

새로운 영상 향상법과 신경회로망을 이용한 다중분광 영상의 카테고리 분류

조 용 욱* · 조 석 제**

A Category Classification of Multispectral Images Using a New Image Enhancement Method and Neural Networks

Yong-Wook Cho · Seok-Je Cho

Abstract

In general, neural networks are widely used for the category classification. But when low contrast images, such as multispectral images, are used as the input of neural networks, 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. And 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 neural networks converge very fast and overall category classification performance is improved.

I. 서 론

원격 감지 시스템(remote sensing system)은 지구의 표면으로부터 반사 또는 방사되는 에너지를 검출하여 지구상의 물체, 지역 및 기상 현상 등을 조사하는 시스템이다^[1,2]. 원격 감지 시스템으로부터 검출되는 에너지는 가시광선과 적외선 등의 여러 분광

* 한국해양대학교 제어계측공학과 석사과정

** 한국해양대학교 자동화정보공학과 교수

대역으로 나누어져 영상으로 획득된다. 이 때 획득된 영상을 다중분광 영상(multispectral image)이라한다. 다중분광 영상으로부터 정보를 얻기 위해서는 다중분광 영상의 각 화소를 주택지, 산림, 평야, 강, 바다 등으로 분류하는 것이 매우 중요하다. 이렇게 다중분광 영상을 의미있는 영역으로 분류하는 것을 카테고리 분류(category classification)라 한다. 카테고리 분류를 통해 획득한 정보는 지구의 기상 해석 및 예측, 농경과 도시 건설, 재난시의 피해 상황 및 위험, 자원 및 생태계의 조사, 토지 이용 지도, 군사적인 용도 등으로 사용된다^[1,2].

카테고리 분류법은 통계적인 방법과 비통계적인 방법으로 크게 나눈다. 통계적인 방법으로는 최단 유클리드 거리법(minimum euclidean distance method)과 최대 유사 분류법(maximum likelihood classifier method) 등이 있고, 비통계적인 방법으로는 신경회로망을 이용하는 방법 등이 있다^[3~5]. 최근의 여러 연구에서는 신경회로망을 이용한 분류법이 통계적인 방법에 의한 것보다 우수한 분류성능을 보이고 있다^[6~8].

신경회로망을 이용한 카테고리 분류의 주된 관심은 학습률, 모멘트 상수 및 은닉층의 뉴런 개수의 조정에 의한 분류성능 향상에 있다. 이러한 계수들의 최적화는 신경회로망의 성능을 결정하는 중요한 요소이다. 그러나, 대부분의 다중분광 영상은 카테고리 간의 명암도(gray level) 차이가 작기 때문에, 신경회로망의 학습시 수렴속도가 떨어지고 분류성능이 저하된다^[9]. 따라서 다중분광 영상의 명암도 차이를 크게 하면 신경회로망의 수렴속도가 빨라져서 분류성능이 향상된다. 영상의 명암도 차이를 크게 하는 영상 향상법은 대표적으로 선형대비 향상법(linear contrast enhancement method)과 히스토그램 균일화법(histogram equalization method) 등이 있다. 선형대비 향상법은 다중분광 영상의 경우 명암도가 전 구간에 걸쳐 존재하므로 다중분광 영상에 적용하기가 어렵다. 히스토그램 균일화법은 대비를 높일 때 큰 히스토그램 도수에 비해 상대적으로 매우 작은 도수의 명암도끼리 서로 합쳐져 정보 손실이 발생한다^[10,11].

본 논문에서는 새로운 향상법에 의해 향상된 영상을 입력으로 하는 새로운 카테고리 분류법을 제안하였다. 새로운 향상법은 기존 향상법의 단점을 보완하여 비슷한 명암도끼리 합쳐지는 현상을 억제하는 방법이다. 이 영상 향상법은 다중분광 영상 각 분광대역의 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. 신경회로망은 다층 신경회로망인 오차 역전파(error backpropagation) 신경회로망^[12~15]을 사용하였다. 향상전의 LANDSAT TM(thematic mapper) 영상^[1,2]과 향상한 LANDSAT TM 영상을 입력으로 하는 신경회로망을 비교한 결과 향상전 영상을 입력으로 하는 신경회로망보다 향상한 영상을 입력으로 하는 신경회로망이 학습수렴속도가 더 빨랐고, 더 정확한 분류 결과를 얻을 수 있었다.

II. 다중분광 영상의 카테고리 분류

지구 상의 물체, 지역 및 기상 현상은 다중분광 영상의 명암도 차이로 표현된다. 이 명암도 차이를 구별하여 의미있는 영역으로 분류하는 것이 카테고리 분류이다. 카테고리 분류법에는 최단 유클리드 거리법과 최대 유사 분류법 등의 통계적인 방법과 신경회로망을 이용하는 비통계적인 방법이 많이 사용된다.

최단 유클리드 거리법은 분류하려는 다중분광 영상에서 설정한 각 카테고리 표본 데이터(sample data)의 평균 벡터와 입력되는 다중분광 영상의 각 화소의 명암도간의 유클리드 거리를 구하여 이 거리를 가장 짧게 만드는 카테고리에 입력 화소가 속하는 것으로 판정하는 방법이다. 그리고 최대 유사 분류법은 조건부 확률인 베이즈의 정리(bayes' theorem)에 근거한 분류법으로 평균, 분산, 공분산을 이용하는 방법이다. 다중분광 영상에 대한 값만을 특징값으로 하는 최단 유클리드 거리법보다 학습 데이터들의 평균값과 데이터들간의 분산 및 공분산값을 특징값으로 사용하는 최대 유사법의 분류 성능이 더 우수하다. 특히 데이터들이 가우시안 분포를 가질 때 최대 유사 분류법은 아주 우수한 분류 정답률을 가진다. 그러나 다중분광 영상의 경우 대부분이 가우시안 분포를 가지지 않기 때문에 최대 유사 분류법보다 신경회로망을 이용한 분류법을 더 많이 이용한다.

1. 신경회로망을 이용한 카테고리 분류

신경회로망은 다중분광 영상의 카테고리 분류에 가장 많이 사용된다. 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 학습 데이터로 만들고, 이를 이용하여 연결강도를 조정하는 작업이다. 학습 데이터 O_i 는 식 (1)과 같이 연결강도 w_{ij}^T 와 곱해져 한 층(layer)의 초기 출력 u 를 만들고 식 (2)와 (3)의 단극성 시그모이드 활성화 함수를 거쳐 최종 출력 O_i 가 된다. 식 (4)는 목표치 T_i 와 O_i 간의 오차 함수 E 를 나타낸다.

$$u = O_i w_{ij}^T \quad (1)$$

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

$$O_i = f(u) \quad (3)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (T_i - O_i)^2 \quad (4)$$

오차가 작게 나도록 $f(u)$ 를 미분해서 신경망을 학습한다. $f(u)$ 의 1계 도함수는 식 (5)와 같고, 오차가 초기에 설정한 목표값에 미치지 않으면 식 (1) ~ (4)의 과정을 반복하기 위해 각 층에서의 연결강도 w_{ij} 와 w_{jk} 을 갱신한다. 이 때 연결강도 w_{ij} 와 w_{jk} 는 식 (6)과 (7)과 같다.

$$f'(u) = f(u)(1 - f(u)) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} w_{ij}^{(t+1)} &= w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij} \\ &= w_{ij}^{(t)} + \eta \delta_i O_j^{(t)} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} w_{jk}^{(t+1)} &= w_{jk}^{(t)} + \Delta w_{jk} \\ &= w_{jk}^{(t)} + \eta \delta_j O_k^{(t)} \end{aligned} \quad (7)$$

이렇게 연결강도가 조정되어 학습이 끝난 신경회로망에 분류하고자 하는 데이터를 입력하면 입력노드의 값과 연결강도의 조합에 의해 해당 카테고리로 분류된다.

2. 제안한 신경회로망 카테고리 분류

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

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

이 중 오차 수렴시간을 빠르게 하기 위해서는 식 (8)의 연결강도 변화량 Δw 값을 크게 해야 한다. 즉 t 번째 연결강도에서 $t+1$ 번째 연결강도의 변화량이 크면 오차 수렴시간이 빨라진다.

$$\begin{aligned} w^{(t+1)} &= w^{(t)} + \Delta w \\ &= w^{(t)} + \eta f'(u)(T - O)O_i \end{aligned} \quad (8)$$

$w^{(t)}$: t 번째 학습때의 각 층과의 연결강도

$w^{(t+1)}$: $t+1$ 번째 학습 때의 각 층과의 연결강도

η : 학습률(learning rate)

$f'(u)$: 활성화 함수의 미분

$(T - O_o)$: 목표값과 출력노드값의 차

O_i : 입력노드의 값

연결강도 변화량 Δw 가 0에 가깝게 되면 t 번째 연결강도와 $t+1$ 번째 연결강도의 변화가 거의 없다는 것을 의미하므로 오차 수렴시간이 아주 느려진다. 연결강도 변화량 Δw 가 0에 가깝게 되는 조건은 식 (8)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 것이다. 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 번째인 $f'(u) \approx 0$ 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 늦어져 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 논문에 사용되는 다중분광 영상 역시 대비가 낮고 명암도가 작은 부분에서 큰 빈도수를 가지고 명암도가 큰 부분에서 작은 빈도수를 가지므로 이를 신경회로망의 입력으로 사용하면 오차 수렴시간이 느려져 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 1은 본 논문에서 제안한 신경회로망의 구조이다. 새로운 영상 향상법에 의해 향상된 영상을 각 입력노드의 입력으로 하고, 분류하고자 하는 카테고리를 각 출력노드의 출력으로 하여 신경회로망을 학습한다.

3. 제안한 영상 향상법

기존의 흑백 영상 향상 알고리즘으로 선형대비 향상법과 히스토그램 균일화법 등이 많이 사용되어 왔다.

선형대비 향상법은 원 영상의 명암도를 선형적으로 새로운 명암도로 바꾸는 방법이

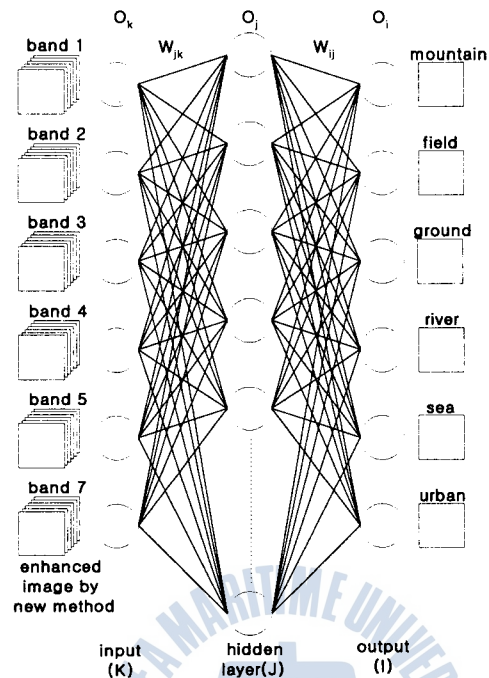


그림 1. 제안한 신경회로망 구조

Fig. 1. Structure of a proposed neural network

다. 선형대비 향상법은 원영상의 명암도 비를 그대로 유지한다는 장점이 있다. 선형대비 향상법을 다중분광 영상에 적용하는데에는 문제점이 있다. 그 이유는 다중분광 영상의 경우 대부분의 화소들이 어두운 부분에 편중되어 있지만, 소수의 화소들이 밝은 부분에도 존재하기 때문이다.

히스토그램 균일화법은 히스토그램 명암도 빈도수를 명암도에 따라 균일하게 분포 되도록 재배치하는 방법이다. 히스토그램 균일화법은 밀집도가 높은 다중분광 영상의 대비를 높일 수 있으나 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 방법을 제안하였다. 이 방법은 대비를 크게 할 수 있을 뿐만아니라 작은 도수의 명암도끼리 합쳐지는 현상을 억제하여 정보의 손실을 줄여 준다. 제안한 방법은 크게 평활화 과정, 주된 골 찾기, 그리고 향상 과정으로 이루어진다.

1) 평활화 과정

평활화 과정은 히스토그램 분포의 주된 골과 마루의 위치를 명확하게 찾기 위한 과정이다. 식 (9)와 같이 다중분광 영상 각 분광 대역의 히스토그램을 가우시안 필터 (gaussian filter)를 이용하여 평활화시킨다.

$$F(x, \sigma) = f(x) * g(x, \sigma) \\ = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}\right] du \quad (9)$$

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) 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.

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 (10)과 같다.

$$S_{kn} = \sum_{j=T_{n-1}}^k \frac{N_{nj}}{N_n} \quad (10) \\ (\text{단, } n=1, 2, \dots, M, \quad k < T_n - 1)$$

- M : 총 골의 개수
- T_{n-1} : $n-1$ 번째 골의 시작 명암도(단, $T_0 = 0$)
- $T_n - 1$: n 번째 골 바로 전의 명암도
- N_n : 명암도 T_{n-1} 에서 $T_n - 1$ 까지의 총 화소수 (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 (11)과 같다. 식 (12)는 255까지의 명암도 구간을 대등하게 $M+1$ 등분 했을 때 n 번째 밝기값 TH_n (단, $TH_0=0$)을 나타낸다.

$$C_{kn} = TH_{n-1} + (TH_n - TH_{n-1}) \cdot S_{kn} \quad (11)$$

$$TH_n = \frac{255}{M} \cdot n \quad (\text{단, } n=1, 2, \dots, M) \quad (12)$$

그림 2는 제안한 영상 향상법의 과정을 히스토그램으로 나타낸 것이다. 그림 2의 (a)는 LANDSAT TM 영상 분광 대역 7에서의 히스토그램 분포를 나타낸다. 그림 2의 (b)는 (a)의 평활화 과정을 나타내고 그림 2의 (c)는 주된 골을 찾는 과정을 나타낸다. 여기서는 주된 골의 개수를 3개로 잡았다. 그리고 그림 2의 (d)는 향상과정을 통해 향상된 영상의 히스토그램을 나타낸다. 그림 3은 일반적인 히스토그램 균일화법을 적용한 히스토그램이다. 그림 2의 (d)와 그림 3을 비교하면 제안한 방법이 대비를 높게 하면서 도수가 작은 명암도끼리 합쳐지는 현상을 방지하는 것을 확인할 수 있다. 그림 4은 제안한 방법을 통해 향상된 LANDSAT TM 영상의 7번 분광 대역을 나타낸다.

III. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법을 평가하기 위해 LANDSAT 5호에서 촬영한 부산지역에 대한 TM 영상을 사용하였다. TM 영상 데이터중 해상도가 떨어지는 분광 대역 6번을 제외한 분광 대역 1~5, 7의 6개를 카테고리 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 총 6가지이다.

그림 5는 실험의 순서도이다. LANDSAT TM 영상을 제안한 향상법을 통해 향상한 후 신경회로망의 입력으로 하여 카테고리를 분류한다. 그리고 분광비를 이용하여 음영에 의한 오분류를 줄인다.

제안한 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

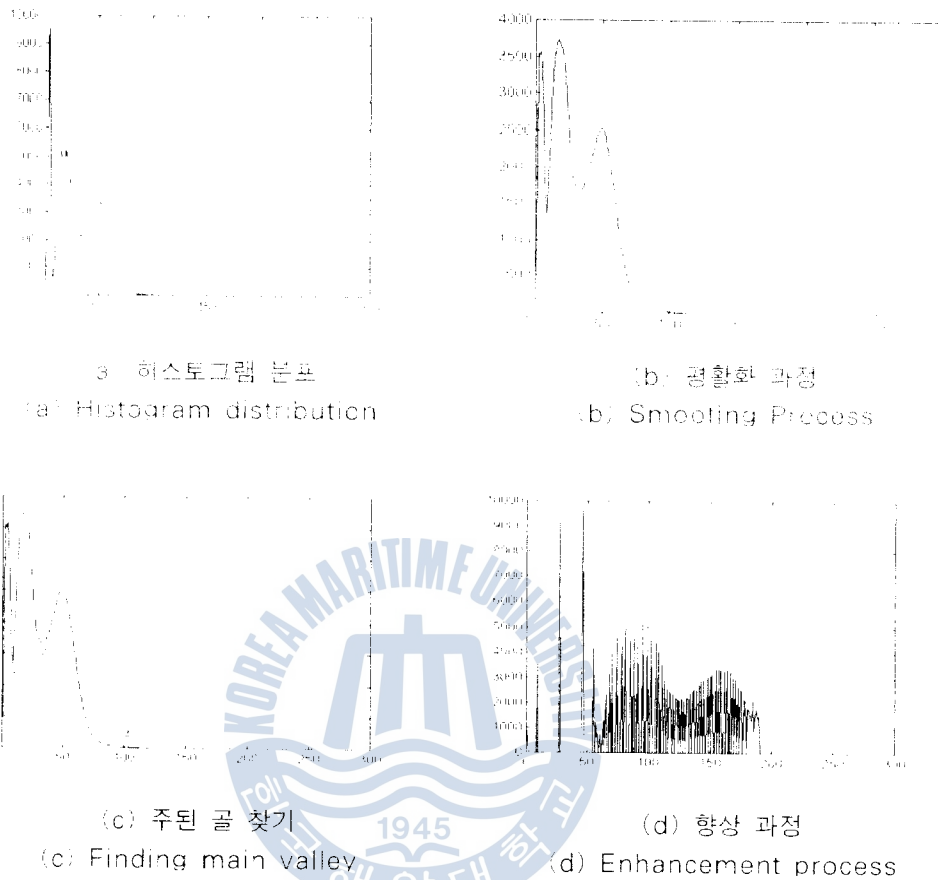


그림 2. 제안한 향상법
Fig. 2. Proposed enhancement method

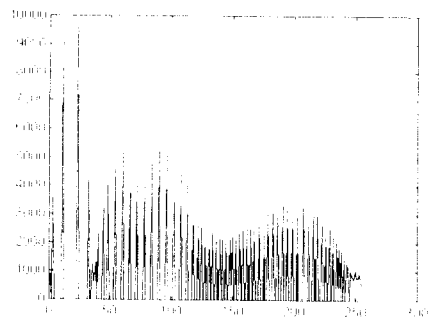
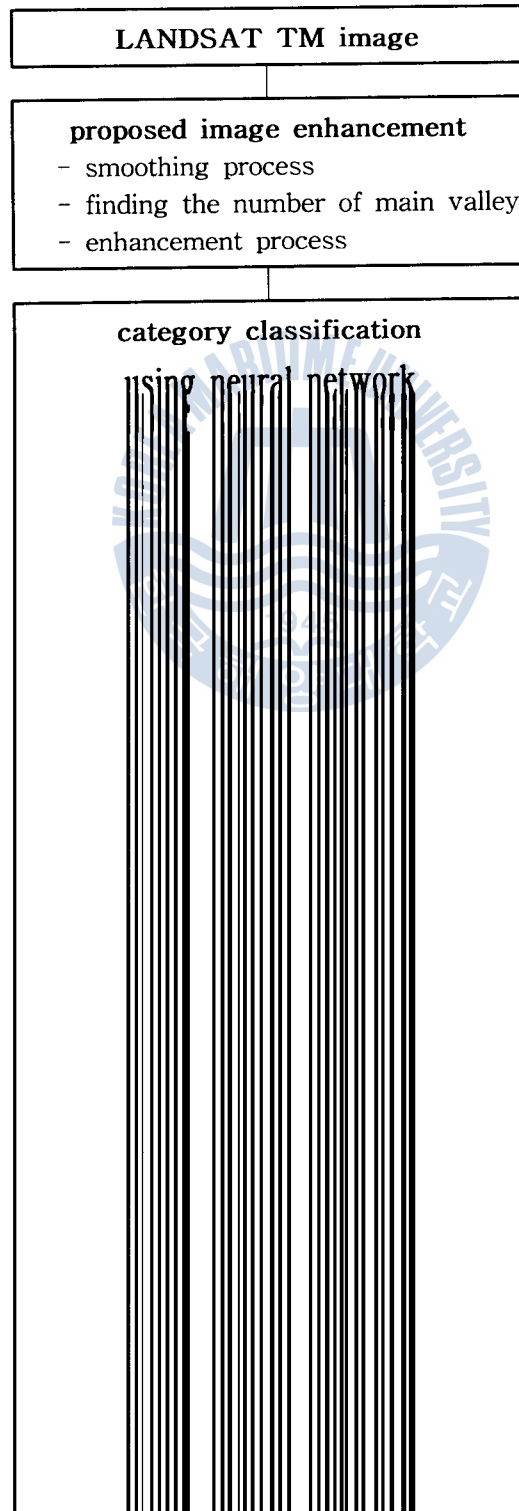


그림 3. 히스토그램 균일화법
Fig. 3. Histogram equalization method



그림 4. 제안한 향상법에 의한 LANDSAT TM영상(7번 분광 대역)
Fig. 4. LANDSAT TM image by a proposed enhancement method: band 7)

6개의 분광 대역중 한 분광 대역에서 도심지 카테고리들 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 6은 신경회로망 학습을 위해 입력노드에 입력되는 카테고리 패치를 나타낸다.



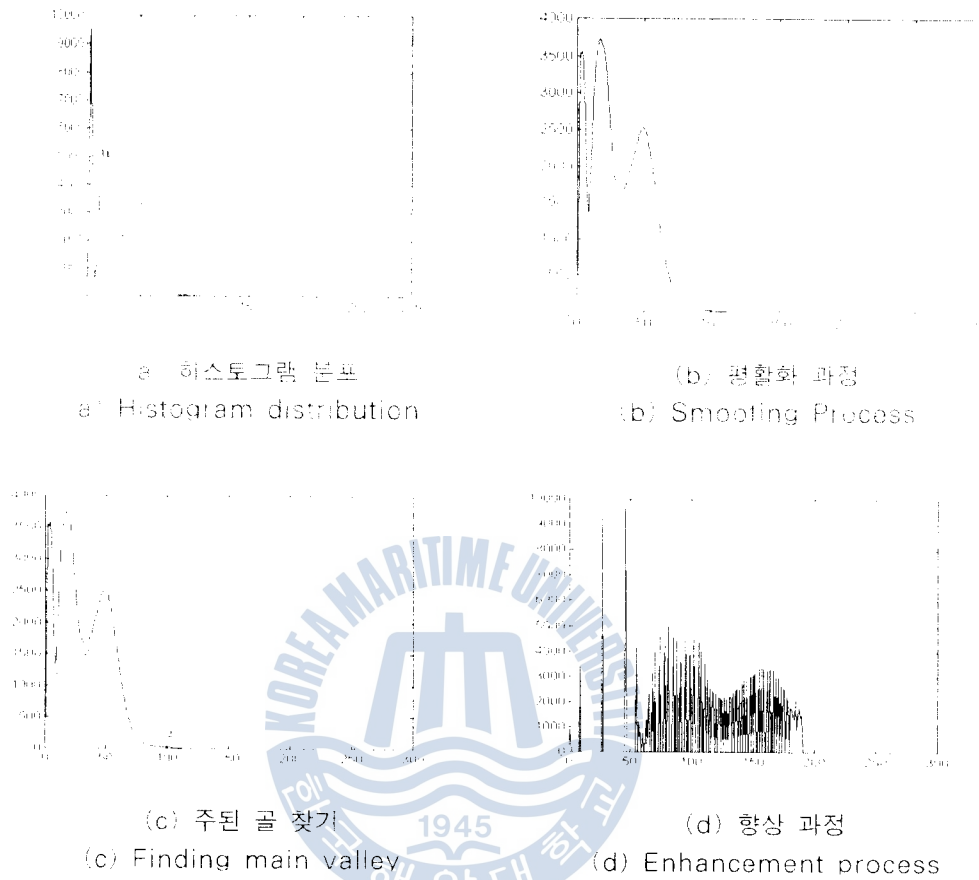


그림 2. 제안한 향상법
Fig. 2. Proposed enhancement method

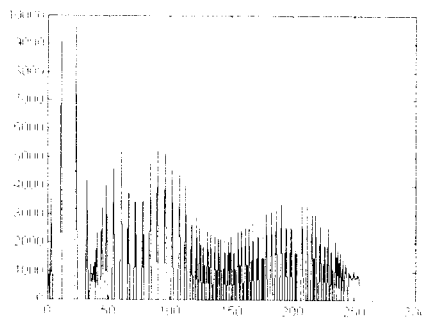


그림 3. 히스토그램 균일화법
Fig. 3. Histogram equalization method



그림 4. 제안한 향상법에 의한 LANDSAT TM영상(7번 분광 대역)
Fig. 4. LANDSAT TM image by a proposed enhancement method(band 7)

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 6은 신경회로망 학습을 위해 입력노드에 입력되는 카테고리 패치를 나타낸다.

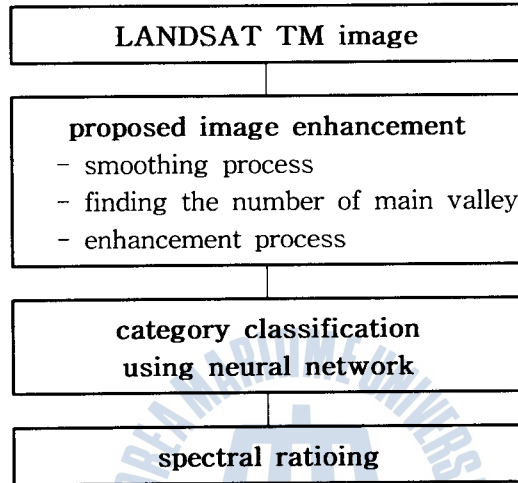


그림 5. 실험의 순서도

Fig. 5. Flowchart of experiment

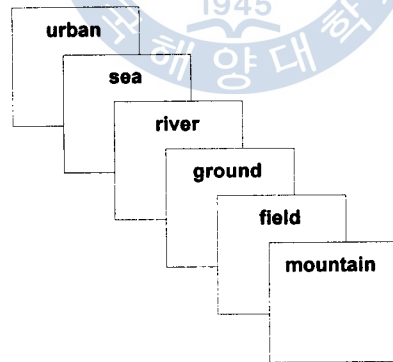


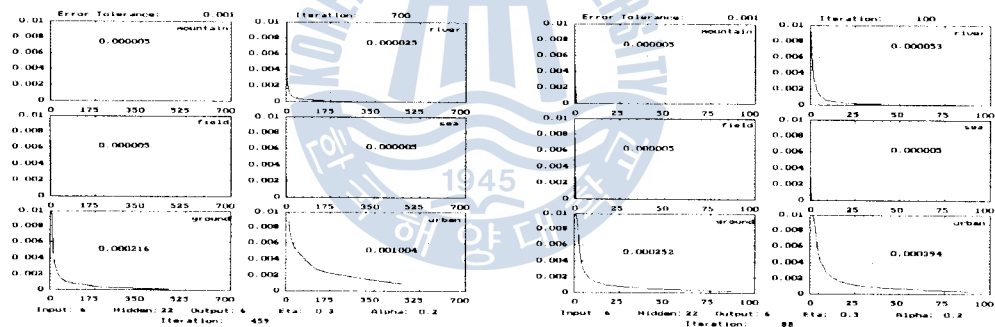
그림 6. 카테고리 패치 구조

Fig. 6. Structure of category patch

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 각 층간의 연결강도를 결정하였고, 최소 88번의 학습이 이루어지도록 하였다. 그리고 향상전

영상의 샘플 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. 이 때 나오는 출력노드의 값은 대부분 0.6이상이었다. 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.

그림 7의 (a)와 (b)는 신경회로망을 학습할 때 발생하는 오차의 크기를 나타낸 것이다. 그림 7 (b)의 제안한 방법에 의해 향상된 영상을 이용한 신경회로망의 오차신호가 그림 7 (a)의 향상전 영상을 이용한 신경회로망의 오차신호보다 전반적으로 빠른 시간 내에 수렴되고 있고, 전체적인 오차 크기가 작은 것을 확인할 수 있다. 이는 향상된 영상을 입력한 신경회로망의 성능이 우수하다는 것을 의미한다.

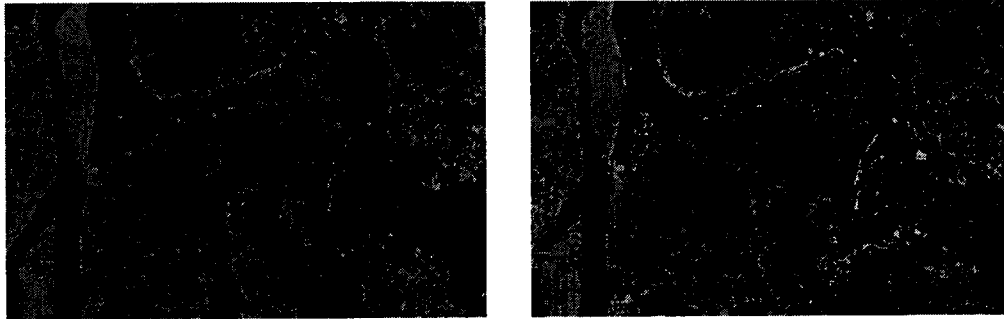


(a) 향상전 영상 입력 (b) 향상 영상 입력
 (a) Non-enhanced input image (b) Enhanced input image

그림 7. 신경회로망의 오차 변화
 Fig. 7. Error variation of neural network

그림 8의 (a)와 (b)는 카테고리 분류의 결과로 파란색은 도심지, 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 다리과 같이 도수가 작은 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.



(a) 향상전 영상 입력 (b) 향상 영상 입력
(a) Non-enhanced input image (b) Enhanced input image

그림 8. 분류된 영상
Fig. 8. Classified image

표 1. 전체 카테고리별 분류 정답률

Table 1. Classification performance of all category

	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%

IV. 결 론

본 논문에서는 인공위성으로부터 획득한 다중분광 영상을 새로운 영상 향상법과 신경회로망을 이용하여 카테고리 분류하는 방법을 제안하였다. 다중분광 영상은 카테고리 간의 명암도차가 작아 분류를 위한 신경회로망 학습시 수렴속도가 떨어지고, 분류시 성능이 저하된다. 이를 개선하기 위해 제시한 새로운 영상 향상법은 다중분광 영상의 각 분광 대역의 히스토그램 분포를 가우시안 필터를 취하여 평활화한 후 주된 골을 찾

고, 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 분세점인 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 빨라졌고 분류 성능이 향상되었음을 확인할 수 있었다. 그리고 카테고리 분류한 후 분광비를 사용하여 음영에 의한 오분류를 줄였다.

참 고 문 헌

- [1] John A. Richards, *Remote sensing digital image analysis*, Springer Verlag, 1994
- [2] Thomas M. Lillesand and Ralph W. Kiefer, *Remote sensing and image interpretation*, John Willey & Sons, 1987
- [3] 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
- [4] H. Bischof, W. Schneider, and A. J. Pinz, "Multispectral classification of LANDSAT image using neural network", *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 30, No. 3, pp. 482-490, May 1992
- [5] T. Yoshida and S. Omatu, "Neural network approach to land cover mapping", *IEEE Trans on Geoscience and Remote sensing*, Vol. 32, No. 5, pp. 1103-1109, July 1992
- [6] Philip D. Heermann and Nahid Khazenic, "Classification of multispectral remote sensing data using a back propagation neural network", *IEEE Trans on Geoscience and Remote sensing*, Vol. 30, No. 1, pp. 81-88, Jan. 1992
- [7] 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
- [8] 임태훈, 서용수, "신경회로망을 이용한 인공위성 분광화상 데이터의 영역분류", 대한전자공학회 추계 종합학술대회 논문집(B), 1996

- [9] Taek Mu Kwon and Hui Cheng, "Contrast enhancement for backpropagation", *IEEE Trans Neural Network*, Vol. 7, No. 2, pp. 515-524, Mar. 1996
- [10] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital image processing*, Addison Wesley, 1993
- [11] 신현욱, 조석제, "인간의 칼라 인식 특성과 신경회로망을 이용한 칼라 영상 향상," 신호처리 합동학술발표대회논문집, Vol. 10, No. 1, pp. 585-588, 1997
- [12] James A. Freeman and David M. Skapura, *Neural networks algorithms, applications, and programming techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, 1991
- [13] Y. Anzai, *Pattern recognition and machine learning*, Academic Press, 1992
- [14] S. Y. Kung, *Digital neural networks*, Prentice-Hall, 1993
- [15] 오창석, 뉴로컴퓨터, 知成出版社, 1996

