論文96-33B-8-5

영역분류 벡터 양자화를 이용한 다중분광 화상데이타 압축

(Multispectral Image Data Compression Using Classified Vector Quantization)

金 榮 春 *, 潘 聲 元 *, 金 仲 坤 **, 徐 龍 洙 ***, 李 健 一 *

(Young-Choon Kim, Sung-Won Ban, Joong-Gon Kim, Yong-Su Seo, and Kuhn-Il Lee)

요 약

본 논문에서는 인공위성으로부터 얻는 다중분광 화상데이타를 영역분류 벡터 양자화를 이용하여 압축시키는 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 다중분광 화상데이타의 대역별 특성에 따라 각 화소벡터를 분류한다. 각 분류 영역에 대하여 대역내 및 대역간 중복성을 제거하기 위하여 각각 대역내 및 대역간 벡터 양자화를 행한다. 또한 대역내 벡터 양자화의 오차를 줄이기 위하여 오차 영상에 대하여 오차 벡터 양자화를 행한다. 따라서 이 기법은 대역내 및 대역간 중복성을 효과적으로 제거하기 때문에 압축효율을 향상시키며, 이 기법을 실제 Landsat TM 다중분광 화상데이타에 실험한 결과 기존의 기법에 비하여 압축효율이 향상됨을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a satellite multispectral image data compression method using classified vector quantization. This method classifies each pixel vector considering band characteristics of multispectral images. For each class, we perform both intraband and interband vector quantization to remove spatial and spectral redundancy, respectively. And residual vector quantization for error images is performed to reduce error of interband vector quantization. Thus, this method improves compression efficiency because of removing both intraband(spatial) and interband(spectral) redundancy in multispectral images, effectively. Experiments on Landsat TM multispectral image show that compression efficiency of proposed method is better than that of conventional method.

I. 서 론

최근 다양한 원격 센서의 발전과 더불어 원격 센싱 (remote sensing)된 화상데이타 (image data)의 양도 대단히 많아져 이를 효율적으로 저장하거나 전송하는 문제에 대한 관심이 커지고 있다. Landsat TM (thematic mapper) 센서의 경우 매일 획득되어지는 데이타는 10^{12} 바이트 이상으로 추정되며, 이러한 많은 양의 데이타를 전송하거나 저장하기 위해서는 효율적인 화상데이타의 압축이 필요하다.[1],[2]

인공위성으로부터 얻는 화상데이타는 일반적으로 여러대역으로 나뉘어진 다중분광 (multispectral) 데이타로서,[1]-[3] Landsat TM 센서의 경우 가시 영역 및 적외선 영역을 포함하는 7개 대역의 화상데이타를 얻고 있다.

다중분광 화상데이타는 대역내 뿐만아니라 대역간 많은 중복성을 가지기 때문에 대역내 중복성 (intra-

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Department of Electronics, Kyungpook National University)

** 正會員, 慶南專門大學 電子科

(Department of Electronics, Kyungnam Junior College)

*** 正會員, 東西大學校 電子工學科

(Department of Electronics, Dongseo University)

接受日字:1996年4月30日, 수정완료일:1996年8月7日

band redundancy) 및 대역간 중복성 (interband redundancy)을 제거함으로써 압축효율을 높일 수 있다.[4]

다중분광 화상데이타에 존재하는 많은 중복성을 제거하기 위한 압축 기법으로는 크게 손실 부호화 (lossy coding) 및 무손실 부호화 (lossless coding)로 나눌 수 있다.[1]-[5] 손실 부호화는 압축 과정에서 원 데이타의 일부가 손실되는 반면 원 데이타가 손실없이 그대로 복원되는 무손실 부호화에 비해 높은 압축률을 가진다. 벡터 양자화 (vector quantization), 변환 부호화 (transform coding) 등이 손실 부호화 기법의 대표적인 예이고, 허프만 (Huffman) 부호화 등이 무손실 부호화의 경우다.

1992년 Gupta 등[6]은 예측 벡터 양자화 (predictive vector quantization)를 이용하여 대역내 중복성과 대역간 중복성을 제거하여 압축 효율을 향상시키는 기법을 제안하였다. 하나의 대역을 부호화 함에 있어 다른 대역을 이용하여 예측한 후, 차이값에 대하여 벡터 양자화를 행하였다. 그러나 이 기법에서는 화상내에 물, 산림, 도로 및 주택지 등과 같이 반사 특성이 다른 영역을 포함하는 도시지역과 같은 화상인 경우에는 지표대상물의 반사특성을 고려하지 않음으로써 대역 단위의 예측이 부정확하여 부호화 효율을 저하시키는 단점을 지니고 있다.

1995년 Abousleman 등[7] 및 Saghri 등[8]은 대역내 및 대역간 중복성을 제거하기 위하여 각각 3-D DCT 및 KLT를 이용하여 다중분광 화상데이타를 부호화하였다. 그러나 이 기법들은 부호화기의 구조가 복잡하고 계산량이 많아지는 단점을 지니고 있다. 같은해 Wang 등[2]은 여러개의 다른 대역의 화소값들과 대역내 주변 화소들을 이용하여 하나의 화소를 예측하는 부호화 기법을 제안하였다. 이는 화소단위로 예측함으로써 보다 정확하게 현재 화소를 예측할 수 있으나 계산량이 많아지고 전송하여야할 정보량이 많아지는 단점을 지니고 있다.

본 논문에서는 영역분류 벡터 양자화 (classified vector quantization)를 이용한 다중분광 화상데이타의 효율적인 압축 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 다중분광 화상데이타의 각 대역별 특성에 따라 화소들을 영역별로 분류한다. 그후 각 분류 영역에 대하여 대역내 중복성을 제거하기 위하여 대역내 상관성이 가장 큰 하나의 대역에 대하여 대역내 (intraband) 벡터 양자화를 행한 후, 대역간 중복성을 제거하기 위하여 각 분류 영역에 대하여 대역간 (interband) 벡터 양자화를 행한다. 즉, 영역 단위의 예측을 행함으로써 대역간 중복성을 제거시킨다. 또한 대역간 벡터 양자화의 오차를 줄이기 위하여 각 대역별 오차 화상 (residual image)에 대하여 다시 대역내 벡터 양자화를 행함으로써 화질을 향상시킨다.

실제의 인공위성 다중분광 화상데이타에 대역 압축 실험을 통하여 제안 기법이 기존의 Gupta 등[6]의 기법에 비하여 낮은 비트율에서 좋은 화질을 얻을 수 있음을 확인하였다.

II. 다중분광 화상데이타 및 기존의 예측 벡터 양자화

1. 다중분광 화상데이타

인공위성에 의해 얻어지는 화상데이타는 일반적으로 지표대상물로부터 빛의 반사 및 열의 방사를 여러 개의 파장 대역으로 나뉘어져 수집되는 것으로서 파장 대역수 만큼의 화상데이타를 얻을 수 있다.[1]-[3] 이 경우 다중분광 화상데이타 X는

$$X = \{ X_1, X_2, \cdots, X_n \} \tag{1}$$

로 나타난다. 이때 n은 대역의 수를 나타내고, X_n은 대역 n의 화상데이타를 의미한다. Landsat TM의 경우 n=7 로서, X_1, X_2, 및 X_3는 가시 영역 그리고 X_4, X_5, X_6, 및 X_7은 적외선 영역의 화상데이타를 갖는다.

2. 기존의 예측 벡터 양자화를 이용한 부호화

1992년 Gupta 등[6]은 대역내 및 대역간 중복성을 제거하기 위하여 그림 1에서와 같이 예측 벡터 양자화

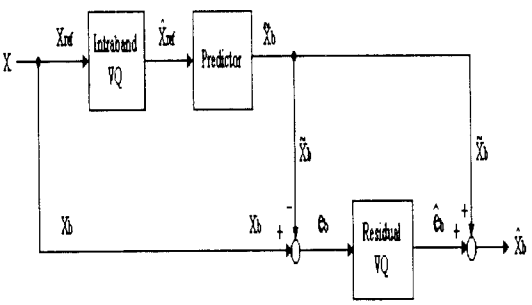


그림 1. Gupta에 의해 제안된 기법의 블럭 선도
Fig. 1. The block diagram of Gupta's method.

기법을 행하였다. 이에서 볼 수 있듯이 먼저 기준 대역 X_{ref}에 대하여 k×k 블럭 단위로 대역내 벡터 양자화를 행한 후, 이 양자화된 기준 대역 $\hat{X}_{ref}$를 이용하여 다른 대역을 예측한다. 즉, 대역 b의 화상 X_b에 대한 예측 화상 $\tilde{X}_b$는

$$\tilde{X}_b = A_b \cdot \hat{X}_{ref} + B_b \tag{2}$$

와 같이 얻는다. 여기서 A_b 및 B_b는 각각

$$A_b = \frac{\mathrm{cov}(X_b, X_{ref})}{\mathrm{var}(X_b)} \tag{3}$$

$$B_b = E[X_b] - A_b \cdot E[X_{ref}] \tag{4}$$

와 같다. 여기서 E[·], cov(·) 및 var (·)는 각각 평균, 공분산 및 분산을 나타낸다. 이렇게 얻은 대역 b의 예측 화상 $\tilde{X}_b$은 많은 오차를 수반한다. 즉, 대역 b의 화상 X_b의 화소 위치 (i,j)에 대한 예측 오차 $e_b(i,j)$는

$$e_b(i,j) = X_b(i,j) - \tilde{X}_b(i,j) \tag{5}$$

이 된다. 이때 이 오차의 크기가 작다면 정확한 예측에 의해 화질의 저하가 적지만 이의 크기가 크다면 예측이 부정확하여 화질이 많이 저하된다. 따라서 k×k 블럭 단위로 예측 오차의 크기에 따라 오차 벡터 양자화를 행함으로써 복원 화상의 화질을 향상시켰다. 즉, 대역 b의 오차 화상 e_b의 k×k 블럭 내의 자승오차 $\| e_b(i,j) \|^2$은

$$\| e_b(i,j) \|^2 = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} |e_b(i+m, j+n)|^2 \tag{6}$$

가 된다. 이에 대하여 오차 벡터 양자화는

$$\begin{aligned} &\text{if}(\| e_b(i,j) \|^2 > \text{thd}), && e_b(i,j)\text{: Residual VQ} \\ &\text{else} && e_b(i,j)\text{: Non-coding} \end{aligned} \tag{7}$$

와 같이 행함으로써 화질을 향상시켰다. 따라서 대역 b에 대한 수신측에서의 복원 화상 $\hat{X}_b$는

$$\hat{X}_b = \tilde{X}_b + \hat{e}_b \tag{8}$$

와 같다. 이때 $\hat{e}_b$는 e_b의 양자화된 화상이다.

이상과 같이 대역내 중복성과 대역간 중복성을 제거하기 위하여 예측 벡터 양자화 기법을 행하였다. 그러나 이 기법에서는 화상내에 물, 산림, 도로 및 주택지 등과 같이 반사 특성이 다른 영역을 포함하는 도시지역과 같은 화상인 경우에는 지표대상물의 반사특성을 고려하지 않음으로써 대역 단위의 예측이 부정확하여 부호화 효율을 저하시킨다.

Ⅲ. 제안한 영역분류 벡터 양자화를 이용한 부호화

본 논문에서는 인공위성에서 얻어진 다중분광 화상데이타의 압축 효율을 향상시키기 위하여 그림 2에서와 같이 영역분류 벡터 양자화를 이용한 압축 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 먼저 다중분광 화상데이타 X에 대해서 화소벡터 단위로 영역을 분류한 후, 기준 대역에 대해서는 분류 영역별 대역내 벡터 양자화를 행하고, 나머지 대역들에 대해서는 분류 영역별 대역간 벡터 양자화를 행함으로써 대역내 및 대역간 중복성을 효과적으로 제거하는 압축 기법이다.

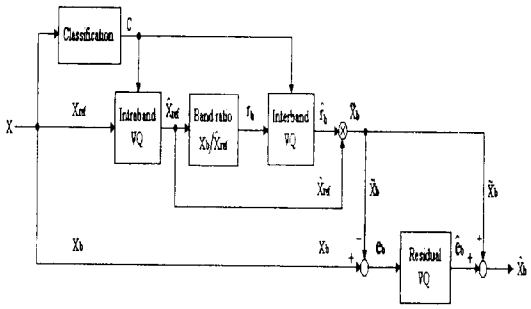


그림 2. 제안한 영역분류 벡터 양자화를 이용한 부호화기

Fig. 2. The proposed encoder using classified vector quantization.

1. 영역분류

물 영역의 경우에는 가시 영역에서는 높은 반사특성을 보이고 적외선 영역으로 갈수록 낮은 반사특성을 보이는 반면, 산림 영역의 경우에는 가시광선 영역보다는 적외선 영역에서 높은 반사특성을 보인다. 따라서 물, 산림 및 시가지 등의 많은 영역이 혼재해 있는 도시지역과 같은 화상데이타인 경우에는 이러한 지표대상물의 분광특성을 고려하지 않는 기존의 예측 기법은 예측이 부정확하여 대역간에 존재하는 중복성을 충분히 제거하지 못하였다. 본 논문에서는 지표대상물의 분광반사특성을 이용하여 영역을 분류함으로써 대역간

중복성을 효과적으로 제거하는 다음과 같은 기법을 제안하였다.

공간적인 상관성이 가장 큰 기준 대역 화상의 화소값 $X_{ref}(i,j)$와 각 대역 화상의 해당 화소값 $X_b(i,j)$의 대역비 $r_b(i,j)$는

$$r_b(i,j) = \frac{X_b(i,j)}{X_{ref}(i,j)} \tag{9}$$

로 표현할 수 있다. $r_b(i,j)$의 값은 지표 대상물의 반사 분광특성에 따라 크게 변화한다. 예를 들어 Landsat TM의 경우, 대역 2를 기준 대역으로 대역 5의 $X_5(i,j)$의 대역비 $r_5(i,j)$의 경우, 이 값은 강 및 바다에 대하여는 매우 작게, 잡초지 및 산림지역에 대하여는 매우 크게 각각 나타난다. 따라서 $r_b(i,j)$를 이용하여 화상의 영역을 분류할 수 있을 것이다. 이를 위하여 $r_b(i,j)$를 문턱치를 이용하여 이진으로 표현한 $p_b(i,j)$는

$$p_b(i,j) = \begin{cases} 1, & r_b(i,j) \geq thd \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{10}$$

이다. 이 대역비 $p_b(i,j)$의 전체 대역에 대한 대역비 벡터 $P(i,j)$는

$$P(i,j) = \{p_1(i,j),\ p_2(i,j),\ \cdots,\ p_n(i,j)\} \tag{11}$$

와 같다. 본 논문에서는 이 이진 표현된 대역비 벡터의 형태 (pattern)에 따라 화소벡터 $X(i,j)$에 대한 영역을 결정하였다. 이 경우 화소벡터 $X(i,j)$의 분류 영역 $C(i,j)$는

$$C(i,j) = class\,[P(i,j)] \tag{12}$$

와 같이 결정한다. 여기서 class [·]는 $P(i,j)$의 형태를 가지는 분류 영역을 의미한다. 즉 동일한 형태를 가지는 화소벡터는 동일 영역으로 분류된다. 예를 들어 Landsat TM의 경우, 대역 2를 기준 대역으로하여 이진 표현된 대역비 p_b를 계산한 결과는 표 1에서와 같았다. 이 표에서 볼 수 있듯이 기준 대역에 대한 대역비 p_b는 지표대상물에 따라 다르게 나타남으로써 전체 대역에 대한 대역비 벡터 P의 형태가 다르다는 것을 알 수 있다. 따라서 이러한 특성을 이용하여 다중분광 화상데이타를 유사한 대역비 $r_b(i,j)$를 가지는 영역으로 분류함으로써 대역내 중복성 및 대역간 중복성을 제거할 수 있다. 제안한 대역비 $r_b(i,j)$를 이용한 분류 기법을 실제의 인공위성 화상데이타 AREA-P에 적용하여 전체 대역에 대한 분산값과 각 영역의 분산값을 구한 결과는 표 2에서와 같았다. 이 표에서 볼수 있듯이 각 영역에 대한 분산값이 분류하지 않은 전체 대역에 대한 분산값보다 많이 줄어들어 대역내 중복성도 많이 제거 되었음을 알 수 있다. 따라서 제안한 기법을 이용하여 영역 분류를 행한 후, 각 분류 영역별로 부호화를 행함으로써 대역내 및 대역간 중복성을 제거하여 압축 효율을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

표 1. 각 영역에 대한 이진 표현된 대역비 p_b의 예

Table 1. Example of Band ratio pb for each class.

	p_1	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	P	Class C
Forest	1	0	1	1	1	1	101111	0
Residential	1	1	0	1	1	1	110111	1
Water	1	0	0	0	1	0	100010	2

표 2. AREA-P의 각 대역에 대한 각 영역의 분산값

Table 2. Variance value of each class for each band of AREA-P.

Band	1	2	3	4	5	6	7
Non classification	243.84	100.39	300.52	662.27	950.14	99.59	391.24
Class 0	32.32	19.81	37.41	200.17	273.93	18.53	57.88
Class 1	131.96	51.70	141.78	133.35	377.29	52.07	187.00
Class 2	61.53	65.85	224.31	118.60	106.29	37.71	31.71

2. 기준대역의 대역내 벡터 양자화

수신측에서 대역간 예측에 의해 전송된 데이타를 복원하기 위해서는 기준되는 대역에 대한 정보를 수신측에 전송하여야 한다. 본 논문에서는 기준 대역을 선택하여 대역내 벡터 양자화를 행한다. 이 기법에서는 공간적인 상관성 및 벡터 양자화 효율을 향상시키기 위하여 기준 대역 X_{ref}는

$$X_{ref} = \min_{X_b \in X} \{var(X_b)\} \tag{13}$$

와 같이 대역내의 공간적인 분산이 최소인 대역을 선택한다. 여기서 b는 대역을 나타내고, var(·)은 분산을 나타낸다.

이렇게 공간적인 상관성이 높고 부호화 효율을 증가시킬 수 있는 대역 X_{ref}를 선택한 후, 이를 k×k의 부블럭으로 나누고, 각 부블럭의 분류 영역에 대하여 k×k 차원의 벡터 양자화를 행하여 수신측에 전송하게 된다. 이때 k×k의 부블럭에 대한 대표 영역은 부블럭 내의 각 화소들의 영역 중에서 가장 많은 영역으로 결정한다. 즉, 화상내에서 (i,j)번째 k×k의 부블럭에 대한 대표 영역 $C_m(i,j)$은

$$C_m(i,j) = \max_{C} [\ \text{Number of } C(i+m,j+n),\ 0 \le m,n < k\ ] \tag{14}$$

와 같이 결정한다. 따라서 기준 대역 $X_{ref}(i,j)$의 k×k의 부블럭에 대한 벡터 양자화된 $\hat{X}_{ref}(i,j)$는

$$\hat{X}_{ref}(i,j) = f_c[\,X_{ref}(i,j)\,] \tag{15}$$

와 같다. 여기서 $f_c[\cdot]$는 부블럭의 분류 영역 C_m에 대한 벡터 양자화기를 뜻한다. 이렇게 각 분류 영역에 대하여 대역내 벡터 양자화를 행함으로써 대역내 중복성을 제거한다.

3. 대역간 벡터 양자화

본 논문에서는 대역간 중복성을 제거하기 위하여 기준 대역을 제외한 나머지 대역에 대하여 대역간 벡터 양자화를 행한다. 각 화소에 대한 대역비 $r_b(i,j)$는 동일 영역에 대해서는 유사한 값을 가진다. 또한 공간적으로 이웃하는 화소들은 유사한 영역을 가지기 때문에 공간적인 상관성도 크다. 따라서 k×k 블럭 단위로 전체 대역의 대역비 벡터에 대하여 대역간 벡터 양자화를 행한다. 즉 k×k 블럭의 각 대역의 평균값 $\overline{X}_b(i,j)$는

$$\overline{X}_b(i,j) = \frac{1}{k^2}\sum_{m=0}^{k-1}\sum_{n=0}^{k-1} X_b(i+m,j+n) \tag{16}$$

로 얻어진다. 대역 b에 대한 k×k 블럭의 대역비 $\bar{r}_b(i,j)$는

$$\bar{r}_b(i,j) = \frac{\overline{X}_b(i,j)}{\overline{X}_{ref}(i,j)} \tag{17}$$

이 된다. 여기서 $\overline{X}_{ref}(i,j)$는 양자화된 기준대역 $\hat{X}_{ref}(i,j)$의 k×k 블럭에 대한 평균값이다. 이들에 대한 전체 대역의 대역비 벡터 $\overline{R}(i,j)$는

$$\overline{R}(i,j) = \{\ \bar{r}_1(i,j),\ \bar{r}_2(i,j),\ \cdots,\ \bar{r}_n(i,j)\ \} \tag{18}$$

로 구성된다. 이는 대역수와 동일한 n 차원의 벡터이다. 그러나 이들 중에서 기준 대역 $\overline{X}_{ref}(i,j)$와 동일한 대역의 대역비 $\bar{r}_b(i,j)$는 항상 1이 되므로 이 대역을 제외한 n-1개 대역에 대한 n-1 차원의 벡터에 대하여 벡터 양자화를 행한다. 즉, 각 k×k 블럭의 전체대역의 대역비 벡터 $\overline{R}(i,j)$의 대역간 벡터 양자화된 $\hat{R}(i,j)$는

$$\hat{R}(i,j) = g_c[\,\overline{R}(i,j)\,] \tag{19}$$

와 같이 행하여 수신측으로 전송한다. 여기서 $g_c[\cdot]$는 k×k 블럭의 식 (14)에 의해 결정된 분류 영역 C_m에 대한 n-1 차원의 벡터 양자화기를 뜻한다.

따라서 제안한 기법은 유사한 대역비를 가지는 영역으로 분류하고 k×k 블럭 단위의 대역비 벡터에 대하여 대역간 벡터 양자화를 행함으로써 대역내 중복성 및 대역간 중복성을 효과적으로 제거하여 압축 효율을 향상시킨다.

4. 오차 벡터 양자화

기준 대역 X_{ref}을 대역내 벡터 양자화한 $\hat{X}_{ref}$ 및 기준대역 X_{ref}를 제외한 나머지 대역에 대한 대역간 벡터 양자화한 $\hat{R}(i,j)$에 대한 정보를 수신측으로 전송하게 된다. 대역 b의 화상 X_b에 대한 대역간 벡터 양자화에 의한 예측 화상 $\tilde{X}_b$는

$$\tilde{X}_b = \hat{r}_b \cdot \hat{X}_{ref} \tag{20}$$

와 같이 얻어진다. 여기서 $\hat{r}_b$는 대역비 r_b의 양자화된 값을 의미한다. 이때 대역간 벡터 양자화는 k×k 블럭 내의 평균값에 대한 대역비에 대해서 행함으로써 각 대역의 화소값들은 오차를 수반하게 된다. 즉 대역 b에 대한 오차 $e_b(i,j)$는

$$\begin{aligned} e_b(i,j) &= X_b(i,j) - \tilde{X}_b(i,j) \\ &= X_b(i,j) - \hat{r}_b(i,j)\cdot\hat{X}_{ref}(i,j) \end{aligned} \tag{21}$$

이 된다. 이때 발생하는 오차의 크기가 작다면 복원된 화질에 거의 영향을 미치지 못하지만, 오차의 크기가 크다면 복원된 대역 화상의 화질을 저하시키게 된다. 본 논문에서는 앞서 II 2에서 설명한 기존의 기법과 동일하게 자승오차 $\|e_b(i,j)\|^2$를 이용하여 각 대역에 대해서 식 (7)과 같이 오차 벡터 양자화를 행하여 오차를 감소시켜 복원 화질을 향상시켰다. 따라서 대역 b에 대한 수신측에서의 복원 화상 $\hat{X}_b$는

$$\hat{X}_b = \tilde{X}_b + \hat{e}_b = \hat{r}_b \cdot \hat{X}_{ref} + \hat{e}_b \quad (22)$$

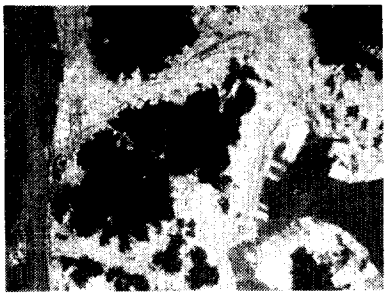
와 같다. 이때 $\hat{e}_b$는 양자화된 오차 화상이다.

이상에서 제안한 영역분류 벡터 양자화 기법은 각 대역별 특성에 따라 화소들을 영역 분류한 후, 각 분류 영역에 따라 대역내 벡터 양자화 및 대역간 벡터 양자화를 행함으로써 다중분광 화상데이타에 존재하는 대역내 및 대역간 중복성을 효과적으로 제거하여 압축 효율을 향상 시킬 수 있다.

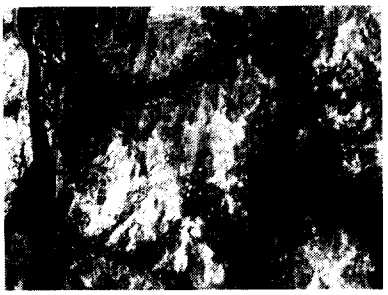
Ⅳ. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 기법의 성능을 평가하기 위하여 실제 인공위성 데이타에 대하여 실험을 행하였다. 본 실험에 사용한 화상데이타는 Landsat TM 센서에 의해서 수집된 데이타 (AREA-P)로서 화상의 크기는 512×400 이고 화소당 256 회색준위를 가지며, 7개 대역으로 구성되어 있다. 대역 1~5 및 대역 7은 지상해상도가 30m×30m이고, 대역 6은 120m×120m이다. 이는 바다, 강, 산, 잡초지, 도로 및 시가지 등의 많은 영역들이 혼재해 있는 복잡한 인공위성 화상데이타이다. 이들 7개 대역 화상중에서 대역 1 및 대역 4에 대한 화상을 그림 3에 나타내었다. 또한 대역간 예측의 통계적 특성 및 벡터 양자화의 코드북 생성을 위한 화상데이타는 본 실험에서 사용한 AREA-P를 제외한 Landsat TM 으로부터 얻은 5개의 서로 다른 지역에 대한 다중분광 화상데이타를 사용하였다.

본 논문에서 기준 대역 X_{ref}를 대역 2로 선택하여 영역분류를 행한 결과 그림 4에서와 같이 크게 산림 (forest), 물 (water) 및 시가지 (residential)의 세 영역으로 나타났고, 또한 영역분류 및 대역내 벡터 양자화하는 기준대역의 선택은 표 2에서 볼수 있듯이 7개 대역 중에서 가장 작은 분산값을 가지는 대역 2 및 대역 6 중에서 결정한다. 이들 중에서 대역 6의 지상해상도는 120m×120m로서 다른 대역과 다르기 때문에 본 실험에서는 다른 대역과 동일한 지상해상도를 가지면서 가장 작은 분산값을 가지는 대역 2를 기준 대역으로 결정하였다. 그리고 대역 6은 이러한 특성 때문에 대역내 벡터 양자화를 통하여 부호화 하였다. 즉 대역간 벡터 양자화는 대역 1, 대역 3~5 및 대역 7에 대해 5차원으로 행하였다. 또한 부블럭의 크기를 4×4로 하여 대역내 및 대역간 벡터양자화를 행하였다.[9]



(a)



(b)

그림 3. AREA-P의 (a) 대역 1 및 (b) 대역 4 화상
Fig. 3. (a) Band 1 and (b) band 4 images for AREA-P.

그림 4. AREA-P의 영역분류 결과
Fig. 4. The classified image for AREA-P.

Gupta의 기법에서 식 (2)에 의해 얻어진 예측 화상 $\tilde{X}_b$ 및 제안한 기법에서 식 (20)에 의해 얻어진 예측 화상 $\hat{X}_b$에 대한 PSNR

$$\mathrm{PSNR} = 10 \log \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |X_b(i,j) - \tilde{X}_b(i,j)|^2} \quad [\mathrm{dB}] \quad (23)$$

을 계산한 결과는 표 3에서와 같았다. 여기서 M 및 N은 각각 대역 화상의 수직 및 수평의 화소수를 나타낸다.

표 3. AREA-P에 대한 예측 화상의 PSNR [dB]
Table 3. PSNR [dB] of predicted images for AREA-P.

Band	Gupta's method	Proposed method
1	33.466	33.960
3	34.662	34.681
4	19.338	28.296
5	19.609	27.904
7	26.573	31.900
Average	26.730	31.348

또한 제안한 기법에서 대역간 벡터 양자화를 행함으로써 전송되는 비트율 r_p는

$$r_p = \frac{1}{k^2}\left(\frac{\log_2 c}{n} + \frac{\log_2 m}{n_p}\right) \text{ [bpp]} \quad (24)$$

와 같다. 여기서 c, m, n, n_p 및 k^2은 각각 영역의 수, 코드북의 크기, 대역의 수, 대역간 벡터 양자화하는 대역의 수 및 블럭의 크기를 뜻한다. 이 표에서는 m=64 및 n_p=5 로 행하였기 때문에 전송 비트율 r_p=0.09 [bpp] 에서의 결과이다. 이에서 보는바와 같이 각 대역에 대하여 제안한 기법에 의한 PSNR이 Gupta에 의한 기법보다 약 0.02 dB 내지 8.6 dB 정도 크게 향상하였음을 알 수 있다. 이는 비슷한 대역비를 가지는 영역으로 분류함으로써 대역간 중복성을 많이 제거할 수 있음을 알 수 있다. 또한 대역 1 및 대역 3은 다른 대역에 비해 PSNR이 0.02 dB 내지 0.5 dB 정도 적게 증가하였다. 이는 각 영역의 반사특성이 다른 대역에 비하여 이들 대역에서는 아주 유사하여 대역간 상관성이 높기 때문에 나타나는 결과이다. 즉, 각 영역이 유사한 반사 특성을 가지므로 각 영역에 대한 예측값과 대역 단위의 예측값이 유사하다는 것을 뜻하므로 제안한 기법과 Gupta의 기법이 비슷한 결과를 나타낸다. 그러나 각 영역의 반사 특성이 많이 다른 대역 4, 대역 5 및 대역 7 등에서는 제안한 기법의 PSNR이 약 5.3 dB 내지 8.9 dB 정도 크게 증가하여 Gupta의 대역 단위의 예측보다 제안한 대역간 벡터 양자화 기법에 의한 예측이 정확하다는 것을 알 수 있다. 또한 5개 대역에 대한 평균 PSNR이 약 4.6 dB 정도 크게 증가하여 제안한 기법이 우수함을 알 수 있다.

예측한 후 오차 벡터 양자화를 행한 후 복원되는 화상 $\hat{X}_b$에 대한 전송 비트율과 PSNR을 계산한 결과는 표 4에서와 같았다. 이 표에서 보는 바와 같이 7개 대역의 평균 비트율 및 PSNR에 대해서 제안한 기법이 Gupta의 기법에 비하여 0.05 bpp 낮은 비트율에서 0.16 dB 정도 향상됨을 알 수 있다. 그러나 대역 1 및 대역 3에 대해서는 제안한 기법이 Gupta의 기법에 비해 다소 높은 비트율과 낮은 PSNR을 가짐을 볼 수 있다. 이는 비슷한 예측 PSNR을 가지는 상태에서 제안한 기법에서는 영역에 대한 정보를 수신측에 전송하여야 하기 때문에 이 비트량을 보완하기 위하여 오차 벡터 양자화의 코드북의 크기를 작게함으로써 나타나는 결과이다. 그러나 다른 대역들에 대해서는 약 0.05 bpp 내지 0.18 bpp 정도 낮은 비트율에서 약 0.2 dB 내지 1.4 dB 정도 높은 PSNR이 나타남을 알 수 있어 제안한 기법이 우수함을 알 수 있다.

이상의 결과에서 제안한 기법이 Gupta에 의한 기법보다 대역내 및 대역간 존재하는 중복성을 효과적으로 제거하여 낮은 비트율에서 높은 화질을 얻음으로써 압축 효율이 우수함을 알 수 있다.

표 4. AREA-P에 대한 복원 화상의 PSNR [dB] 및 비트율 [bpp]
Table 4. PSNR [dB] and bit rate [bpp] of reconstructed image for AREA-P.

Band	Gupta's method		Proposed method	
	PSNR	Bit rate	PSNR	Bit rate
1	37.493	0.282	36.683	0.308
2	40.795	0.625	40.797	0.555
3	37.052	0.222	37.039	0.277
4	32.533	0.531	32.732	0.357
5	30.217	0.536	31.661	0.388
6	43.401	0.312	43.454	0.297
7	34.750	0.346	34.988	0.301
Average	36.606	0.408	36.765	0.355

V. 결 론

본 논문에서는 영역분류 벡터 양자화를 이용한 다중분광 화상데이타의 효율적인 압축 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 다중분광 화상데이타의 각 대역별 특성에 따라 화소들을 영역별로 분류한다. 그후 각 분류 영역에 대하여 대역내 중복성을 제거하기 위하여 대역내 상관성이 가장 큰 하나의 대역에 대하여 대역내 벡터 양자화를 행한 후, 대역간 중복성을 제거하기 위하여 각 분류 영역에 대하여 대역간 벡터 양자화를 행한다. 즉, 영역 단위의 예측을 행함으로써 대역간 중복성을

제거시킨다. 또한 대역간 벡터 양자화의 오차를 줄이기 위하여 각 대역별 오차 화상에 대하여 다시 대역내 벡터 양자화를 행함으로써 화질을 향상시킨다.

실제의 인공위성 다중분광 화상데이타에 대역 압축 실험을 통하여 제안 기법이 기존의 Gupta 등[6]의 기법에 비하여 낮은 비트율에서 좋은 화질을 얻을 수 있음을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] K. Sayood, "Data compression in remote sensing applications," *IEEE Geosci. and Remote Sensing Society Newsletter*, pp. 7-15, Sept. 1992.

[2] J. Wang, K. Zhang, and S. Taeng, "Spectral and spatial decorrelation of Landsat-TM data for lossless compression," *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, vol. 33, no. 5, pp. 1277-1285, Sept. 1995.

[3] V. D. Vaughn and T. S. Wilkinson, "System considerations for multispectral image compression designs," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 19-31, Jan. 1995.

[4] T. M. Chen, D. H. Staelin, and R. B. Arps, "Information content analysis of Landsat image data for compression," *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, vol. GE-25, no. 4, pp. 499-501, July 1987.

[5] N. D. Memon, K. Sayood, and S. S. Magliveras, "Lossless compression of multispectral image data," *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, vol. 32, no. 8, pp. 282-289, March 1994.

[6] S. Gupta and A. Gersho, "Feature predictive vector quantization of multispectral images," *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, vol. 30, no. 3, pp. 491-501, May 1992.

[7] G. P. Abousleman, M. W. Marcellin, and B. R. Hunt, "Compression of hyperspectral imagery using the 3-D DCT and Hybrid DPCM/DCT," *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, vol. 33, no. 1, pp. 26-34, Jan. 1995.

[8] J. A. Saghri, A. G. Tescher, and J. T. Reagan, "Practical transform coding of multispectral imagery," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 32-43, Jan. 1995.

[9] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.

저 자 소 개

金 榮 春(正會員) 第 33卷 B編 第 6號 參照
현재 경북대학교 전자공학과 박사과정

潘 聲 元(正會員)
1970년 6월 15일생. 1995년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 석사과정 재학중. 주관심분야는 Remote sensing, 영상 압축 및 코딩

金 仲 坤(正會員) 第 31卷 B編 第 8號 參照
현재 경남전문대학 전자과 전임강사

徐 龍 洙(正會員) 第 31卷 B編 第 8號 參照
현재 동서대학교 전자공학과 교수

李 健 一(正會員) 第 33卷 B編 第 6號 參照
현재 경북대학교 전자·전기공학부 교수