으로서 구할 수 있다. x' 이 $High(x^h)$ 정보를 갖고 있지 않기 때문에, 다른 영상인 y^h 에서 추출할 수 있다. 그러나 센서들의 스펙트럼 민감성이 각각 다르기 때문에, y^h 는 $High(x^h)$ 의 정보 중 일부만을 가지고 있다. 예를 들어 각각의 센서들이 한 지역으로부터 방사 및 반사되는 빛의 파장에 거의 동일하게 반응하면, y^h 는 $High(x^h)$ 와 유사한 고주파 정보를 갖게 되지만, 서로 매우 다른 감도를 가지고 있다면 y^h 의 고주파수 정보는 x' 의 고주파 성분을 복원하는데 크게 유용하지 않을 것이다. 그러므로 참값 영상인 상대적 고해상도영상 x^h 는 y^h 의 고주파 정보를 이용하여 부분적으로 복원될 수 있다. 그러나 모든 y^h 의 고주파 정보를 x' 과 단순하게 결합한다면, 그 결과는 최적이 아닐 것이다. 따라서 스펙트럼 반응에 따라 정보의 양을 조절하는 것이 필요하다. 이상의 내용은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x^h = High(x^h) + Low(x^h) \quad (2)$$

$$\approx a High(y^h) + Low(x^h) \quad (3)$$

또는 퍼센 단위에서

$$x_{kl}^h \approx a_{kl} \cdot High(y_{kl}^h) + Low(x_{kl}^h) \quad (4)$$

$$= \hat{x}_{kl}^h, 0 \leq k < M, 0 \leq l < N \quad (5)$$

a 와 a_{kl} 는 정보의 양을 조절하는 이득값이다. M 과 N 은 영상의 세로 가로의 크기, \approx 는 추정치가 동일 값임을 나타낸다. kl 위치에서의 민감도가 매우 다를 경우, a_{kl} 는 상대적으로 적은 값으로 고정되며, 매우 적은 분량의 고주파 정보가 융합된다. 신호 분해기술은 원격탐사 영상시스템에서 발생되는 실제적인 열화현상을 반영해야 한다. 이 논문에서는 $Low(\cdot)$ 는 k_0l_0 지점 을 중심으로 한 $W \times W$ 크기의 윈도우내에 고주파수 성분의 평균으로 정의한다.

$$Low(x_{k_0l_0}) \equiv \bar{x}_{k_0l_0} = \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} x_{kl} \quad (6)$$

$\bar{x}_{k_0l_0}$ 는 $Low(\cdot)$ 에 의해 필터링 된 k_0l_0 지점의 저주파 정보를 의미한다. $High(x^h)$ 는 원 영상으로부터 저주파수 정보를 빼줌으로서 얻는다. ($x^h - Low(x^h)$). $High(y^h)$ 의 kl 위치의 화소값은 $\{y_{kl}^h - \bar{y}_{kl}^h\}$ 과 같으며, 방정식 (4)는 아래와 같이 바뀐다.

$$\hat{x}_{kl}^h = a_{kl} \cdot (y_{kl}^h - \bar{y}_{kl}^h) + \bar{x}_{kl}^h \quad (7)$$

계수 a_{kl} 는 아래의 식을 최소화하도록 만든다.

$$\|e\| = \|x^h - \hat{x}^h\| \quad (8)$$

여기서 e 는 오차로써 참값 x^h 와 추정값 \hat{x}^h 간의 차이를 의미한다.

최소화를 수행하는데 선택된 norm은 문제의 해답을 구하는 분석적 접근방식에 영향을 미친다.[2] 만약 L_1 norm이 선택될 경우, 해석은 절대값을 포함하는데, 그러한 해석은 어려운 유도를 포함하는 분석적 해답을 만든다. 만약 L_∞ norm이 선택된다면 해석은 어려운 최대함수의 유도를 포함할 것이다. 만약 L_2 norm을 선택하면, k_0l_0 에 중심을 둔 $W \times W$ 크기의 윈도우를 사용하여 norm를 지역적으로 계산한다.

$a_{k_0l_0}$ 에 대한 최소화 함수는 아래와 같이 얻는다.

$$\begin{aligned} J(a_{k_0l_0}) &= \|e\|^2 = \|x^h - \hat{x}^h\|^2 \\ &= \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} ((x_{kl}^h - \bar{x}_{kl}^h) - a_{kl}(y_{kl}^h - \bar{y}_{kl}^h))^2 \end{aligned} \quad (9)$$

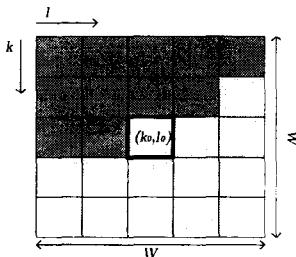
식(9)을 최소화 시키는 최적의 $a_{k_0l_0}$ 를 얻는데 2가지 어려움이 있다. 첫 번째 문제는 x_{kl}^h 값을 구할 수 없다는 것이며, 두 번째 문제는 a_{kl} 값이 윈도우내에서 각 퍼센별로 다양하다는 것이다.

첫 번째 문제는 x' 로부터 재샘플링 된 x_{kl}^h 의 추정값을 대신 사용하고, x_{kl}^h 의 추정값과 동일하게 비교하기 위하여 나머지 변수들도 재샘플링 된 값으로 바꾼다. 이에 따라 방정식(9)은 다음과 같이 바뀌게 된다.

$$\begin{aligned} J(a_{k_0l_0}) &= \|e\|^2 \\ &= \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} ((x_{kl}^h - \bar{x}_{kl}^h) - a_{kl}(y_{kl}^h - \bar{y}_{kl}^h))^2 \end{aligned} \quad (10)$$

x_{kl}^h 와 y_{kl}^h 는 kl 지점에서 x' 과 y' 로부터 재샘플링 된 화소값들이며, \bar{x}_{kl}^h 와 \bar{y}_{kl}^h 는 윈도우에 대한 x_{kl}^h 와 y_{kl}^h 의 평균값이다.

두 번째 문제를 해결하기 위하여 윈도우에 있는 a_{kl} 값이 $a_{k_0l_0}$ 와 거의 같다고 고려하고, 윈도우내의 모든 a_{kl} 을 $a_{k_0l_0}$ 으로 교체하는 것이다. 그러나 $a_{k_0l_0}$ 는 원하는 값과 같다고 할 수 없다. 왜냐하면 $a_{k_0l_0}$ 과 매우 다른 이득값을 가지는 부분이 있을 가능성이 있기 때문이다. 그러므로 이를 고려하기 위하여 공간 적응적 가중치를 윈도우의 각 화소별로 각각 적용시킨다.



[그림 1] 다른 스펙트럼 지역의 경계면을 덮은 윈도우

그림 1은 스펙트럼적으로 다른 두개의 지역사이의 경계선을 포함하는 공간 적응적 윈도우의 단순한 한 가지 예를 보여준다. 만약 그림 중 어두운 색깔의 화소들처럼 중심 k_0l_0 지점과 다른 스펙트럼 특성을 가지는 화소들은 $a_{k_0l_0}$ 과 다른 a_{kl} 값을 가질 것이기 때문에 낮은 가중치가 이를 화소들에 적용된다. 스펙트럼 유사성 정도를 결정짓는 데는 다양한 기준이 있을 수 있고 이점은 다음 장에서 다룰 것이다. 방정식 (10)에 공간 적응적 가중치를 적용함으로서 아래와 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\mathcal{J}(a_{k_0l_0}) = \|e\|^2 \\ = \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} W_{kl} ((x'_{kl} - \bar{x}'_{kl}) - a_{k_0l_0}(y'_{kl} - \bar{y}'_{kl}))^2 \quad (11)$$

$$\bar{x}'_{k_0l_0} = \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} W_{kl} x'_{kl} \quad (12)$$

모든 제한사항들을 고려하여 방정식 (11)을 최소화시키는 $a_{k_0l_0}$ 는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$a_{k_0l_0} = \frac{\sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} W_{kl} (x'_{kl} - \bar{x}'_{kl})(y'_{kl} - \bar{y}'_{kl})}{\sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} W_{kl} (y'_{kl} - \bar{y}'_{kl})^2} \quad (13)$$

최종적으로 방정식 (7)과 (13)을 화소별로 적용함으로써 융합된 영상은 만들어 질 수 있다.

2.2 스펙트럼 특성 유사성 측정법

지난 장에서 스펙트럼 특성들에 따라 각기 다르게 부여하는 가중치들을 갖은 공간 적응적 윈도우가 필요

했다. 한 화소의 스펙트럼 특성이 다른 화소들과 얼마나 다른지 특정할 수 있는 표준 기준이 있어야 한다. 이것을 스펙트럼 성질의 유사성 측정법 또는 짧게 SM 측정이라 이 논문에서는 쓰기로 한다. 스펙트럼 특성 유사성은 화소값 그 자체를 비교하면 안 되고, 두 화소간의 특성을 비교해서 측정되어야 한다.

먼저 벡터를 이용하는 방법을 이용할 수 있다. 동일 지역의 x'^h 와 y'^h 의 값이 한 벡터를 만들기 위해 합쳐진다. 그 지점에서의 스펙트럼 특성들은 벡터의 방정식으로 정의되며 스펙트럼 유사성 측정법으로 사용된다. 벡터 방법 중 첫 번째로, 벡터의 방향이 스펙트럼 유사성을 나타낸다고 할 수 있다. 벡터의 방향은 벡터와 초기선간의 각도로 수량화 된다. 이 두 벡터들 사이의 각도의 차이는 아래와 같이 내적 방정식을 통하여 계산된다.

$$\langle x_i, x_j \rangle = x_i x_j^T = |x_i| |x_j| \cos \theta \quad (14)$$

그리고 벡터사이의 각도 거리를 고려한 유사성 측정법은 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$SM_1(x_i, x_j) = \theta = \cos^{-1} \left(\frac{x_i x_j^T}{|x_i| |x_j|} \right) \quad (15)$$

둘째로 벡터 항목사이의 차이도 특성중 하나가 될 수 있다. 이 특성을 이용한 유사성 측정법은 아래와 같다.

$$SM_3(x_i, x_j) = |(x_i - x_j) - (x_j - x_i)| \quad (16)$$

또 다른 방법으로 두 y 와 x 영상간 지역적인 상관계수를 구하여 측정할 수 있다.

$$SM_4 = 1/W^2 \sum_{k=k_0-W/2}^{k_0+W/2} \sum_{l=l_0-W/2}^{l_0+W/2} (y'_{k_0l_0} * x'_{kl}) \quad (17)$$

$f(\cdot)$ 은 단조 증가함수로 $f(0) = 0$ 을 만족하며, n 은 정규화된 상수이다. 만약 유사성 측정법이 스펙트럼 특성들의 양과 비례 또는 반비례 한다면 가중치 함수 W_{kl} 은 다음과 같이 정의된다.

$$W_{kl} = n \cdot f(SM_{kl}) \quad (18)$$

$$w_{kl} = n \cdot \frac{1}{1 + f(SM_{kl})} \quad (19)$$

III. 실험 결과

제안된 알고리즘의 실행은 Belgrade, Yugoslavia 지역 근처의 2048 x 1536 Landsat7 Enhanced Thematic Mapper Plus(ETM+) 전체색상(15m 해상도)과 1024 x 768 다중스펙트럼(60m 해상도의 열 밴드를 제외한 7 밴드와 30m 해상도)영상 데이터를 통해 연구되었다.

Landsat ETM+의 스펙트럼 밴드와 해상도는 표 1과 같다.

[표 1] Landsat ETM+영상의 특성들

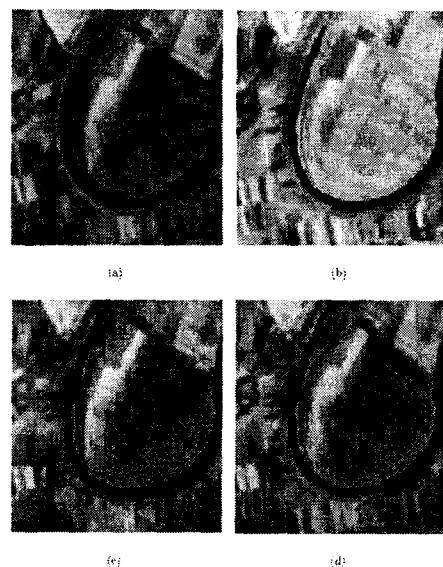
Band	Spectral Bands(μm)	Spatial Resolution(m)
1	0.45-0.52(blue)	30 x 30
2	0.52-0.60(green)	30 x 30
3	0.63-0.69(red)	30 x 30
4	0.76-0.90(nearIR)	30 x 30
5	1.55-1.75(midIR)	30 x 30
6	2.08-2.35(midIR)	30 x 30
7	10.4-12.5(thermal)	60 x 60
pan	0.52-0.90(panchromatic)	15 x 15

모든 밴드의 Contrast는 결과를 더욱 명확히 보기 위하여 융합과정 이전에 조절된다. 실험 결과를 평가하기 위하여 전체색성영상과 다중스펙트럼 영상들은 저해상도로 열화 된다. 이때 다중스펙트럼 영상들은 보다 열악한 환경에서 평가되기 위하여 60미터 대신 120미터의 해상도로 다운샘플링 된다. 그 다음 30미터 해상도로 합성하고 원본 다중스펙트럼 영상들과 비교된다. 전체색성영상과 다중스펙트럼 밴드중 4,5,3번 밴드의 영상에 대하여 SM_3 과 SM_4 의 스펙트럼 유사성 측정법을 이용 실험되었다.

[표 2] 원본영상과 합성영상간의 차이

	IHS	Price	Proposed 1 (SM_3)	Proposed 2 (SM_4)
Bias	3.99	0.75	0.52	0.11
Correlation coefficient	0.91	0.96	0.97	0.97
Mean of the differences	24.40	7.46	6.62	6.74
STD of the differences	18.76	9.36	6.45	6.32

실험결과는 IHS[3]와 Price[4]의 방법과 비교된다. 실험 결과는 Wald 등[5]이 융합된 영상의 스펙트럼 특성을 수량적으로 평가하기 위해 제시한 기준인 바이어스, 편차의 차이, 연관계수, 평균값, 차이영상의 표준편차에 따라 비교 되었다. 그림 2는 결과를 비교하기 위하여 융합된 결과영상과 다른 알고리즘 결과영상의 일부를 300% 확대하여 보여준다. IHS 변환은 원본 영상을 날카롭게 보이게는 하지만, 칼라 정보에서 왜곡이 심하다. Price의 방법은 스펙트럼 특성들이 다른 곳에서는 심각한 블록효과를 보인다. 반면 고주파수 정보의 양을 통제하는 제안된 알고리즘의 결과에서는 이들 지역에서 보다 자연스러운 영상을 만들어낸다. 또한 표2(밴드 4 영상에 대한 통계표)에서 나타난 것 같이 전체적인 결과에서 제안한 방법들이 더욱 우수한 결과를 보였다.



[그림 2] 실험 결과 비교를 위해 확대한 영상

(a: 원본영상, b: IHS, c: Price, d: Proposed)

참고문헌

- C. Pohl and J. L. Van Genderen, "Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications", International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 5, 1998, 823-854.
- Mathematical Methods and Algorithms for Signal Processing, Todd K. Moon and Wynn C. Stirling, Prentice Hall, 2000.
- Color Image Processing and Applications, Konstantinos N. Plataniotis and Anastasios N. Venetsanopoulos, Springer, 2000.
- John C. Price, "combining Multispectral Data of Differing Spatial Resolution", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 37, No.3, Jun. 1999.
- Lucien Wald, Thierry Ranchin, and Marc Mangolini, "Fusion of Satellite Images of Different Spatial Resolutions: Assessing the Quality of Resulting Image", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 63, No. 6, Jun. 1997, 691-699.
- Pat S.chavez, Jr. stuart C. Sides, and Jeffrey A. Anderson, "Comparison of Three Different Methods to Merge Multiresolution and Multispectral Data: Landsat TM and SPOT Panchromatic", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing.