

영상융합에 의한 식생지수 왜곡 분석

Distortion Analysis of NDVI by Image Fusion

송영선* · 손홍규** · 박정환***

Song, Yeong-Sun · Sohn, Hong-Gyoo · Park, Chung-Hwan

* 정회원, 연세대학교 사회환경시스템공학부 박사 후 과정 (point196@yonsei.ac.kr)

** 정회원, 연세대학교 사회환경시스템공학부 부교수 (sohn1@yonsei.ac.kr)

*** 정회원, 연세대학교 사회환경시스템공학부 박사 후 과정 (c142520@yonsei.ac.kr)

요 지

본 연구에서는 보다 정확한 식생지수의 분석을 위해서 영상융합에 의한 공간해상도 향상 가능성에 대해서 평가하였다. 식생지수는 광범위한 지역의 산림 모니터링이나 산불재해와 같은 분야에서 폭넓게 사용되고 있으며, 영상융합은 저해상도의 다중분광대 영상을 고해상도의 단일분광대를 이용하여 분광해상도는 그대로 유지하면서 공간해상도를 향상시키는 기법이다. 본 연구에서는 공간해상도 향상을 위해서 wavelet, PCA, IHS, Brovey, multiplicative 변환 등의 영상융합기법을 적용하였으며, 융합된 영상과 원영상으로부터 식생지수를 계산하고 상관계수의 비교를 수행하였다. 그 결과 PCA 방법이 공간해상도 증가와 함께 식생지수의 왜곡이 가장 적은 것으로 나타났다.

1. 서 론

한반도는 약 70%가 산지로 이루어져 있기 때문에 대부분이 산림으로 구성되어 있다고 말할 수 있다. 이러한 환경에서 다중분광 위성영상을 활용한 산림의 지속적인 관측은 지표면의 변화뿐만 아니라, 한반도 산림의 활성도(병충해) 및 환경문제에 있어서 매우 유용하게 활용될 수 있다. 이와 같이 넓은 지역에서의 모니터링을 수행하기 위해서, 현재 가장 효과적이고 현실적인 대안은 정기적으로 지구를 관측하는 위성자료를 활용하는 것으로 볼 수 있다.

일반적으로 고해상도 위성영상은 단일분광대인 흑백영상으로, 저해상도 위성영상은 다중분광대 영상인 컬러영상으로 제공되며, 식생지수는 다중분광영상을 기반으로 가시광선영역(특히 적색영역)과 근적외선 영역에서 녹색 식물의 반사율 차이가 크게 나는 것을 이용하여 두 영역에서 관측되어진 영상에 일정한 수식을 적용함으로써 식생의 활력도를 분석하는 지표로

활용할 수 있다. 영상융합기법은 단일분광영상의 공간해상도를 유지하면서 다중분광영상의 분광해상도로 향상시키는 기법으로서 영상융합을 통해 보다 정밀한 식생지수의 산정이 가능하다. 지금까지는 영상융합을 통해 영상으로부터 도로나 건물의 추출 및 분류 정확도 향상 등을 목적으로 영상융합을 수행하고 영상융합의 적용가능성을 주로 평가해 왔으며(Welch and Ehlers, 1987; Console and Solaiman, 2000; Ahmad and Singh, 2002; Sohn 등, 2003), 본 연구에서는 영상융합을 통해 생성되는 영상을 활용하여 다시 식생지수를 산정했을 때 각각의 영상융합방법별로 식생지수에서 왜곡의 발생정도를 분석하고 최적의 융합방법의 제시를 목적으로 하였다.

다중분광영상의 공간 해상도를 증가시킴으로서 보다 정밀한 분석이 가능하나, 융합기법에 따라 발생하는 분광왜곡의 발생정도가 달라지며, 따라서 이를 기반으로 한 산정된 식생지수의 왜곡발생 정도도

영향을 받는다. 본 연구에서는 보다 정밀한 식생지수의 산정을 위해서 가장 타당한 영상융합기법의 결정을 목적으로 하였다.

2. 영상융합 이론

일반적으로 영상융합은 동일 센서 혹은 이종 센서로부터 취득된 두 장 혹은 그 이상의 영상을 이용하여 하나의 영상을 생성해내는 과정이라고 할 수 있다. 영상융합의 궁극적인 목적은 공간해상도를 향상시키면서 원래의 다중분광대 영상의 분광특성을 최대한으로 유지시키는 것이라고 할 수 있다(Chavez 등 1991).

영상융합을 위한 기법으로는 많은 기법들이 개발되어 사용되고 있으며, 본 연구에서는 wavelet 변화, IHS 변환, PCA 변환, multiplicative 및 Brovey 방법을 적용하였으며, 각각의 기법별로 융합이론은 다음과 같다.

2.1 wavelet 융합기법

영상처리 분야에서의 wavelet 변환은 영상압축, 경계선 추출 및 물체 인식, 영상융합에 많이 이용되고 있다. 일반적으로 wavelet 융합기법은 고해상도 단일분광대 영상을 저해상도 다중분광대 영상의 공간해상도와 일치하는 단계까지 다해상도 wavelet 변환을 적용하여 근사영상과 세부영상으로 나눈 후, 근사영상을 저해상도 영상의 각 분광밴드로 대체한 뒤 역변환함으로써 영상을 융합하게 된다(Mallat, 1989).

영상을 wavelet 변환하여 다해상도로 분해하면 2×2 영상소의 값들이 평균되는 근사영상과 인접한 두 영상소의 차이를 나타내는 세부영상으로 구분되어 생성된다. 세부영상은 원 영상의 가로방향, 세로방향, 그리고 대각 방향의 영상으로 구성된다. SPOT HRV 자료의 경우에는 고해상도 영상이 10m 공간해상도를 가지고 저해상도 영상이 20m 공간해상도를 가지므로 고해상도 영상에 1단계 wavelet 변환을 적용하여 20m의 공간해상도를 가지는

근사영상과 세부영상들이 생성된다. 이렇게 다해상도로 분해하고 최종 wavelet 분해단계에서 고해상도 단일분광대 영상의 근사영상과 저해상도 다중분광대 영상의 각 분광 밴드를 교환하여 역 wavelet 변환을 통해 영상을 융합한다. 그림 1은 wavelet 변환을 통한 영상융합과정을 나타내고 있다.

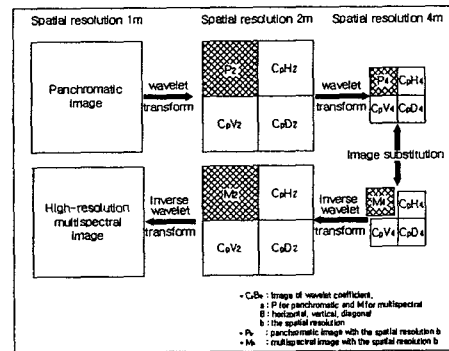


그림 1. wavelet 영상융합 과정

2.2 IHS 융합기법

IHS(Intensity-Hue-Saturation) 색채 모델은 밝기 성분인 명암이 영상에서 색 정보로부터 분리되어 있어 매우 유용하며, 색조와 채도 성분은 사람이 색을 인지하는 방식과 깊은 관련이 있어 인간 시각 시스템의 색채 감지 특성에 기초한 영상처리 알고리즘 개발에 매우 이상적인 도구가 되게 한다. IHS 영상융합 기법은 RGB 색채 모델의 저해상도 다중분광대 영상을 IHS 색채 모델로 바꾸어 시작된다. 고해상도 단일분광대 영상과 IHS 변환에 의해 생성된 성분들 중 명암성분을 서로 교환하게 된다. IHS 변환에 의해 다중분광대 영상을 RGB 색채 모델에서 IHS 색채 모델로 변환하게 되면 분광해상도는 색조와 채도 영상에 존재하게 되고 공간해상도와 관련된 정보는 명암영상에 존재하게 된다. 저해상도 다중분광대 영상의 명암성분과 고해상도 단일분광대 영상의 명암성분과 고해상도 단일분광대 영상의 명암성분과 고해상도 단일분광대 영상의 명암성분과 고해상도 단일분광대 영상의 명암성분을 두 영상의 평균과 표준편차가 비슷하도록 조정하여 서로 대체한다. 저해상도 다중분광대 영상의 색조성분 영상과 채도 성분 영상, 그리고 분광해상도가 보정된

고해상도 단일분광대 영상을 이용하여 IHS 색채 모델에서 RGB 색채 모델로 역 변환을 하면 IHS 변환에 의해 융합된 고해상도 다중분광대 영상을 생성하게 된다. 그림 2는 IHS 변환에 의한 영상융합과정을 나타내고 있다.

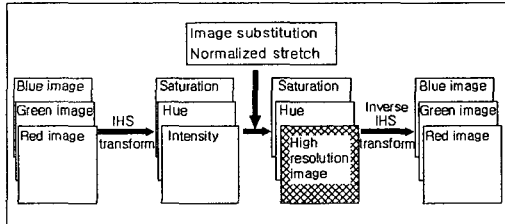


그림 2. IHS 영상융합 과정

2.3 PCA 융합기법

PCA 변환은 주로 영상부호화 및 영상압축, 영상향상에 사용되는 기법으로서 변량 사이의 상관관계에 주목해서 가능한 정보를 상실하지 않고 많은 변량 측정치를 적은 개수의 종합지표로 집약하여 나타내는 방법이다. 저해상도 다중분광대 영상에 PCA 변환을 적용하여 첫 번째 주성분과 고해상도 단일분광대 영상을 서로 교환하여 역 PCA 변환을 통해 영상을 융합하게 된다. 그림 3은 PCA 변환에 의한 영상융합과정을 나타내고 있다.

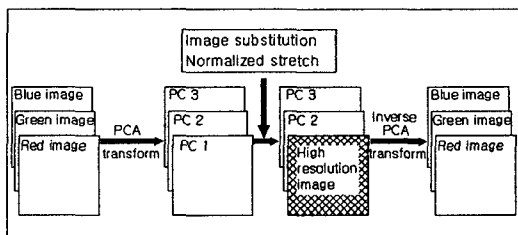


그림 3. PCA 영상융합 과정

2.4 Brovey 융합기법

Brovey 기법은 시각적으로 대조·대비 효과를 강조시키기 위해서 개발된 기법으로서 원래의 방사학적 특성이 매우 중요한 자료처리에서는 적용하기가 적절한 방법이 아닐 수 있다. Brovey에 의한 영상 융합은 서로 다른 영상을 단순한 방법에 의해 처리되며, 아래의 식이 적용된다.

$$Y_k(i,j) = \frac{X_k(i,j)X_p(m,n)}{\sum_{k=2}^4 X_k(i,j)} \quad (1)$$

여기서, $X_k(i,j)$ 와 $Y_k(i,j)$ 는 각각 k 번째 원래의 다중분광대 밴드자료와 융합된 다중분광대 밴드자료이고, i 와 j 는 k 번째 다중분광대 밴드의 행과 열 번호이다. $X_p(m,n)$ 은 단일분광대 밴드자료이며, m 과 n 은 단일분광대 영상의 행과 열 번호를 의미한다.

2.5 multiplicative 융합기법

multiplicative 기법은 단순한 산술적 계산에 의해서 두 영상을 결합한다. 영상 융합을 위한 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} DN_{low\ res._B} \times DN_{high\ res._B} \\ = DN_{\neq w\ high\ res._B} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, B는 밴드, DN은 영상소 값을 의미한다.

3. 식생지수

인공위성의 다중분광대 영상자료는 지상의 대상물이 각 파장대별로 독특한 특성을 나타내므로 이 특성을 이용하면 원하는 정보를 추출해 낼 수 있다. 특히 SPOT 등 지상 관측 위성의 주 관심 범위인 육지 표면의 영상 자료는 95%이상이 토양과 식생에 관한 정보를 포함하고 있으므로 이 영상자료를 이용하면 지표면의 식생 분포나 식생 밀집도를 추정하는 것이 가능하다.

그림 4에서 알 수 있듯이 엽록소에 의해 녹색을 띄는 식생의 경우 일반적으로 녹색 파장영역에서 약간 높은 반사율을 나타내고, 적색 파장 영역에서는 거의 반사가 없으며, 근적외선 영역에서는 거의 50%에 가까운 높은 반사율을 나타낸다. 반면에 고사하여 엽록소가 존재하지 않는 식생의 경우에는 가시광선 영역에서 높은 반사율을 나타내지만, 근적외선 영역에서는 살아있는 건강한 식생보다 낮은 반사

울을 나타낸다. 토양의 경우에는 가시광선 영역에서는 고사한 식생보다는 낮지만, 녹색 식물보다는 높은 반사율을 나타내며, 근적외선 영역에서는 고사한 식생이나 녹색 식물 모두 보다 반사율이 낮게 나타난다. 이처럼 각 파장대에 따른 반사특성에 기초를 두고 분광대 간의 특성을 조합하여 식생의 밀집도 등으로 구하는 식을 만드는 것이 가능하며, 이를 식생지수(vegetation index)라고 하고 일반적으로 표 1의 첫 번째 식으로 표현되는 정규식생지수(NDVI, normal difference vegetation index)를 가장 많이 사용한다. 정규식생지수의 개념은 Rouse 등(1973)이 처음으로 활용사례를 제안하였다.

식생지수의 원리는 가시광선(특히 적색 영역)과 근적외선 영역에서 녹색 식물의 반사율 차이가 크게 나는 것을 이용하여 두 영역에서 관측되어진 영상에 일정한 수식을 적용하여 식생의 상태를 나타내는 영상을 얻어내는 것이다. 가시광선과 근적외선대의 두 영상으로부터 차이를 구하여 식생의 반사 특성을 강조하고, 이를 두 영상의 합으로 나누어 일반화 한 것이다. 일반적으로 식생에 의한 파장대별 반사율은 태양광선의 입사각과 위성의 촬영 각도에 의해 변하고, 대기 상태에 따라서도 관측되는 값이 다르므로 일반화에 의해서 이들의 영향을 어느 정도 감소시킬 수 있다.

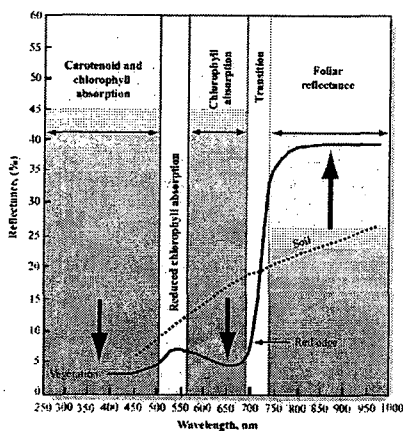


그림 4. 파장에 따른 반사특성

일반적으로 다양한 지표 구성 물질 중

구름, 물, 눈 등과 같이 수분을 포함하는 경우에는 가시광선이 근적외선보다 반사값이 크기 때문에 식생지수의 값이 음수가 되며, 암석, 마른 토양 등은 두 파장대에서 반사특성이 거의 같기 때문에 식생지수의 값은 0에 가깝게 나타난다. 녹색 식물인 경우에는 가시광선 영역의 반사율이 근적외선 영역보다 적으며, 따라서 식생지수의 값이 양수가 된다. 식생이 존재하는 대부분의 영역은 식생이 갖는 수분 상태를 고려하지 않는다면 보통 0.1~0.6 사이의 값을 갖는다.

표 1. SPOT에서 사용가능한 생지수의 종류

식생지수의 종류	계산식
NDVI	$(\text{band3} - \text{band2}) / (\text{band3} + \text{band2})$
TNDVI	$\text{Sqrt}((\text{band3} - \text{band2}) / (\text{band3} + \text{band2}) + 0.5)$
IR/R	$\text{band3} / \text{band2}$
SQRT(IR/R)	$\text{Sqrt}(\text{band3} / \text{band2})$
Veg. Index	$\text{band3} - \text{band2}$

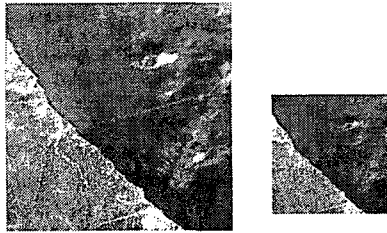
4. 적용 및 평가

4.1 대상지역 및 사용 위성영상

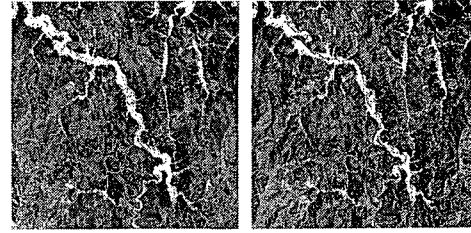
본 연구의 수행을 위해서 강원도 양양 지역을 촬영한 SPOT-4 위성영상을 이용하였으며 사용된 영상의 특성은 표 1과 같고, 위성영상은 그림 1과 같다. SPOT-4 위성영상은 단일분광대 및 다중분광대(4개의 밴드) 두 가지의 영상을 제공하며, 표 1에서 보는 바와 같이 단일분광대 영상의 해상도는 10m이며 다중분광대 영상의 경우 20m이다.

표 2. 사용된 SPOT-4 위성영상의 특성

취득일	2005년 4월 8일 11시 30분
취득시간	11:30
입사각	-11°
태양고도각	56.6°
지상관측 범위	60km×60km
영상크기 및 해상도	흑백영상: 6000×6000 (10m) 컬러영상: 3000×3000 (20m)
중심좌표	위도: 38.08°, 경도: 128.82°
처리 수준	1A



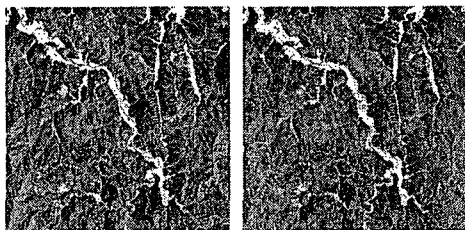
(a) 단일분광대 (b)다중분광대
그림 5. SPOT-4 위성영상



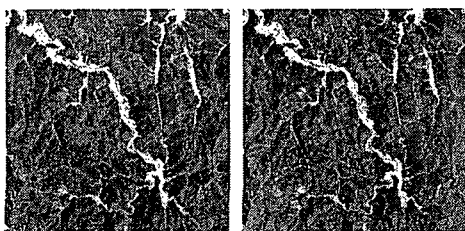
(e) PCA (f) wavelet
그림 6. 영상융합 결과 영상

4.2 위성영상의 영상융합

영상융합을 위해서 많이 사용되고 있는 wavelet, IHS, PCA, multiplicative, Brovey의 5가지의 융합방법을 사용하였으며, 이때 영상소속 결정은 최근린 보간법을 적용하였다. SPOT-4 위성으로부터 제공되는 단일분광대 영상과 다중분광대 영상은 기하학적으로 동일하므로 기하보정의 과정은 수행하지 않았으며, 단지 한 영상소 간격을 동일하게 하기 위해서 20m의 다중분광대 영상소의 크기를 단일분광대 영상소 크기(10m)와 동일하게 보간하였다. 본 연구에서 사용된 영상은 거의 반 이상이 바다를 포함하고 있으므로 산악지역 및 하천지역 나대지 등이 적절히 포함된 지역을 선정하고 1024×1024크기의 대상지역을 절취하여 자료처리를 수행하였다. 그림 6은 각각의 방법별로 영상융합이 수행된 영상으로서 시각적으로 볼 때 IHS 방법이 가장 큰 분광왜곡을 보이는 것으로 나타났다.



(a) 원영상 (b) Brovey



(c) IHS (d) multi.

표 3. 원영상 및 융합영상들의 통계특성

	밴드	평균	표준편차
원영상	1(blue)	99.73	13.15
	2(green)	68.62	14.05
	3(NIR)	79.72	11.87
Brovey	1(blue)	21.12	4.16
	2(green)	14.58	3.90
	3(NIR)	16.79	2.92
IHS	1(blue)	26645.49	5512.35
	2(green)	29994.51	3010.79
	3(NIR)	20566.84	3111.12
multi.	1(blue)	7032.80	2750.76
	2(green)	4909.06	2368.01
	3(NIR)	5589.37	2010.39
PCA	1(blue)	98.70	13.44
	2(green)	67.223	14.45
	3(NIR)	55.54	10.37
wavelet	1(blue)	99.89	13.39
	2(green)	68.54	14.32
	3(NIR)	79.06	13.40

표 3은 각각의 영상에 대해서 평균과 표준편차를 계산한 것이다. SPOT-4 위성 영상에서 식생지수의 계산시 1번, 2번, 3번 밴드만이 활용되므로 4번 밴드는 제외하였다. 표 3에서 보는 바와 같이 각각 영상의 데이터 스케일이 변화하므로 영상융합으로 인한 왜곡을 직관적으로 판단하기는 어려우나 PCA와 wavelet 변환이 원영상과 가까운 값을 유지함을 알 수 있다.

4.3 식생지수의 계산 및 왜곡분석

그림 7은 원영상 및 각각의 방법별로 융합된 영상(그림 6)들을 이용하여 생성한 식생지수 영상으로서 float 형태의 값들로 구성되어 있다.

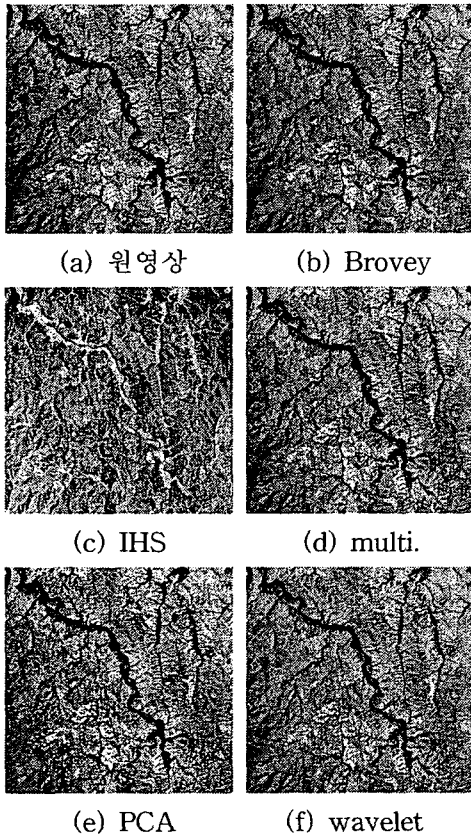


그림 7. 각 영상별 식생지수

식생지수를 기반으로 어떠한 분석을 수행하고자 할 때 영상융합 후 원래의 다중분광영상의 분광특성을 보존하는 것이 매우 중요하다(Bruno 등, 1996). 원영으로부터 계산된 식생지수와 융합된 영상간의 식생지수를 비교하기 위해서 먼저 각각의 식생지수에 대한 평균과 표준편차를 계산하였다. 표 4에서 보는 바와 같이 IHS에 의해 융합된 영상의 식생지수를 제외하고 원영상과 유사한 값들을 보였다.

표 4. 각 영상별 평균 및 표준편차

	평균	표준편차
원영상	0.078	0.076
Brovey	0.076	0.076
IHS	-0.189	0.036
multiplicative	0.078	0.076
PCA	0.076	0.071
wavelet	0.072	0.088

융합방법의 왜곡정도를 분석하기 위해

서 일반적으로 원영상과 융합영상간의 상관계수를 주로 산정하여 평가하는 방법이 사용된다(참고문헌). 따라서 본 연구에서도 융합된 영상으로부터의 식생지수와 융합된 영상으로부터의 식생지수와 상관계수를 산정하였다(표 5). 표 5에서 보는 바와 같이 Brovey와 multiplicative에 의한 식생지수와 원영상으로부터의 식생지수 사이에는 1의 상관관계를 보였다. 이는 Brovey와 multiplicative에 의한 영상융합방법이 식생지수에 산정시 왜곡이 가장 적게 발생시키는 것처럼 보이나 식생지수의 값들을 원영상의 식생지수와 비교한 결과 영상융합에 의한 공간해상도의 증가가 전혀 이루어지지 않아서 발생하는 것으로 분석되었다.

IHS의 방법은 음의 상관관계를 가지는 것으로 나타나 융합방법 중에서 가장 많은 왜곡이 발생하는 것으로 나타났고, wavelet과 PCA 방법이 공간해상도가 증가함과 동시에 산정된 식생지수에서의 왜곡도 많이 발생하지 않는 것으로 분석되었다. 그러나 wavelet 방법의 경우 특정영역(경계선 부분 등)에서 식생지수의 값이 강조되는 현상이 나타났다. 따라서 최종적으로 PCA 방법이 영상융합을 통해 식생지수의 산정시 보다 정밀한 식생지수의 분석에 가장 적합한 방법으로 나타났다.

표 5. 원영상과의 상관계수 분석

	상관계수
Brovey	1
IHS	-0.52
multiplicative	1
PCA	0.97
wavelet	0.91

5. 결론

본 연구에서는 영상융합을 통해 보다 정확한 식생지수 분석의 가능성을 평가하였다. 이를 위해 SPOT-4 단일분광대 및 다중분광대 위성영상에 대해서 wavelet, PCA, IHS, Brovey, multiplicative 방법을 적용하여 영상융합을 수행함으로써 공간

해상도를 증가시킨 후 식생지수를 산정하고, 원영상으로부터의 식생지수와 융합된 영상으로부터의 식생지수간의 상관계수를 계산하고 그 적용 가능성을 평가하였다.

그 결과 Brovey와 multiplicative 방법은 영상융합의 효과가 발생하지 않아 원영상으로부터의 식생지수와 동일한 값을 보였으며, IHS 방법은 심한 왜곡현상을 보였다. wavelet 방법은 비교적 높은 상관계수 값을 보였으나 특정부분에서 왜곡현상이 심하게 나타났다. 결론적으로 PCA 방법이 영상융합에 의한 공간해상도 증가와 함께 원영상간의 상관계수 또한 높은 값을 보였으며, 따라서 영상융합에 의한 식생지수 산정을 수행하고자 할 때 PCA 융합방법이 가장 적절한 방법임을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 국립방재연구소 “공간영상정보를 통한 피해조사기술개발(NIDP-주요-2005-1-1)”의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

- Ahmad, R., and R. P. Singh, 2002, Comparison of Various Data Fusion Surface Features Extraction Using IRS Pan and LISS-III Data, *Adv. Space Res.*, vol. 29, no. 1, pp. 73~78.
- Chavez, P. S., S. C. Sides JR, and J. A. Anderson, 1991, Comparison of Three Different Method to Merge Multi-resolution and Multi-spectral Data: Landsat TM and SPOT Panchromatic, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57, no. 3, pp. 295~303.
- Console, E., and B. Solaiman, 2000, Problems and perspectives in the high resolution data fusion, *IGARSS 2000*, pp. 2605~2607.
- Mallat, S. G., 1989, A Theory for Multi-resolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation, *IEEE Trans, Pattern Anal, Machine Intelligence*, vol. II, no.

- 7, pp. 674~693.
- Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering, 1973, Monitoring Vegetation Systems in The Great Plains with ERTS, *Third ERTS Symposium, NASA SP-351*, 1:309-317.
- Sohn, H. G., K. H. Yun, and H. Chang, 2003, Analysis of Image Fusion Methods Using IKONOS Imagery, *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 7, no. 5, pp.577~584.
- Welch, R, and M. Ehlers, 1987, Merging Multi-resolution SPOT HRV and Landsat TM Data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* vol. 53, no. 3, pp. 301~303.