

영상합성을 통한 KOMPSAT-1 EOC의 분류정확도 및 환경정보 추출능력 향상

하성룡¹ · 박대희^{1*} · 박상영¹

Enhancement of Classification Accuracy and Environmental Information Extraction Ability for KOMPSAT-1 EOC using Image Fusion

Sung Ryong HA¹ · Dae Hee PARK^{1*} · Sang Young PARK¹

요 약

원격탐사 응용분야 중 토지피복 분류를 통한 지구환경의 원격탐지기법은 환경 관리, 도시계획 및 지리정보시스템의 응용분야에 광범위하게 사용되고 있는 접근방식이다. 본 연구는 다목적 실용 위성(Korea Multi-Purpose Satellite : KOMPSAT)의 전자광학카메라(electro-optical camera : EOC)를 통해 취득한 영상의 토지피복 정보를 추출하는 방안을 제시하였다. 사용영상은 다중 분광 정보를 보유하고 있는 공간해상도 30m의 Landsat TM과 6.6m의 공간해상도와 단일밴드로 구성되어 있는 KOMPSAT EOC영상이며, 연구 대상지역은 청주시 미호천 수계이다. 영상합성은 IHS(intensity hue saturation), HPF(high pass filtering), CN(color normalization), 그리고 Wavelet 변환방식을 적용하여 결과를 비교하였다. 합성된 영상은 RBF-NN(radial basis function neural network)과 ANN(artificial neural network)법을 이용하여 피복분류를 실시하였으며, 이상의 과정을 통해 최적 결과를 도출하는 영상합성 및 분류기법을 제시하였다.

주요어: 다목적실용위성, 영상합성, 인공지능, 피복분류, 토지이용

ABSTRACT

Classification of the land cover characteristics is a major application of remote sensing. The goal of this study is to propose an optimal classification process for electro-optical camera(EOC) of Korea Multi-Purpose Satellite(KOMPSAT). The study was carried out on Landsat TM, high spectral resolution image and KOMPSAT EOC, high spatial resolution image of Miho river basin, Korea. The study was conducted in two stages: one was image fusion of TM and EOC to gain high spectral and spatial resolution image, the other was land cover classification on fused image. Four fusion techniques were applied and compared for its topographic interpretation such as IHS, HPF, CN and wavelet transform. The fused images were classified by radial basis function neural network(RBF-NN)

2002년 3월 19일 접수 Received on March 19, 2002 / 2002년 6월 19일 심사완료 Accepted on June 19, 2002

¹ 충북대학교 도시공학과 Department of Urban Engineering, Chungbuk National University

* 연락저자 E-mail: expert@expertgis.net

and artificial neural network(ANN) classification model. The proposed RBF-NN was validated for the study area and the optimal model structure and parameter were respectively identified for different input band combinations. The results of the study propose an optimal classification process of KOMPSAT EOC to improve the thematic mapping and extraction of environmental information.

KEYWORDS: KOMPSAT, EOC, Fusion, RBFNN, Classification, Land Cover

서론

원격탐사 분야는 환경관리, 도시계획, 방재 및 지리정보체계와의 연계를 통하여 그 활용 폭을 넓혀가고 있으며, 위성을 통해 취득한 데이터의 토지피복 분류기술은 영상을 이용한 정보추출 방법 중 가장 광범위하게 이용되는 원격탐사의 응용분야이다. 토지피복 분류의 정확성을 높이기 위해서는 고해상도의 다중분광 정보를 요구한다. 그러나 모든 영상이 이러한 조건을 만족하지 못하므로 타 위성을 통해 취득된 영상들간의 합성을 통해서 고해상도의 영상을 제작하는 영상합성기술이 사용되고 있다. 영상합성법은 이미 여러 가지 연구결과가 발표되고 있으며, 최근에는 웨이블릿(wavelet) 변환방법이 분광해상도의 왜곡을 최소화하는 방법으로 연구발표 된 바 있다(Yorky, 1996).

토지피복 분류에 있어서는 1980년대 말부터 인공신경망을 이용한 분류기법들이 여러 연구 논문을 통해 제시되고 있다. 특히, 오차역전파 학습 알고리즘(error back propagation learning algorithm)을 이용하는 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron: MLP)은 가장 많이 사용하는 분류 알고리즘이다. 그러나 MLP는 수렴속도가 느리고 국부해(local minimum)에 빠져 수렴하지 못하는 단점을 보이고 있다(Bishop, 1995).

따라서 본 논문에서는 MLP의 단점을 보완하는 RBF-NN(radial basis function neural network)을 이용하여 영상분류를 실시하였으며, 입력 데이터는 분광 및 공간해상도의 왜곡이 최소화된 합성이미지를 이용하였다. 이러한 과정을 통해 본 연구에서는 다목적 실용위성(Korea Multi-Purpose Satellite: KOMPSAT)

전자광학카메라(electro-optical camera: EOC)를 사용한 영상합성과 피복분류 방법의 최적안을 제시하고자 한다.

영상합성 및 분류

다목적 실용위성은 해양 관측 카메라(ocean scanning multi-spectral imager: OSMI)와 전자광학카메라(electro optical camera: EOC) 두 개의 이미지 센서를 탑재하고 있으며, 그 중 EOC는 지도와 수치표고모형의 제작을 그 주목적으로 하고 있다. EOC는 6.6m의 공간해상도를 지니고 있으며 관측 파장대는 510~730nm의 단일 밴드 영상을 제공한다. 사용 영상은 30m의 공간해상도를 지니고 있는 Landsat TM과 6.6m의 KOMPSAT EOC이며, 대상지는 미호천 수계 중 청주시 주변지역으로 미호천과 무심천의 합류지역이다.

영상합성 이전에 기하보정, 노이즈 제거, 히스토그램 매칭 그리고 영상 재배열의 과정을 수행하였으며, 재 생산된 각 영상은 최근린법(nearest neighbor transform)을 이용하여 5m의 해상도로 재배열 되었다. 좌표투영은 TM 좌표를 기준으로 하였다. 공간상에 정확한 위치로 영상을 투영하기 위해 수치지도와 항공사진이 참조 데이터로 이용되었다.

영상합성 단계에서는 CN(color normalization), IHS(intensity hue saturation), HPF(high pass filter) 그리고 웨이블릿 변환(wavelet transform)이 이용되었다. 합성된 영상은 공간해상도와 분광해상도의 보존성에 따라 비교검토되었다. 영상분류 단계에서는 ANN과 RBF-NN이 사용되었으며, 피복분류의 정확도는 현장조사를

통해 구축한 검증 데이터를 이용하여 평가하였다. 특히 RBF-NN은 본 연구지에 대해 최적의 모델구조를 제시하기 위해 보정되었으며, 알고리즘에 사용된 파라미터들은 각각 다른 입력 밴드의 조합에 대해 최적 결과를 제시하였다.

1. 영상합성(Image Fusion)

웨이블렛 변환법은 Grossman과 Morlet이 1984년에 제시한 범용 전환기법이다.

Wavelet 변환은 푸리에 변환처럼 raw 신호나 영상을 주파수 영역으로 변환시키는 변환 방법이다. 그러나 푸리에 변환은 시간적인 개념이 존재하지 않기 때문에 non-stationary signal 분석에는 적합하지 않은 특징을 가지고 있다. 반면 웨이블렛 변환은 시간에 대한 정보를 제공하기 때문에 non-stationary signal 분석에는 적합한 특징을 보여준다.

웨이블렛 변환법은 노이즈 제거, 물체 추출, 영상합성 및 압축 등에 널리 사용되는 응용기법으로, 영상합성에 응용될 경우 여섯 단계로 구성되어 있다. 첫 번째, 저해상도의 다중 분광 영상을 고해상도의 단일 밴드 영상과 같은 공간해상도를 갖도록 조정한다. 두 번째, 칼라 영상과 흑백영상간의 히스토그램 매칭을 실시한다. 세 번째 다중 분광 영상을 RGB 시스템으로 변환한 후, 네 번째 흑백영상을 기준으로 RGB의 웨이블렛 판을 대체한다. 마지막으로 역 웨이블렛 변환을 실시한다. 웨이블렛 변환은 변환 단계에 따라 원 영상을 분광정보와 공간정보로 분할하는 특징을 지니고 있으며 이러한 특성은 변환 단계별로 다른 결과를 도출시킨다. 이는 웨이블렛 변환이 각 단계의 근사영상(approximation image)과 세부영상(detail images)을 만들기 위해 이전 단계의 근사영상을 사용하기 때문이다.

CN변환법은 저해상도 영상을 보정한 후, IHS나 PCA처럼 공간정보와 분광정보를 분리한다. 그러나 공간정보가 고해상도 영상으로

대체되는 것은 아니다. CN법은 간단한 수학적 합성으로 구성되는데 변환식은 다음과 같다.

$$CN = \frac{(L-1.0) - (H-1.0) \times 3.0}{(S(L) + 3.0)} - 1.0 \quad (1)$$

여기에서 L은 저해상도 영상의 DN(digital number)이며, H는 고해상도 영상의 DN, 그리고 S(L)은 저해상도 영상의 각 밴드별 DN값들의 합을 의미한다.

IHS 합성방법은 1982년 Hydan에 의해서 처음으로 사용된 방법으로 가장 일반적으로 사용되고 있는 합성방법이다.

IHS 합성방법은 세 단계 전환과정으로 구성되어 있는데, 첫 번째 RGB 색채모델에 존재하는 multi-spectral 영상 중에서 세 개의 영상을 IHS 색채모델로 변화하는 단계이다. 아래의 수식은 RGB 색채모델의 세 영상을 IHS 색채모델로 변환하는 식은 다음과 같다.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (2)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (3)$$

$$H = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right] \quad (4)$$

두 번째 단계에서는 panchromatic 영상으로 IHS 색채모델에 존재하는 세 영상의 명암(intensity) 영상을 대처하는 작업이다.

IHS 합성방법의 마지막 단계에서는 IHS 색채모델에서 RGB 색채모델로 역변환을 하는 단계이다.

HPF 합성방법은 low pass filter를 저해상도 영상에 적용하여서 저해상도 영상의 분광정보는 유지하면서 공간정보를 저감하고 반대로 고해상도 영상에 대해서는 high pass filter를 적용하여서 공간정보를 강조하면서 분광정보를 저감시킨 후에 두 개의 영상에 일정한 가중치를 곱해서 더하는 방식으로 구성되어 있다.

$$HPF = (W_a \times \text{필터링된 저해상도 영상}) + (W_b \times \text{필터링된 고해상도 영상}) \quad (5)$$

여기서 W_a 와 W_b 는 가중치로써 두 개의 가중치의 합은 1이 되어야 한다.

2. 영상 분류(Image Classification)

인공신경망 이론은 인간의 두뇌와 신경세포 모형에 대한 연구에서 시작되었다. 신경망의 기본소자인 뉴런은 입력된 외부자극이 일정 값 이상이면 반응하여 출력 신호를 내보내는데 이 과정을 수학적으로 모형화한 것이 인공신경망이다. 인공신경망의 뉴런은 입력된 외부자극과 연결강도를 곱한 합이 특정한 값 이상이면 반응하여 출력을 내보낸다. 실질적인 적용에 있어서 신경망의 학습에는 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm: BPA)이 가장 많이 사용된다. BPA는 목표치 d 와 모형에 의해 계산된 최종출력 y 를 비교하여 학습오차 E 를 줄이는 방향으로 연결강도를 변경함으로써 최적해를 찾는 기법이다. 신경망모형은 학습오차 (E)의 값이 특정 범위 E_{max} 보다 작아지면 학습을 종료한다. 또한 학습이 완료된 모형에 학습에 사용되지 않은 자료를 사용하여 발생하는 검사오차를 비교함으로써 신경망의 적합도를 검증한다.(Hertz 등, 1991)

RBF 신경망은 입력층과 은닉층이 선형으로 연결되어 은닉층과 출력층 만으로 구성된 단층 신경망 형태를 갖고 있다. 단층으로 구성된 모형이기 때문에, 수학적 표현이 명료하고 기존 신경망이 학습알고리즘으로 사용한 gradient descent(weight decay method)와 같은 반복적이고 시간소모적인 알고리즘 대신에 역행렬을 사용하여 연산속도가 매우 빠른 강점을 갖고 있다. 그림 1은 가장 일반적인 RBF 신경망의 구조를 도식화한 것이다. 입력층은 단지 은닉층으로 입력값을 전달하는 역할만을 하기 때문에 모든 연결 강도값은 1로 고정되어 있다. 은닉층의 활성화함수는 radial function(대표적

으로 가우스 함수가 있음)을 이용하고 은닉층 뉴런의 활성화값과 연결강도 W_j 를 곱하여 선형적으로 합한 값을 출력층 뉴런이 출력한다.

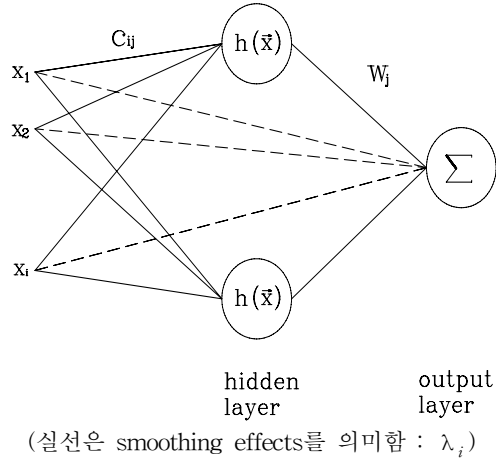


FIGURE 1. RBF 신경망

$$f(\vec{x}_i) = \sum_{j=1}^m w_j h(|\vec{x}_i - \vec{c}_j|) \quad (6)$$

여기서, h (은닉층 뉴런의 활성화 함수)는 RBF함수를, \vec{c}_i 는 입력값들의 중심을, w_j 는 연결강도를 의미한다. RBF 신경망에서 활성화 함수로 사용하는 h 는 중심 c_i 에서 멀어질수록 단조증가나 또는 단조감소하는 특징을 갖는 함수를 사용한다. 이와같은 RBFs로는 Gaussian function, Multiquadratic function, Cauchy function 등이 있다. RBFs는 \vec{c}_i 와 입력값 \vec{x}_i 사이의 유클리드 기하학에 근거를 두고 있다. 따라서, 일반적으로 RBFs h 는 거리가 0일 경우에 최대값을 갖게 된다. 가우시안 함수의 경우 중심값 \vec{c}_i 와 \vec{x}_i 값이 같을 때 이 함수는 1.0의 값을 산출하고 반면에, \vec{c}_i 와 \vec{x}_i 의 값의 차이가 한계범위에 가까워질수록 0에 가까운 값을 산출하게 된다.

신경망 이론을 이용한 영상분류 과정은 크게 6단계로 구성되며 분류기법의 적용을 위해 사용한 프로그램은 MATLAB이다. 그림 2는

분류과정을 도시화한 결과이다.

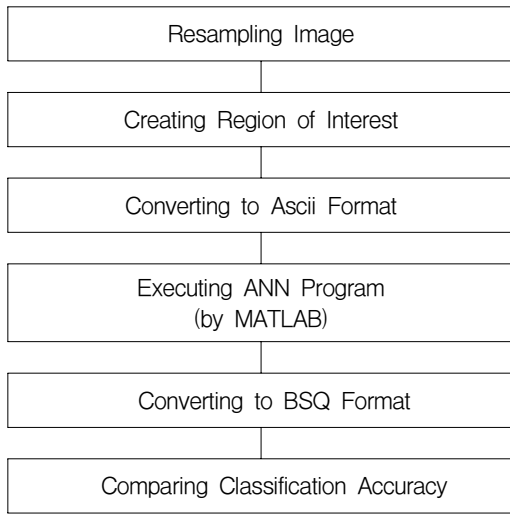


FIGURE 2. Classification process 결과 및 고찰

Landsat TM 과 KOMPSAT EOC영상은 이미지 전처리 과정을 거쳐 동일한 좌표로 투영되었으며, 영상의 노이즈를 제거하기 위해 이미지 필터인 LPF(low pass filter)를 통해 EOC 영상의 선명도를 향상시켰다. 두 영상은 5m의 해상도를 갖도록 최근린법을 이용하여 픽셀 크기가 조정되었다.

네 가지 방법으로 저해상도 영상과 고해상도 영상을 합성한 결과는 분광정보와 공간정보의 보존 측면에서 비교되었다.

그림 3은 사용 데이터들이 필터링과 영상 합성과 같은 이미지 처리과정에 따라 히스토그램 변화를 나타내고 있다. 히스토그램은 전체 영상의 픽셀 수에 대해 해당 DN들이 차지하는 비율을 통계적으로 표현하는 방식이다. 그림 4의 (b)~(d)는 흑백영상과 합성방법별로 도출된 영상의 히스토그램을 보여주며, 그림 4(b)는 Landsat TM 3번 밴드의 원영상과 CN법에 의

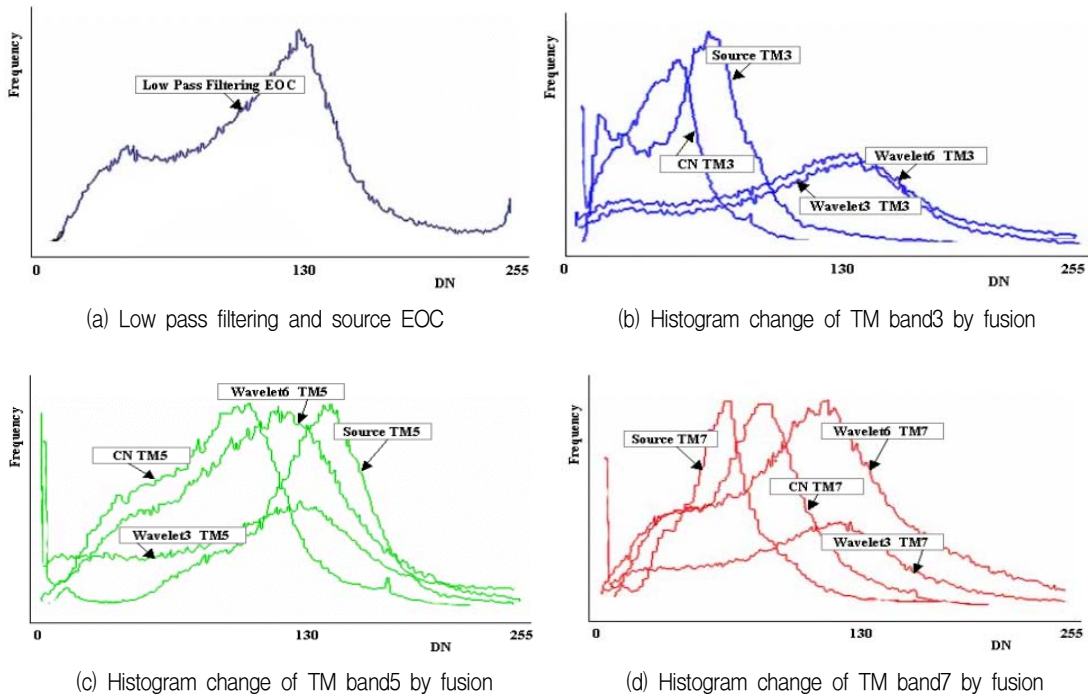
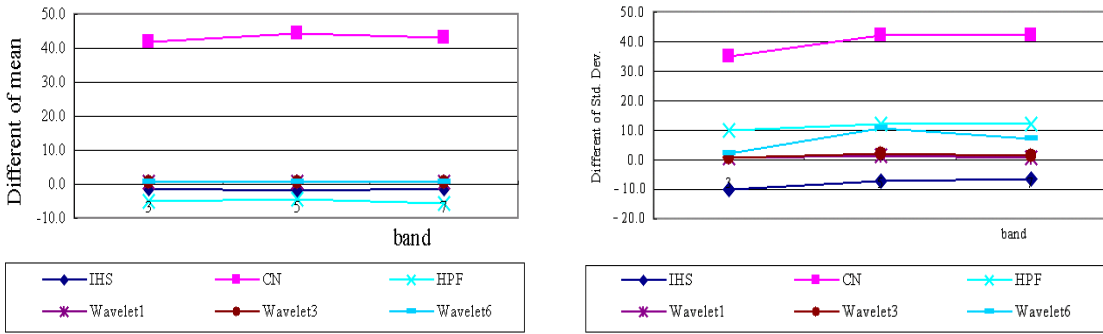


FIGURE 3. Comparison of histogram change on before-after image processing



(a) Diff. of mean between merging method and TM image (b) Diff. of standard deviation between merging method and TM image

FIGURE 4. Comparison of spectral preservation

한 합성결과 그리고 웨이블릿 변환결과 중 세 번째 와 여섯번째 단계의 결과를 보여준다. 분광정보의 보존성을 측정하기 위해서 RMSE (root mean square error)을 사용하였으며, 그림 4는 각 합성방법별 원 영상과의 평균의 차와 표준편차의 차를 도식화 한 결과이다.

CN법이 가장 큰 차이를 보이고 있으며 웨이블릿 변환이 분광정보의 왜곡이 가장 적게 변환되고 있음을 설명하고 있다.

표 1은 TM 밴드 3, 5, 7의 웨이블릿 변환 단계별 RMSE를 도시화 지역과 농촌지역으로 구분하여 비교한 결과이다. 웨이블릿 변환이 증가할수록 RMSE의 차이는 증가하며 도시지역이 농촌지역보다 민감하게 증가하고 있음이 확인되었다.

TABLE 1. RMSE from the reference merged images and TM images

Wavelet stage	Rural area			Urban area		
	TM3	TM5	TM7	TM3	TM5	TM7
Wavelet 1	2.0	2.8	2.6	2.6	13.3	2.8
Wavelet 3	4.2	5.2	5.1	6.0	13.7	6.1
Wavelet 6	7.3	9.7	10.1	10.4	13.2	11.1

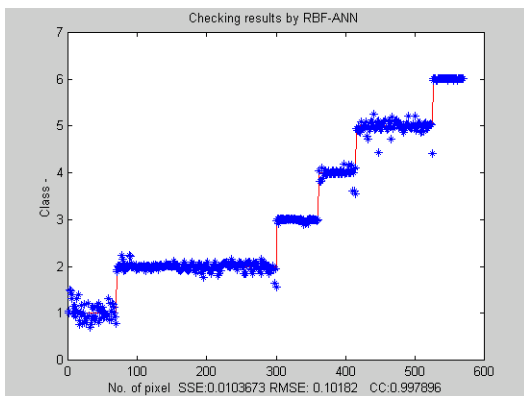
그림 5(a)는 미호천 수계지역의 Landsat TM 원영상 7, 5, 3밴드가 각각 RGB로 대체되

어 디스플레이 된 결과이며, 그림 5(b)는 웨이블릿 변환 여섯번째 단계의 결과를 보여주고 있다. 합성된 영상은 6개의 토지피복(산림, 도시, 농경지, 하천, 나대지, 모래밭)으로 분류하였으며, RBF-NN의 입력층은 3개 밴드에서 6개 밴드의 조합을 반복 실행하여 최적 밴드조합을 도출시켰다. RBF-NN의 SC값은 0.3, SSE는 0.001 그리고 반복수는 200회로 수렴되었다. 농경지와 토지이용이 혼합된 지역에 있어서 밴드조합은 조합수가 증가할수록 분류정확도가 향상되며, 반면 도시지역은 밴드조합 7, 5, 3일 때 가장 양호한 분류결과를 보여주고 있다. 합성영상의 분류에 사용된 입력데이터는 CN과 웨이블릿의 합성결과를 적용하였으며, 각 합성영상에 대한 토지피복분류 결과를 비교할 때 웨이블릿 여섯번째 단계를 통해서 합성된 영상을 사용할 경우가 가장 정확한 분류결과를 보여주고 있다.

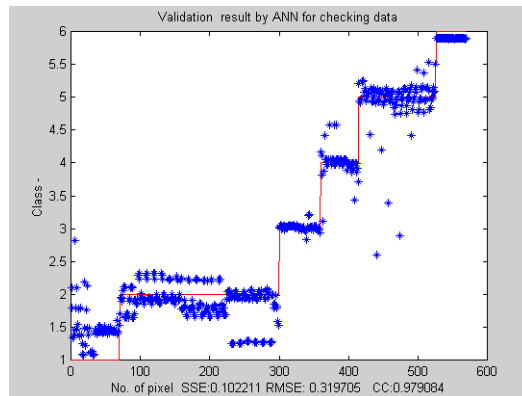
분류정확도는 현장조사를 통해 구축한 정보를 포인트 형태의 수치지도로 변환한 후 입력데이터와 동일한 해상도로 변환하여 격자 형태의 저장구조로 변환하여 조사지점과 분류결과와의 픽셀단위별로 정확도를 평가하였다. 1,325개의 픽셀이 학습과정에 사용되었으며 580개 픽셀이 검증단계에 사용되었다. 전체 정확도는 여러 매트릭스상의 전체 픽셀수에 대한 정분류



FIGURE 5. (a) Landsat TM Image of Miho river basin (b) Result of the fusion by the wavelet 6th stage



(a) Checking results by RBF-NN with wave.



(b) Checking results by ANN using CN

FIGURE 6. Validation result for checking data

픽셀과 오분류 픽셀의 비를 계산하여 산출하였으며, 6단계 웨이블릿의 결과를 통해 토지피복을 분류한 결과가 분류정확도 85.09%로 가장 좋은 결과를 보여주고 있다. 그림 6과 표 2는 Landsat TM과 KOMPSAT EOC가 CN과 웨이블릿을 통해 합성된 영상을 사용하여 피복분류를 실시한 결과 중 검증 데이터 셋의 전체 정확도와 카파계수를 요약한 결과이다.

CN법을 통한 합성영상을 ANN기법으로 토

지피복 분류를 실시한 결과 검증용 데이터셋을 기준으로 한 전체정확도와 카파계수는 각각 91.75%, 89.1%로 도출되었다. 같은 CN법에 분류기법을 RBFNN으로 하였을 경우 전체정확도는 99.65%가 도출되었고, 웨이블릿을 통한 KOMPSAT EOC와 Landsat TM 합성영상을 ANN을 통해 분류하였을 시에는 전체정확도가 98.75%로 분석되었다.

TABLE 2. Comparison of overall accuracy and Kappa coefficient

Fusion & Classification	Overall Accuracy	Kappa Coefficient
ANN-CN	91.75%	89.14%
RNFNN-CN	99.65%	99.54%
ANN-Wavelet	98.77%	98.37%
RBFNN-Wavelet	99.82%	99.77%

그리고 RBFNN을 분류기법으로 하고 입력 영상은 웨이블릿을 통해 도출된 합성영상을 사용하였을 경우 전체정확도는 99.8%를, 카파 계수는 99.77%를 나타내었다.

따라서 분류정확도의 측면에서 볼 때 ANN 보다는 RNFNN을 사용한 분류결과가 보다 높은 분류정확도를 보여주고 있다.

결 론

본 연구는 KOMPSAT EOC를 이용하여 전체영상에 대한 토지피복 분류의 향상을 도모하기 위하여 다중 분광정보를 지니고 있는 Landsat TM영상과의 합성방법과 합성된 영상을 이용한 분류기법에 있어서의 최적안을 제시하고 있다.

영상합성에 있어서, 웨이블릿 변환은 다른 CN, IHS, HPF의 변환결과보다 분광 및 공간 해상도의 왜곡을 최소화시키며, 그 중 웨이블릿 여섯번째 단계의 결과가 가장 우수한 합성 결과를 도출시켰다.

토지피복은 산림, 도시, 농경지, 하천, 나대지, 모래밭으로 구분하여 실시하였으며, RBF-NN을 이용한 토지피복은 SSE 0.001, 모델반복수 100회, SC 0.3으로 수렴되었다. 농경지와 토지 이용이 혼합된 지역에 있어서 밴드조합은 조합수가 증가할수록 분류정확도가 향상되며, 반면 도시지역은 밴드조합 7, 5, 3일 때 가장 양호한 분류결과를 보여주었다. 분류에 사용된 입력데이터는 CN과 웨이블릿의 합성결과를

적용하였으며 각 합성영상에 대한 토지피복분류 결과를 비교할 때 웨이블릿 여섯번째 단계를 통해서 합성된 영상을 사용할 경우가 가장 정확한 분류결과를 보여주고 있다. 웨이블릿 6단계의 합성영상을 이용할 경우 분류정확도는 85.09%이며, CN 합성영상은 76.77%의 정확도로 계산되었다.

분류결과는 ANN 보다 RBF-NN의 산출물이 검증 데이터의 정확도가 높게 분석되었으며 분류영상은 CN 합성정보보다는 웨이블릿을 통한 합성영상을 사용하는 것이 8.07% 우수한 결과를 도출하였다.

이상의 결과를 통해서 볼 때 EOC영상의 분광정보를 보완하여 환경정보를 추출하기 위해서는 영상합성의 전처리과정을 필요로 하며, 합성된 영상을 분류할 때는 RBF-NN을 사용하는 것이 보다 정확한 결과를 산출하는 방법임을 제시할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단의 AEMRC와 과학기술부 과제(project code: 99-J-MS-03-B-01-a3)와 수자원의 지속적 확보기술개발 사업(project code: 1-2-1)의 연구비 지원결과의 일부이며, 연구비 지원에 감사 드립니다. **KAGIS**

참고문헌

경천구. 2000. JERS-1 영상의 지표피복 분류 정확도 평가. 충북대학교 석사학위논문.

구자용, 황철수. 2001. 위성영상의 적정 해상도 탐색방안에 관한 연구. 대한원격탐사학회지 17(1):71-84.

김영섭, 서애숙, 조명희. 1998. 원격탐사개론. 동화기술.

이상훈. 2001. 공간지역확장과 계층집단연결 기법을 이용한 무감독 영상분류. 대한원격탐사학회지 17(1):57-69.

- 한국과학기술원 인공위성연구센터. 1998. EOC 영상 자료 처리 및 활용기술 개발. 18-36쪽.
- Bishop, C.M. 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford, U.K., Clarendon.
- Caselles, V. and M.J. Kopez Garcia. 1989. An alternative simple approach to estimate atmospheric correction in multi-temporal studies. *Int. J. Remote Sensing*. 10:1127-1134.
- Collins, J.B. and C.E. Woodcock. 1996. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. *Remote Sens. Environ.* 56:66-77.
- Ersoy, O.K. and D. Hong. 1990. Parallel, self-organizing, hierarchical neural networks, *IEEE Tans. Neural Networks* 2(2):167-178.
- Ha, S.R. and S.Y. Park. 2000. RBF-Neural Network Based Land Cover Classification Technique of Satellite Image for Pollutant Load Estimation. *Proc. of the 4th Int. Conf. on Hydro-science and Eng., Volume 4*.
- Hall, F.G., D.E. Strebel. J.E. Nickeson and S.J. Goetz. 1991. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multirate, multisensor images. *Remote Sens. Environ.* 35:11-27.
- Hertz, J., A. Krogh and R.G. Plamer. 1991. *Introduction to the theory of neural computation*. Addison Wesley.
- Lee, K.S. and J.H. Kim. 2000. Change analysis of forest area and canopy conditions in Kaesung, North Korea using Landsat, SPOT and KOMPSAT data. *Korean J. Remote Sensing* 16(4):327-338.
- Park, D.H and S.R Ha. 2001. Application of active convolution technique to discriminate the water region using KOMPSAT-1 EOC incorporated with DEM. *ISRS* 2001.
- Schott, J.R., C. Salvaggio and W.J. Volchok. 1988. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sens. Environ.* 26:1-16.
- Singh, A. 1989. Digital change detection techniques using remotely sensed data. *Int. J. Remote Sensing* 10(6):989-1003.
- Yorkey, D.A. 1996. Multiresolution wavelet decomposition image merger of LANDSAT thematic mapper and SPOT panchromatic data. *Photogram. Eng. Remote Sensing* 62(9):1067-1074. 