

새로운 영상 향상법을 이용한 인공위성 영상의 카테고리 분류

조 용 옥* · 안 명 석** · 조 석 제***

A Study on the Category Classification of Multispectral Remote Sensing Images Using a New Image Enhancement Method

Yong-Wook Cho · An, Myung-Seok · Seok-Je Cho

〈목	차〉
Abstract	4. 모의실험 및 고찰
1. 서 론	5. 결론
2. 제안한 영상 향상법	참고문헌
3. 다중 분광 영상의 카테고리 분류	

Abstract

In general, neural networks are widely used for the category classification of multispectral images. Since the input multispectral images into neural networks are, however, low contrast images, neural networks converge very slowly and are of bad performance. To overcome this problem, we propose a new image enhancement method which consists of smoothing process, finding the main valley and enhancement process. In addition the enhanced images by the proposed method are used as the input of neural networks for the category classification. When the new category classification method is applied to multispectral LANDSAT TM images, we verified that the neural networks converge very fastly and that the overall category classification performance is improved.

1. 서 론

지구의 표면으로부터 방사되는 에너지를 검출하여 지구상의 대상 물체, 지역, 현상 등을 조사하

는 시스템을 원격센싱시스템(remote sensing system) 이라 한다^[1]. 인공위성이나 항공기의 원격센싱시스템에 의해 다양한 파장 대역에서 측정되는 다중분광영상(multispectral image)은 지구

* 포인트아이닷컴 연구원

** 한국해양대학교 컴퓨터공학과 박사과정

*** 한국해양대학교 자동화·정보공학부 부교수

의 기상 해석 및 예측, 해양의 온도 변화 측정, 해양 자원 및 생태 자원 보존, 토지 이용 측도, 군사적 용도 등에 많이 사용된다^[1,3]. 다중분광 영상을 목적에 맞게 사용하기 위해 영상을 의미 있는 영역으로 분류하는데, 이것을 카테고리 분류(category classification)라고 한다^[1,4,5].

카테고리 분류를 위한 대부분의 다중분광 영상은 에너지의 반사정도가 낮고, 카테고리간의 명암도(gray level) 차이가 작기 때문에, 카테고리를 분류할 때 성능이 떨어진다^[1,6]. 따라서 분류성능을 향상시키기 위해서는 다중분광 영상의 명암도 차이를 크게 할 필요가 있다. 영상의 명암도 차이를 크게 하는 방법으로는 선형대비 향상법(linear contrast enhancement method)과 히스토그램 균일화법(histogram equalization method) 등이 있다. 선형대비 향상법은 원 영상의 명암도를 선형적으로 새로운 명암도로 바꾸는 방법이다. 다중분광 영상은 명암도가 전 구간에 걸쳐 존재하므로 이 방법은 다중분광 영상에 적용하기가 어렵다. 히스토그램 균일화법은 히스토그램 명암도 빈도수를 명암도에 따라 균일하게 분포되도록 재배치하는 방법이다. 이 방법은 큰 히스토그램 도수에 비해 상대적으로 매우 작은 도수의 명암도끼리 서로 합쳐져 정보 손실이 발생한다^[7].

본 논문에서는 이러한 기존 향상법의 문제점을 보완하기 위해 새로운 향상법을 제안하였다. 새로운 향상법은 다중분광 영상 각 분광 대역의 히스토그램 분포에 대해 주된 골의 수를 구하고 이 수에 따라 전체 명암도를 균등하게 나눈 후 골과 골간의 히스토그램 분포를 균등하게 나누어진 부분 명암도에서 균일화하는 방법이다. 이 방법은 히스토그램 균일화법의 문제점인 매우 작은 도수의 명암도끼리 서로 합쳐지는 현상을 억제한다.

제안한 방법에 의해 향상된 LANDSAT TM (thematic mapper) 영상^[2,3]으로 카테고리 분류를 하기 위해 다층 신경회로망인 오차 역전파(error backpropagation) 신경회로망^[8,9]을 사용하였다. 향상전의 LANDSAT TM 영상과 제안한 향상법에 의해 향상된 LANDSAT TM 영상을 입력으로 하

는 신경회로망에서의 분류결과를 비교한 결과 향상된 영상을 입력으로 하는 신경회로망에서 더 좋은 분류성능을 나타냄을 알 수 있었다.

2. 제안한 영상 향상법

다중분광 영상의 경우 대부분의 화소들이 어두운 부분에 편중되어 있지만, 소수의 화소들은 밝은 부분에 존재한다. 이런 분포를 가지는 다중분광 영상을 히스토그램 균일화법에 적용하면 도수가 작은 밝은 부분의 명암도끼리 서로 합쳐지는 현상이 발생하여 정보의 손실을 가져온다. 이와 같은 현상을 보완하기 위해 본 논문에서는 대비를 크게 하면서도 정보의 손실을 최대한 억제할 수 있는 새로운 영상 향상법을 제안하였다.

제안한 방법은 다중분광 영상 각 분광 대역의 히스토그램 분포의 주된 골의 개수에 따라 전체 명암도를 대등하게 나눈 후 골과 골간의 히스토그램 분포를 대등하게 나누어진 부분 명암도에서 균일화하는 방법이다. 제안한 방법은 크게 평활화 과정, 주된 골 찾기, 그리고 향상 과정으로 이루어진다.

2.1 평활화 과정

평활화 과정은 히스토그램 분포의 주된 골과 마루의 위치를 명확하게 찾기 위한 과정이다. 식 (1)와 같이 다중분광 영상 각 분광 대역의 히스토그램을 가우시안 필터(gaussian filter)를 이용하여 평활화시킨다.

$$F(x, \sigma) = f(x) * g(x, \sigma) \\ = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}\right] du \quad \dots\dots(1)$$

여기서, $f(x)$ 는 각 분광 대역의 히스토그램 분포이고, $g(x, \sigma)$ 는 가우시안 필터이다. 이 때 σ 는 표준편차로서 가우시안 필터의 폭을 결정한다. 이 표준편차의 크기에 따라 히스토그램의 평활화 정도가 달라져서 두드러진 골영역들은 존재하고, 작은 골영역들은 소멸된다.

2.2 주된 골 찾기

주된 골을 찾는 과정은 평활화된 각 분광 대역의 히스토그램 분포에서 골의 위치를 찾는 과정이다. 본 논문에서는 평활화된 히스토그램 분포를 미분했을 때 0이 나오는 명암도중 골에 해당하는 부분을 선택하였다.

2.3 향상 과정

향상 과정은 찾은 골의 수에 따라 히스토그램 전체 명암도(0 ~ 255)를 동일한 간격으로 대등하게 나누고, 나누어진 영역을 기준으로 골과 골 사이의 히스토그램 분포를 균일화하는 과정이다.

나누어진 부분영역에 대한 $n-1$ 번째 골의 명암도 T_{n-1} 에서 k 번째 명암도의 도수누적 S_{kn} 은 식 (2)과 같다.

$$S_{kn} = \sum_{j=T_{n-1}}^k \frac{N_{nj}}{N_n} \quad \dots\dots\dots (2)$$

$(n=1, 2, \dots, M, \quad k < T_n - 1)$

- 단, M : 총 골의 개수
- T_{n-1} : $n-1$ 번째 골의 시작 명암도(단, $\sim T_0 = 0$)
- $T_n - 1$: n 번째 골 바로 전의 명암도
- N_n : 명암도 T_{n-1} 에서 $T_n - 1$ 까지의 총 화소 수 (단, $T_M - 1 = 255$)
- N_{nj} : T_{n-1} 에서 $T_n - 1$ 까지의 구간에서 명암도가 j 까지의 픽셀의 개수

따라서 제안된 히스토그램 균일화 방법에 의해 균일화된 명암도 C_{kn} 은 식 (3)과 같다. 식 (4)는 255까지의 명암도 구간을 대등하게 $M+1$ 등분 했을 때 n 번째 밝기값 TH_n (단, $TH_0=0$)을 나타낸다.

$$C_{kn} = TH_{n-1} + (TH_n - TH_{n-1}) \cdot S_{kn} \quad \dots\dots\dots (3)$$

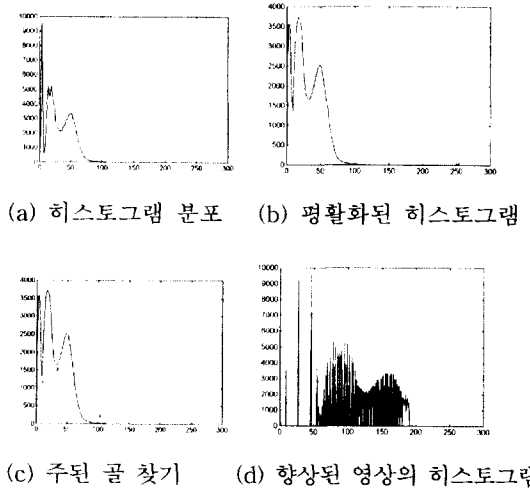
$$TH_n = \frac{255}{M} \cdot n \quad (\text{단, } n=1, 2, \dots, M) \quad \dots\dots\dots (4)$$

그림 1은 LANDSAT TM 대역 7의 영상이다. 그림 2는 그림 1의 영상을 제안한 영상 향상법으로 처리하는 과정을 히스토그램으로 나타낸 것이다.

그림 2(a)는 그림 1의 영상의 히스토그램 분포를, 그림 2(b)는 그림 2(a)의 히스토그램 평활화 결과를 나타낸다. 그림 2(c)는 주된 골을 찾은 결과인데 여기서는 주된 골 3개를 찾았다. 그리고 그림 2(d)는 제안한 향상법에 의해 향상된 영상의 히스토그램을 나타낸다. 그림 3은 일반적인 히스토그램 균일화법을 적용한 히스토그램이다. 그림 2(d)와 그림 3을 비교하면 제안한 방법이 대비를 높게 하면서 도수가 작은 명암도끼리 합쳐지는 현상을 방지하는 것을 확인할 수 있다. 그림 4는 제안한 방법을 통해 향상된 영상이다.



그림 1. LANDSAT TM 원영상 (대역 7)



(a) 히스토그램 분포 (b) 평활화된 히스토그램 (c) 주된 골 찾기 (d) 향상된 영상의 히스토그램

그림 2. 제안한 영상 향상과정

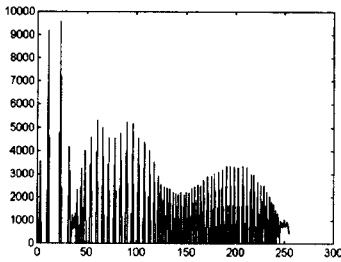


그림 3. 기존의 히스토그램 균일화

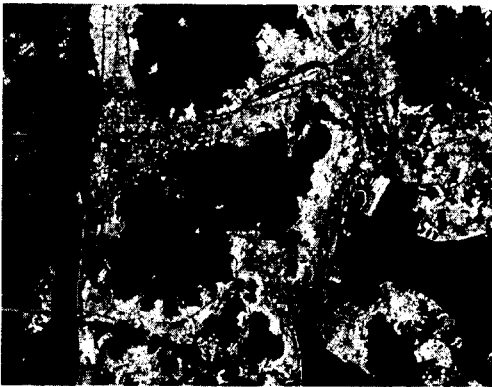


그림 4. 제안한 향상법에 의해 향상된 영상

3. 다중분광 영상의 카테고리 분류

제안한 방법에 의해 얻어진 다중분광 영상을 카테고리 분류를 하기 위해 본 논문에서는 신경회로망을 사용하였다.

3.1 신경회로망을 이용한 카테고리 분류

신경회로망은 다중분광 영상의 카테고리 분류에 가장 많이 사용된다^[10~12]. 본 논문에서는 학습을 통해 목표값과 신경회로망의 출력값의 차가 최소가 되도록 각 층간의 연결강도를 변화하는 오차 역전파 신경회로망을 사용하였다. 오차 역전파 신경회로망의 학습은 다중분광 영상에서 어떤 카테고리로 분류될 지 알고 있는 화소를 선택하여 만든 학습 데이터를 이용하여 목표값과 출력값의 오차가 최소가 되도록 연결강도를 조정하는 작업이다.

학습 데이터 O_i 는 식 (5)과 같이 연결강도 w_{ij}^T 와 곱해서 한 층(layer)의 초기 출력 u 를 만들고 식 (6)와 (7)의 단극성 시그모이드 활성화 함수를 거쳐 최종 출력 O_i 가 된다. 식 (8)은 목표치 T_i 와 O_i 간의 오차 함수 E 를 나타낸다.

$$u = O_i w_{ij}^T \dots\dots\dots (5)$$

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \dots\dots\dots (6)$$

$$O_i = f(u) \dots\dots\dots (7)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (T_i - O_i)^2 \dots\dots\dots (8)$$

오차가 작게 나도록 식 (9)와 같이 $f(u)$ 를 미분해서 신경망을 학습한다. 오차가 초기에 설정한 값에 도달하지 않으면 식 (10)과 (11)과 같이 연결강도 w_{ij} 와 w_{jk} 를 갱신하고, 다시 식 (5)~(8)의 과정을 반복하여 오차를 줄여 나간다.

$$f'(u) = f(u)(1 - f(u)) \dots\dots\dots (9)$$

$$\begin{aligned} w_{ij}^{(t+1)} &= w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij} \\ &= w_{ij}^{(t)} + \eta \delta_j O_i^{(t)} \end{aligned} \dots\dots\dots (10)$$

$$\begin{aligned} w_{jk}^{(t+1)} &= w_{jk}^{(t)} + \Delta w_{jk} \\ &= w_{jk}^{(t)} + \eta \delta_k O_j^{(t)} \end{aligned} \dots\dots\dots (11)$$

오차가 초기에 설정한 값에 도달하여 학습이 끝난 신경회로망에 분류하고자 하는 다중분광 영상을 입력하면 입력노드의 값과 설정된 연결강도의 조합에 의해 해당 카테고리로 분류된다.

3.2 제안한 신경회로망 카테고리 분류

오차 역전파 신경회로망의 분류 성능 향상을 위해서는 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

- 신경회로망의 전체 오차크기가 작아야 한다.
- 신경회로망의 오차 수렴시간이 빨라야 한다.

여기서 오차 수렴시간을 빠르게 하기 위해서는 아래 식 (12)의 연결강도 변화량 $\Delta\omega$ 값을 크게 해야 한다. 즉 t번째 연결강도에서 t+1번째 연결강도

의 변화량이 크면 오차 수렴시간이 빨라진다.

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} + \Delta w$$

$$= w^{(t)} + \eta f'(u)(T - O_o)O_i \dots\dots\dots(12)$$

- $w^{(t)}$: t번째 학습때의 각 층과의 연결강도
- η : 학습률(learning rate)
- $f'(u)$: 활성화 함수의 도함수
- T : 목표값과 출력노드값의 차
- O_o : 출력노드의 값
- O_i : 입력노드의 값

연결강도 변화량 Δw 가 0에 가깝게 되면 t번째 연결강도와 t+1번째 연결강도의 변화가 거의 없다는 것을 의미하므로 오차 수렴시간이 느려진다. 연결강도 변화량 Δw 가 0에 가깝게 되는 조건은 식 (12)에서 $(T - O_o) \approx 0$, $f'(u) \approx 0$ 또는 $O_i \approx 0$ 이다. 이 중 첫 번째 조건인 $(T - O_o) \approx 0$ 은 목표값과 출력노드값간의 차가 0에 가까운 것으로, 이는 신경회로망 학습이 모두 이루어져 오차가 최소치에 도달한 것을 의미한다. 이 때는 비록 오차 수렴시간이 느려지더라도 신경회로망의 학습이 모두 끝난 것이므로 신경회로망의 성능에는 아무런 영향을 미치지 않는다. 두 번째 조건인 $f'(u) \approx 0$ 은 활성화 함수의 도함수가 0에 가까운 것이다. 이는 신경회로망 학습때 갱신된 현 노드의 값이 포화되었다는 것을 의미한다. 마지막으로 $O_i \approx 0$ 은 입력이 0에 가까운 것이다. 이는 명암도가 작은 부분에서 큰 빈도수를 가지고, 명암도가 큰 부분에서 작은 빈도수를 가지는 학습 데이터를 정규화(normalization)할 경우에 발생한다. 이 경우 신경회로망의 오차 수렴 시간이 느려져 전체적인 신경회로망의 성능을 떨어뜨리게 된다. 따라서 $O_i \approx 0$ 가 되지 않도록 학습 데이터를 영상 향상법을 통하여 대비를 크게 해주면 오차 수렴시간을 단축하여 신경회로망 성능을 높일 수 있다.

본 논문에서 사용하는 다중분광 영상 역시 명암도가 작은 부분에서 큰 빈도수를 가지고 명암도가 큰 부분에서 작은 빈도수를 가진다. 따라서 이를 신경회로망의 입력으로 사용하면 오차 수렴시간이

느려지므로 신경회로망의 성능이 떨어진다. 이를 극복하기 위해서 본 논문에서는 새로운 영상 향상법을 통하여 대비를 높이고 이 향상된 영상을 신경회로망의 입력으로 하는 새로운 카테고리 분류법을 제안하였다. 이 방법은 영상의 대비를 크게 하여 입력 데이터가 0에 가깝게 되는 현상을 방지해 준다. 그 결과 신경회로망의 오차 수렴시간이 크게 줄어들어 신경회로망의 분류성능이 높아진다.

그림 5은 본 논문에서 제안한 신경회로망의 구조이다. 새로운 영상 향상법에 의해 향상된 영상을 각 입력노드의 입력으로 하고, 분류하고자 하는 카테고리를 각 출력노드의 출력으로 하여 신경회로망을 학습한다.

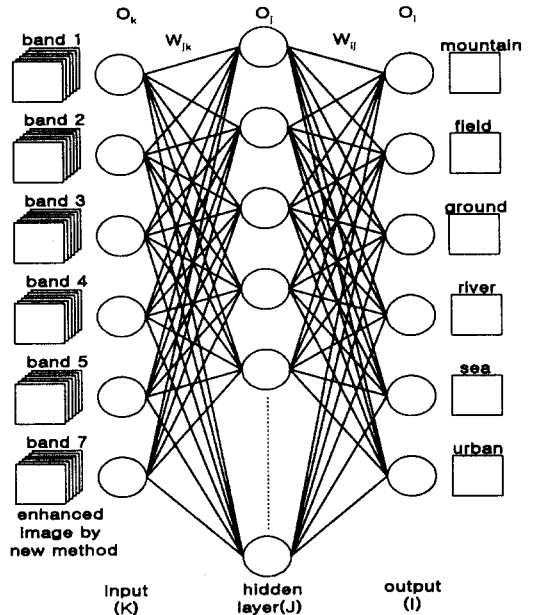


그림 5. 제안한 신경회로망 구조

4. 모의 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법을 평가하기 위해 LANDSAT 5호에서 촬영한 TM 영상을 사용하였다. TM 영상중 해상도가 120m인 대역 6번을 제외하고, 해상도가 30m인 대역 1~5, 7의 6개를 카테고리

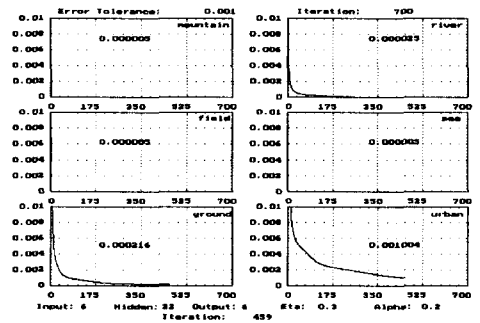
고리 분류에 사용하였다. 각 영상의 크기는 512×400 화소이고, 각 화소는 256의 명암도를 가진다. 분류할 카테고리는 산림지(mountain), 평야(field), 나대지 및 도로(ground), 강(river), 바다(sea), 도심지(urban)의 6가지이다.

실험에서는 LANDSAT TM 영상을 제안한 향상법을 통해 향상한 후 신경회로망의 입력으로 하여 카테고리 분류한다. 그리고 분광비를 이용하여 음영에 의한 오분류를 줄인다.

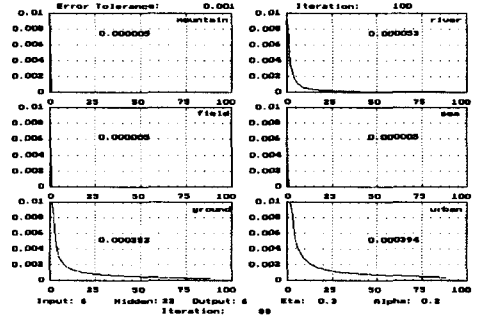
제한한 향상법의 평활화 단계에서 가우시안 필터의 표준편차는 4로 설정하여 히스토그램을 평활화하였다. 신경회로망은 입력층 1개, 은닉층 1개 그리고 출력층 1개로 구성하였고, 입력노드 6개, 은닉노드 22개, 그리고 출력노드 6개를 사용하였다. 신경회로망은 향상전 영상의 표본 데이터(sample data)와 제안한 향상법에 의해 향상된 영상의 표본 데이터를 학습 입력으로 하는 두 개의 신경회로망을 만들어 카테고리 분류 성능을 비교, 평가하였다. 신경회로망에 인가될 학습 데이터는 사용한 6개의 분광 대역에서 추출된 6가지의 카테고리 패치(patch)의 조합으로 구성하였다. 카테고리 패치의 조합은 6개의 분광 대역중 한 분광 대역에서 도심지 카테고리를 10×10 크기로 4개를 추출하여 카테고리 패치를 구성하고, 산림지, 평야, 나대지 및 도로, 강 그리고 바다 카테고리도 같은 방법으로 추출하여 총 6개의 패치를 한 개의 영상으로 조합한 것이다. 그림 7은 신경회로망 학습을 위해 입력노드에 입력되는 카테고리 패치를 나타낸다.

신경회로망의 출력층은 산, 평야, 나대지 및 도로, 강, 바다 그리고 도심지 순으로 구성을 하였고, 신경회로망에 의해 출력하고자 하는 목표값은 1로 설정하였다. 구성된 신경회로망은 각 출력노드의 가장 큰 오차가 0.001안에 들어오도록 학습을 하여 연결강도를 결정하였고, 최소 88번의 학습이 이루어지도록 하였다. 그리고 향상전 영상의 표본 데이터를 이용하여 학습된 신경회로망에는 향상전의 전체 영상을 입력으로 하여 카테고리 분류를 하였고, 향상된 영상의 샘플 데이터를 이용하여 학습된 신경회로망에는 향상된 전체 영상을 입력으로 하여 카테고리 분류를 하였다. 학습된 신경회로망에

영상을 입력할 때 나오는 각 출력노드의 값중 가장 큰 값에 해당하는 출력노드를 분류하고자 하는 카테고리로 선택하였다. 후처리 단계로 분광비는 6개의 분광 대역 영상에서 30가지의 비영상 조합을 만들었다. 그 중 분광비가 가장 크게 발생하는 4 분광 대역과 5 분광 대역간의 산림지 그늘진 부분이 평야로 오분류되는 부분을 이용하여 분류 성능을 높였다.



(a) 향상전 영상 입력

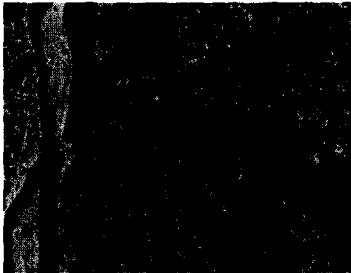


(b) 향상 영상 입력

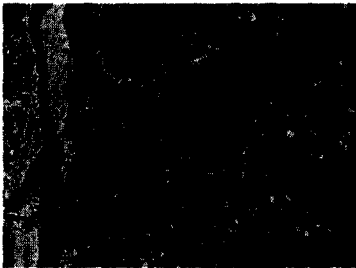
그림 6. 신경회로망의 오차 변화

그림 6의 (a)와 (b)는 신경회로망의 오차 변화를 나타낸 것이다. 그림 6(b)의 제안한 방법에 의해 향상된 영상을 이용한 신경회로망의 오차신호가 그림 6(a)의 향상전 영상을 이용한 신경회로망의 오차신호보다 전반적으로 빠른 시간내에 수렴되고 있고, 전체적인 오차 크기가 작은 것을 확인할 수 있다. 이는 향상된 영상을 입력한 신경회로망의 성

능이 우수하다는 것을 의미한다.



(a) 향상전 영상 입력



(b) 향상 영상 입력

그림 7. 카테고리 분류 결과

그림 7의 (a)와 (b)는 카테고리 분류의 결과로 파란색은 도십지, 연한 녹색은 산림지, 빨간색은 평야, 노란색은 나대지, 진한 녹색은 강, 그리고 남색은 바다를 나타낸다. 그림에서 보듯이 전체적인 분류성능이 향상된 영상을 입력으로 한 제안한 방법이 좋다는 것을 확인할 수 있다. 특히 바다의 배나 방파제 그리고 강의 다리와 같이 도수가 작은

표 1. 전체 카테고리별 분류 정답률

	non-enhanced image	enhanced image
mountain	96.85%	98.31%
field	96.84%	97.96%
ground	95.92%	97.06%
river	99.25%	99.50%
sea	97.50%	98.96%
urban	97.43%	99.06%

밝기값을 대등하게 나누어 히스토그램 균일화를 적용함으로써 이 부분들이 명확하게 분류되었다. 표 1은 전체 카테고리별 분류 성능을 나타낸다. 입력에 사용한 학습 데이터를 제외한 각각의 카테고리별로 1600개씩 추출하여 분류 성능을 비교한 결과 전체적으로 제안된 방법이 더 좋은 결과를 나타낸다는 사실을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 인공위성으로부터 획득한 다중분광 영상의 카테고리 분류를 위한 새로운 영상 향상 방법을 제안하였다. 다중분광 영상은 카테고리간의 명암도차가 작기 때문에 카테고리 분류 시 성능이 저하된다. 이를 개선하기 위해 제시한 새로운 영상 향상법은 다중분광 영상의 각분광 대역의 히스토그램 분포를 가우시안 필터를 취하여 평활화한 후 주된 골을 찾고, 그 수에 따라 전체 명암도를 나누어 각 부분에서 히스토그램 균일화 방법을 수행한 것이다. 이 영상 향상법은 다중분광 영상의 대비를 크게 할 뿐만 아니라 기존 영상 향상법의 문제점인 도수가 작은 밝기값들이 합쳐지는 현상을 억제하여 정보의 손실을 최소화한다.

제안한 방법으로 향상한 다중분광 영상을 신경회로망의 입력으로 하여 카테고리 분류하였다. 제안한 방법은 다중분광 영상의 대비를 높이고 도수가 작은 부분들이 합쳐지지 않아 정보의 손실을 최소화하므로 향상하기 전 영상을 이용한 신경회로망 분류보다 수렴속도가 빨라지고 분류 성능이 향상됨을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] 조석제, "IHS 칼라공간에 의한 위성영상향상에 관한 연구," 한국항해학회 학회지, 제 21권, 제1호, pp. 119-128, 1997.
- [2] John A. Richards, *Remote sensing digital image analysis*, Springer-Verlag, 1994.
- [3] Thomas M. Lillesand and Ralph W. Kiefer,

- Remote sensing and image interpretation*, John Willey & Sons, 1987.
- [4] J. D. Paola and R. A. Schowengerdt, "A Detailed comparison of back propagation neural network Multispectral classification of LANDSAT image and maximum-likelihood classifier for urban land use classification," *IEEE Trans. on GeoScience and Remote Sensing*, Vol. 33, No. 4, pp. 981-996, July, 1995.
- [5] H. Bischof, W. Schneider, and A. J. Pinz, "Multispectral classification of LANDSAT image using neural network," *IEEE Trans. on Geo-science and Remote Sensing*, Vol. 30, No. 3, pp. 482-490, May 1992.
- [6] James A. Freeman and David M. *Neural networks algorithms, applications, and programming techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [7] Y. Anzai, *Pattern recognition and machine learning*, Academic Press, 1992.
- [8] S. Y. Kung, *Digital neural networks*, Prentice-Hall, 1993.
- [9] 오창석, 뉴로컴퓨터, 知成出版社, 1996.
- [10] Jon A. Benediktsson, Philip H. Swain and Okan K. Ersoy, "Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 28, No. 4, pp. 540-552, July 1990.
- [11] 임태훈, 서용수, "신경회로망을 이용한 인공 위성 분광화상 데이터의 영역분류," 대한전자 공학회 추계 종합학술대회 논문집(B), 1996.
- [12] Taek Mu Kwon and Hui Cheng, "Contrast enhancement for backpropagation," *IEEE Trans. on Neural Network*, Vol. 7, No. 2, pp. 515-524, Mar. 1996.
- [13] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital image processing*, Addison Wesley, 1993.