

영역 분류 및 대역간 상관성을 이용한 원격 센싱된 인공위성 화상데이터의 부호화

正會員 金榮春*, 李健一*

Coding of Remotely Sensed Satellite Image Data Using Region Classification and Interband Correlation

Young-Choon Kim*, Kuhn-Il Lee* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 영역 분류 및 대역간 상관성을 이용한 원격 센싱된 인공위성 화상데이터의 부호화 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 인공위성 화상데이터의 대역별 특성에 따라 각 화소벡터를 분류한 후, 대역내 중복성을 제거하기 위하여 하나의 기준대역에 대하여 분류영역별 대역내 벡터양자화를 행한다. 대역간 중복성을 제거시키기 위하여 기준대역과 상관성이 큰 대역들은 분류영역별 대역간 예측을 행하고, 나머지 대역들은 분류영역별 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시킨다. 실제 LANDSAT TM 화상데이터에 대한 실험을 통하여 제안한 기법의 압축 효율이 기존의 Gupta의 기법에 비하여 우수하고, 특히 다양한 지표대상물을 포함하는 인공위성 화상 및 대역간 상관성이 낮은 대역 화상인 경우에 중복성을 더욱 효과적으로 제거시킴을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a coding method of remotely sensed satellite image data using region classification and interband correlation. This method classifies each pixel vector considering spectral characteristics. Then we perform the classified intraband VQ to remove spatial (intraband) redundancy for a reference band image. To remove interband redundancy effectively, we perform the classified interband prediction for the band images that have high correlation spectrally and perform the classified interband VQ for the remaining band images. Experiments on LANDSAT TM image show that the coding efficiency of the proposed method is better than that of the conventional Gupta's method. Especially, this method removes redundancies effectively for satellite image including various geographical objects and for band images that have low interband correlation.

*경북대학교 전자공학과
論文番號:97197-0611
接受日字:1997年 6月 11日

I. 서 론

지구 관측용 인공위성에 장착된 센서로부터 원격 센싱(remote sensing)되어 얻어지는 화상데이터는 환경 조사, 기상 관측, 자원 탐사, 지도 작성 및 재해 조사 등의 여러 분야에 이용되고 있다.⁽¹⁾ 최근 이들 원격 센서의 발달과 더불어 화상데이터의 양이 급격하게 증가함에 따라 이러한 많은 양의 화상데이터를 효율적으로 저장하거나 전송하는 연구가 활발히 진행되고 있다.⁽²⁾⁻⁽⁷⁾

인공위성으로부터 원격 센싱되어 얻어지는 화상데이터는 지표대상물로부터 빛의 반사 및 열의 방사를 가시 대역 및 적외선 대역 등의 여러 개의 파장 대역(band) 별로 나뉘어져 동시에 수집되는 다분광(multispectral)의 것으로서, 미국의 LANDSAT-5호에서는 TM(thematic mapper) 및 MSS(multispectral scanner) 센서로부터 각각 7개 및 4개 대역의 화상데이터를 얻고 있다.⁽¹⁾ 따라서 이들 화상데이터는 공간적으로 뿐만 아니라 분광적으로도 많은 중복성(redundancy)을 가지기 때문에 공간적으로 존재하는 대역내(intra-band) 중복성 및 분광적으로 존재하는 대역간(interband) 중복성을 제거시킴으로써 부호화 효율을 향상시킬 수 있다.⁽²⁾⁻⁽⁴⁾

Rao 등⁽⁵⁾은 대역 화상 중에서 상관성이 높은 두개 대역의 화상데이터를 이용하여 부블럭 단위로 예측하였다. 그러나 이 기법에서는 부블럭 단위로 예측을 행함으로써 예측은 정확하게 할 수는 있으나, 예측 계수에 대한 전송정보량이 많아진다. 그리고 Gupta 등⁽⁶⁾은 예측 벡터양자화 기법(predictive VQ)을 제안하였다. 이 기법에서는 먼저 대역간 상관성이 가장 높은 하나의 대역으로부터 나머지 대역을 대역단위로 예측하였다. 그러나 이 기법에서는 대역 단위로 예측함으로써 예측 계수에 대한 전송 정보량은 적어지지만, 도시지역과 같이 다양한 종류의 영역으로 구성된 화상에 대하여는 예측이 부정확하여 부호화 효율이 저하된다. 또한 Gupta 등⁽⁷⁾은 공간적 및 분광적인 3차원의 다단계 벡터 양자화(multi-stage VQ)를 행하였다. 그러나 이 기법에서는 부호화 효율은 향상시킬 수 있으나, 코드북 탐색에 계산량이 많아지고, 탐색 시간이 길어진다.

본 논문에서는 영역 분류(region classification) 및

대역간 상관성(interband correlation)을 이용한 원격 센싱된 인공위성 화상데이터의 부호화 기법을 제안하였다. 이 기법에서는 먼저 각 화소벡터(pixel vector)를 유사한 반사 특성(reflection characteristic)을 가지는 영역으로 분류한다. 이렇게 분류된 영역을 기반으로 하여, 기준대역(reference band)에 대해서 분류영역별 대역내 벡터양자화(classified intraband VQ)를 행하여 대역내 중복성을 제거시킨다. 그후, 나머지 대역들의 대역간 중복성을 효과적으로 제거시키기 위하여 기준대역과의 상관성에 따라, 상관성이 큰 대역들은 분류영역별 대역간 예측(classified interband prediction)을 행하고, 상관성이 낮은 대역들은 분류영역별 대역간 벡터양자화(classified interband VQ)를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시킨다. 그후 오차 벡터양자화(residual VQ)를 행하여 화질을 향상시킨다.

제안한 기법은 화상내에 존재하는 각 지표대상물의 특성 및 기준대역과의 상관성에 따라 부호화를 행함으로써 화상내에 많은 영역이 혼재되어 있는 경우 및 대역간 상관성이 낮은 대역 화상인 경우에 효과적으로 대역내 및 대역간 중복성을 제거시킬 수 있다. 또한 제안한 기법들은 분류영역별로 벡터양자화를 행함으로써 코드북의 크기도 감소시킬 수 있어 계산량 또한 감소시킬 수 있다.

제안한 기법의 성능을 평가하기 위하여 실제의 LANDSAT TM 센서로부터 얻은 화상데이터에 대하여 부호화 실험을 행하여 기존의 기법과 비교하였다. 그 결과 제안한 기법이 기존의 기법에 비하여 낮은 비트율에서 좋은 화질을 얻으면서 계산량도 감소시켜 우수한 부호화 기법임을 확인하였다.

II. 원격 센싱된 인공위성 화상데이터 및 영역 분류

1. 인공위성 화상데이터의 표현

지구 관측용 인공위성에서는 장착된 센서를 통하여 지상의 일정한 넓이의 데이터를 수집하여 지상 수신국으로 전송하게 된다.⁽¹⁾ 현재 주요 지구 관측용 인공위성으로는 미국의 LANDSAT-5 및 NOAA-11, 일본의 JERS-1 및 프랑스의 SPOT-3등이 있으며, 이들에 장착된 여러 센서들의 대역수 및 지상해상도는 표 1에서와 같다.⁽¹⁾⁻⁽³⁾

표 1. 센서의 대역수 및 지상 해상도

Table 1. Number of bands and spatial resolution of sensors.

Sensor	Number of bands	Spatial resolution [m ²]	Remarks
TM	7	30×30	Band 6: 120×120
MSS	4	82×82	
HRV	3+1	20×20, 10×10	
OPS	5	18×24	
AVHRR	5	1100×1100	
ETM+	7+1	30×30, 15×15	Band 6: 60×60
HIRIS	192	30×30	
AVIRIS	224	20×20	

인공위성으로부터 얻는 화상데이터는 그림 1에서와 같이 공간적으로 2차원 및 분광적으로 1차원의 3차원 구조를 가지는 다분광 화상데이터이다. 이 경우 다분광 화상데이터 X 는

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \quad (1)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 n 은 대역의 수를 나타낸다. 임의 대역 b 의 화상 X_b 는

$$X_b = \{x_b(i, j) | 0 \leq i < M, 0 \leq j < N\} \quad (2)$$

으로 나타낼 수 있다. 여기서 M 및 N 은 각각 화상의 수평 및 수직 방향의 화소수를 나타내고, $x_b(i, j)$ 는 대역 b 의 화상에서 (i, j) 번째 위치의 화소값을 뜻한다. 또한 다분광 화상데이터 X 의 각 대역 화상에서의 동일한 (i, j) 번째 위치의 화소들인 화소 벡터 $X(i, j)$ 는

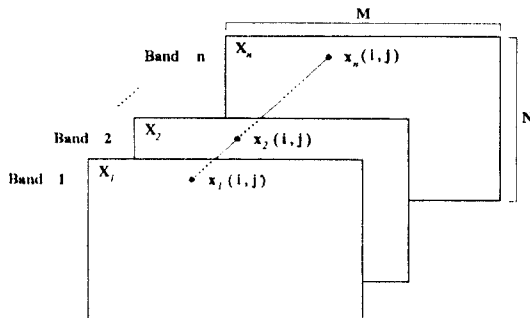


그림 1. 인공위성 다분광 화상데이터의 구조

Fig. 1. Structure of satellite multispectral image data.

$$X(i, j) = \{x_b(i, j) | 1 \leq b \leq n\} \quad (3)$$

로 나타낼 수 있다.

2. 영역 분류

인공위성으로부터 얻는 화상데이터는 일반적으로 지표대상물로부터 빛의 반사 및 열의 방사 특성에 따라 수집된다. 지표대상물이 물 (water) 영역의 경우에는 가시 영역에서는 높은 반사 특성을 보이고 적외선 영역으로 갈수록 낮은 반사 특성을 보이는 반면, 삼림 (forest) 영역의 경우에는 가시 영역보다는 적외선 영역에서 높은 반사 특성을 보인다.⁽¹⁾ 따라서 물, 삼림 및 시가지 등의 많은 영역이 혼재해 있는 도시지역과 같은 화상인 경우에는 기존의 기법들은 이러한 지표대상물의 특성을 반영하지 않음으로써 대역내 중복성 및 대역간 중복성을 충분히 제거시키지 못하였다.⁽⁵⁾⁻⁽⁷⁾ 따라서 본 논문에서는 지표대상물의 대역별 반사 특성을 이용하여 각 화소를 지표대상물에 따라 분류하였다.

인공위성 다분광 화상데이터의 대역 화상 중에서 하나의 기준대역 화상의 (i, j) 번째 화소의 화소값 $x_{ref}(i, j)$ 와 각 대역 화상의 해당 화소값 $x_b(i, j)$ 의 비 $r_b(i, j)$ 는

$$r_b(i, j) = \frac{x_b(i, j)}{x_{ref}(i, j)}, \text{ where } b = 1, \dots, n \quad (4)$$

와 같다. 이때 결정되는 $r_b(i, j)$ 의 값은 지표대상물에 따라 크게 변화한다. 예를 들어 LANDSAT TM의 경우, 가시 영역에 해당하는 대역 2를 기준대역으로 적외선 영역에 해당하는 대역 5의 $x_5(i, j)$ 를 비교하는 $r_5(i, j)$ 의 경우, 이 값은 강 및 바다에 대하여는 매우 작게, 잡초지 및 삼림지역에 대하여는 매우 크게 각각 나타난다. 따라서 $r_b(i, j)$ 를 이용하여 화소의 영역을 결정할 수 있을 것이다. 이를 위하여 $r_b(i, j)$ 를 이진화한 $p_b(i, j)$ 는

$$p_b(i, j) = \begin{cases} 1, & r_b(i, j) \geq thd \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

이다. 이때 thd 는 문턱치를 뜻한다. 이 이진화된 대역비 $p_b(i, j)$ 의 전체 대역에 대한 대역비 벡터 $P(i, j)$ 는

$$P(i, j) = [p_1(i, j) \ p_2(i, j) \ \dots \ p_n(i, j)] \quad (6)$$

와 같다. 이 이진화된 대역비 벡터 $P(i, j)$ 의 형태 (pattern)에 따라 화소벡터 $X(i, j)$ 에 대한 영역을 결정하였다. 이 경우 화소벡터 $X(i, j)$ 의 분류영역 $C(i, j)$ 는

$$C(i, j) = \text{Class}[P(i, j)] \quad (7)$$

와 같이 결정한다. 여기서 $\text{Class}[\cdot]$ 는 $P(i, j)$ 의 형태를 가지는 분류영역을 의미한다.

즉 동일한 형태를 가지는 화소벡터는 동일 영역으로 분류된다. LANDSAT TM의 경우, 대역 2를 기준 대역으로 하여 이진화된 대역비 p_b 를 계산한 결과는 표 2에서와 같았다. 이 표에서 볼 수 있듯이 기준대역에 대한 이진화된 대역비 p_b 는 지표대상물에 따라 다르다는 것을 알 수 있다. 따라서 인공위성 다분광 화상데이터를 유사한 대역비 $r_b(i, j)$ 를 가지는 영역으로 분류함으로써 대역내 중복성 및 대역간 중복성을 제거시킬 수 있다.

표 2. 각 영역에 대한 이진 표현된 대역비 p_b 의 예
Table 2. Example of band ratio p_b for each region.

Regions	p_b	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	P	Class C
Forest	1	1	0	1	1	1	1	1	1101111	0
Urban area	1	1	1	0	1	1	1	1	1110111	1
Water	1	1	0	0	0	1	0	0	1100010	2

3. 부분력의 대표 영역 결정

본 논문에서 인공위성 다분광 화상데이터의 부호화는 $k \times k$ 블록 단위로 행한다. 임의 대역 b 화상에서 (h, v) 번째 $k \times k$ 크기의 블록 $X_b(h, v)$ 는

$$X_b(h, v) = \{x_b(h+i, v+j) | 0 \leq i < k, 0 \leq j < k\} \quad (8)$$

와 같이 표현될 수 있다. 이의 전체 대역에 대한 $n \times k \times k$ 블록 $X(h, v)$ 는

$$X(h, v) = \{X_1(h, v), X_2(h, v), \dots, X_n(h, v)\} \quad (9)$$

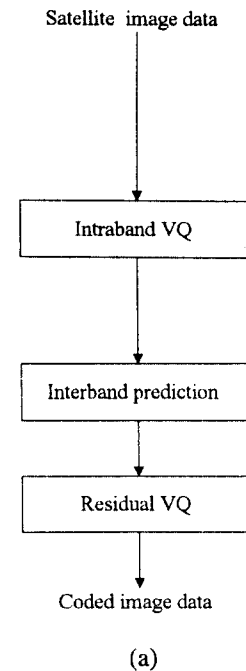
와 같고, 이를 대표하는 영역을 결정하였다. 즉, 이의 대표 영역 $C_m(h, v)$ 는

$$C_m(h, v) = \underset{c}{\text{arg}} \{ \max \{ \text{Number of } C(h+i, v+j) \} \} \quad (10)$$

와 같이 블록 내의 각 화소벡터별 영역 중에서 가장 많은 영역으로 결정한다. 이때 $0 \leq i < k$ 및 $0 \leq j < k$ 이다. 이렇게 결정된 각 부분력의 대표 영역 C_m 을 수신측으로 전송한다.

III. 제안한 인공위성 화상데이터의 부호화

본 논문에서는 영역 분류 및 대역간 상관성을 이용한 원격 센싱된 인공위성 화상데이터의 부호화 기법을 제안하였다. 기존의 Gupta⁽⁶⁾의 기법 및 제안한 기법의 블록 선도는 그림 2에서와 같다. 이에서 보는 바와 같이 제안한 기법에서는 먼저 영역 분류를 행한 후, 기준대역에 대해서 분류영역별 대역내 벡터양자화를 행하여 대역내 중복성을 제거시킨다. 그후, 나머지 대역들의 대역간 중복성을 제거시키기 위하여 기준대역과 상관성을 고려하여 분류영역별 대역간 예측을 행하거나 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시켜 부호화 효율을 향상시킬 수 있다.



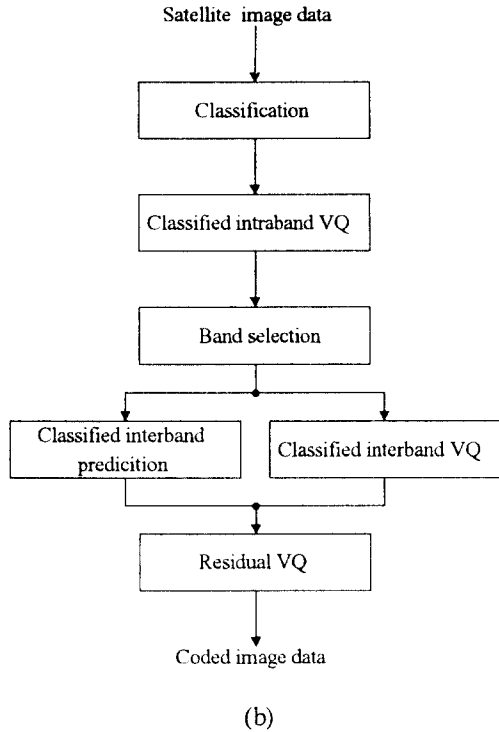


그림 2. (a) 기존의 Gupta의 기법 및 (b) 제안한 기법의 블록 선도.
 Fig. 2. Block diagram of (a) the conventional Gupta's method and (b) the proposed method.

1. 기준대역의 대역내 벡터양자화

수신측에서 기준대역으로부터 대역간 예측 또는 대역간 벡터양자화에 의해 부호화된 나머지 대역 화상을 복원하기 위해서는 기준대역에 대한 정보를 수신측에 전송하여야 한다. 이때 기준대역은 나머지 대역들의 복원에 이용되기 때문에 높은 화질을 유지하면서 부호화 하여야 한다. 따라서 제안한 기법에서는 벡터양자화의 효율 및 대역간 상관성을 고려하여 기준대역을 선택한다. 즉, 제안한 기법에서 선택하는 기준대역 X_{ref} 는

$$X_{ref} = \arg \{ \max_{X_b} \{ \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_{ib}^2}{\sigma_b^2} \} \} \text{ where } b = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

와 같이 선택한다. 이때 n 은 전체 대역수를 나타내고, σ_b^2 는 대역 b 의 분산 (variance)을, σ_{ib}^2 는 대역 i 와 대역 b 의 공분산 (covariance)을 나타낸다.

제안한 기법에서는 기준대역 X_{ref} 를 $k \times k$ 블록으로 나누어, 각 블록 단위로 $k \times k$ 차원의 분류영역별 벡터양자화를 행한다. 기준대역 화상에서 (h, v) 번째 $k \times k$ 블록 $X_{ref}(h, v)$ 를 벡터양자화한 $\hat{X}_{ref}(h, v)$ 는

$$\hat{X}_{ref}(h, v) = f_{c_m} [X_{ref}(h, v)] \quad (12)$$

와 같다. 여기서 $f_{c_m}[\cdot]$ 은 식 (10)에서 결정한 대표 영역 C_m 에 대한 벡터양자화를 뜻한다. 이때 벡터양자화의 선택된 인덱스를 수신측으로 전송한다.

이상에서와 같이 기준대역을 대역간 상관성이 높고 공간적인 변화량이 적은 대역을 선택하여 분류영역별로 벡터양자화를 행함으로써 대역내 중복성을 효과적으로 제거시킬 수 있고, 코드북의 크기를 감소시킬 수 있어 이에 따른 계산량을 감소시킬 수 있다.

2. 대역 선택

기존의 기법에서 행한 대역간 예측 기법은 화상데이터의 통계적인 특성을 이용하는 기법으로서 대역간 상관성이 높은 경우에는 예측이 정확하지만, 화상이 복잡한 경우 및 대역간 상관성이 낮은 경우에는 예측이 정확하지 않아 부호화 효율을 저하시킨다. 따라서 제안한 기법에서는 기준대역을 제외한 나머지 대역을 부호화 하기 위하여 기준대역과의 상관성에 따라 대역간 예측 또는 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시킨다.

기준대역을 제외한 나머지 대역 X_R 은

$$X_R = \{ X_b | 1 \leq b < n, b \neq ref \} \quad (13)$$

와 같이 표현할 수 있고, 이에 속하는 임의 대역 b 및 기준대역 화상의 상관 계수 (correlation coefficient) $\rho(X_{ref}, X_b)$ 는

$$\rho(X_b, X_{ref}) = \frac{cov(X_b, X_{ref})}{\sqrt{\sigma_{ref}^2 \cdot \sigma_b^2}} \quad (14)$$

와 같이 구할 수 있다. 이때 σ_{ref}^2 및 σ_b^2 는 각각 기준대역 및 대역 b 화상의 공간적인 분산을 나타내고, $cov(X_{ref}, X_b)$ 는 기준대역과 대역 b 의 공분산을 나타낸다. 제안한 기법에서는 기준대역과의 상관 계수를 이용

하여 X_R 에 속하는 각 대역들을 분리한다. 즉, 임의의 대역 b 화상 X_b 는

$$\begin{aligned} \text{if } (|\rho(X_{ref}, X_b)| > thd), \quad X_b \in X_P \\ \text{else,} \quad X_b \in X_Q \end{aligned} \quad (15)$$

와 같이 결정된다. 여기서 thd는 문턱치를 나타낸다. 즉, 다분광 화상데이터 X 는

$$\begin{aligned} X &= \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \\ &= \{X_R, X_{ref}\} \\ &= \{X_P, X_Q, X_{ref}\} \end{aligned} \quad (16)$$

와 같이 된다. 여기서 X_P 및 X_Q 는 각각

$$X_P = \{X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pm}\} \quad (17)$$

$$X_Q = \{X_{q1}, X_{q2}, \dots, X_{qn}\} \quad (18)$$

와 같이 된다. 여기서 pm 및 qn 은 각각 기준대역과의 상관 계수가 문턱치보다 큰 대역의 수 및 작은 대역의 수를 나타낸다.

3. 대역간 예측

제안한 기법에서는 기준대역과 상관성이 높은 대역들인 X_P 에 대해서 분류영역별 대역간 예측을 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시킨다. 이때 기존의 기법에서의 예측기⁽⁶⁾를 이용하여 대역간 예측을 행한다. 즉 X_P 의 요소인 대역 p 화상 X_p 의 (h, v) 번째 $k \times k$ 블럭에 대한 예측값 $\tilde{X}_p(h, v)$ 는

$$\tilde{X}_p(h, v) = A_p^c \cdot \tilde{X}_{ref}(h, v) + B_p^c \quad (19)$$

이 된다. 여기서 C 는 식 (10)에 의해 결정된 (h, v) 번째 $k \times k$ 블럭의 대표 영역이며, 대역 p 의 C 영역에 대한 예측 계수 행렬 A_p^c 및 B_p^c 는 각각

$$A_p^c = E[(X_p^c - E[X_p^c]) (X_{ref}^c - E[X_{ref}^c])^T] C_{X_{ref}^c}^{-1} \quad (20)$$

$$B_p^c = E[X_p^c] - A_p^c \cdot (E[X_{ref}^c]) \quad (21)$$

와 같다. 여기서 $E[\cdot], [\cdot]^T [\cdot]^{-1}$ 은 평균, 전치 행렬 및 역행렬을 각각 나타내고, $C_{X_{ref}^c}^{-1}$ 는 공분산 행렬을 나타

낸다. 따라서 식 (17)의 X_P 의 예측 화상 \tilde{X}_P 는

$$\tilde{X}_P = \{\tilde{X}_{p1}, \tilde{X}_{p2}, \dots, \tilde{X}_{pm}\} \quad (22)$$

와 같이 얻어진다.

4 대역간 벡터양자화

기준대역과 상관성이 낮은 대역들 X_Q 는 기준대역으로 부터 대역간 예측이 부정확하여 대역간 중복성을 효과적으로 제거시키지 못한다. 따라서 제안한 기법에서는 X_Q 에 대해서 분류영역별 대역간 벡터양자화를 행한다. 이때 X_Q 의 각 대역들은 기준대역과 상관성이 낮으면서 대역내의 분산값도 크다. 따라서 각 대역의 $k \times k$ 블럭을 다시 4개의 부분블럭으로 나누어 각 부분블럭의 대역비에 대해서 벡터양자화를 행한다.

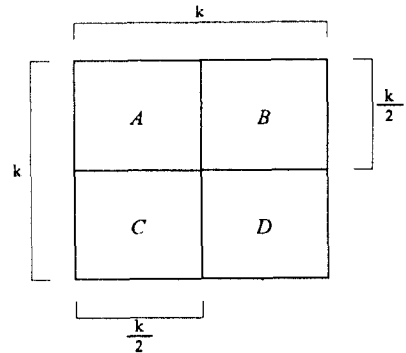


그림 3. 대역간 벡터양자화를 위한 부분블럭
Fig. 3. Sub-blocks for interband vector quantization.

X_Q 의 요소인 대역 q 의 화상 X_q 의 (h, v) 번째 $k \times k$ 블럭을 그림 3에서와 같이 나눈 $k/2 \times k/2$ 부분블럭 A, B, C 및 D 내의 화소들의 평균값을 얻을 수 있다. 즉, 부분블럭 A 의 평균값 $\bar{X}_q^A(h, v)$ 는

$$\bar{X}_q^A(h, v) = \frac{4}{k^2} \sum_{i, j \in A} x_q(h+i, v+j) \quad (23)$$

와 같이 얻는다. 이 평균값에 대한 부분블럭 A 의 기준대역과의 대역비 $\tilde{r}_q^A(h, v)$ 는

$$\tilde{r}_q^A(h, v) = \frac{\bar{X}_q^A(h, v)}{X_{ref}^A(h, v)} \quad (24)$$

와 같이 계산된다. 여기서 $\hat{X}_{ref}^A(h, v)$ 는 양자화된 기준대역 $X_{ref}(h, v)$ 의 부블럭 A에 대한 평균값이다. 마찬가지로 나머지 부블럭 B, C 및 D에 대해서도 얻을 수 있다. 따라서 이들에 대한 대역비 벡터 $R_q(h, v)$ 는

$$\bar{R}_q(h, v) = \{ \bar{r}_q^A(h, v), \bar{r}_q^B(h, v), \bar{r}_q^C(h, v), \bar{r}_q^D(h, v) \} \quad (25)$$

로 구성된다. 이를 식 (18)에서 나타낸 대역들 X_Q 에 대해서 나타내면

$$\bar{R}_Q(h, v) = \{ \bar{R}_{q_1}(h, v), \bar{R}_{q_2}(h, v), \dots, \bar{R}_{q_n}(h, v) \} \quad (26)$$

로 구성된다. 여기서 qn 은 모든 대역화상 중에서 기준대역과의 상관성이 적은 대역의 수를 뜻하므로, 결국 (h, v) 번째 $k \times k$ 블럭의 대역비 $\bar{R}_Q(h, v)$ 는 $4 \times qn$ 차원의 벡터가 되고 이를 벡터양자화한다. 즉, 대역비 $\bar{R}_Q(h, v)$ 의 벡터양자화된 $\hat{R}_Q(h, v)$ 는

$$\hat{R}_Q(h, v) = g_{c_m}[\bar{R}_Q(h, v)] \quad (27)$$

와 같다. 여기서 $g_{c_m}[\cdot]$ 는 식 (10)에서 결정된 대표 영역 C_m 에 대한 $4 \times qn$ 차원의 벡터양자화기를 뜻하고, 이에 대한 코드북의 선택된 인덱스를 수신측으로 전송한다.

수신측에서는 $\hat{R}_Q(h, v)$ 를 이용하여 \tilde{X}_Q 를 복원하여야 한다. 이때 X_Q 에 대해 수신측에서 복원되는 양자화된 블럭 $\tilde{X}_Q(h, v)$ 는

$$\tilde{X}_Q(h, v) = \hat{R}_Q(h, v) \cdot \hat{X}_{ref}(h, v) \quad (28)$$

와 같이 얻는다. 즉, 임의의 대역 q 의 (h, v) 번째 블럭의 양자화된 값 $\tilde{X}_q(h, v)$ 는

$$\tilde{X}_q(h, v) = \hat{R}_q(h, v) \cdot \hat{X}_{ref}(h, v) \quad (29)$$

와 같이 얻을 수 있다.

5 오차 벡터양자화

기준대역 X_{ref} 를 대역내 벡터양자화한 $\hat{X}_{ref}(h, v)$ 를 이용하여 대역간 예측 및 대역간 벡터 양자화를 행함으로써 \tilde{X}_p 및 \tilde{X}_Q 를 얻는다. 이때 이들은 양자화된

기준대역 및 블럭 단위로 행함으로써 각 화소값들은 오차를 수반하게 된다. 즉 대역간 예측을 행하는 대역 p 의 화상 X_p 의 블럭 오차 $e_p(h, v)$ 및 대역간 벡터 양자화를 행하는 대역 q 의 화상 X_q 블럭 오차 $e_q(h, v)$ 는 각각

$$e_p(h, v) = X_p(h, v) - \tilde{X}_p(h, v) \quad (30)$$

$$e_q(h, v) = X_q(h, v) - \tilde{X}_q(h, v) \\ = X_q(h, v) - R_q(h, v) \cdot \hat{X}_{ref}(h, v) \quad (31)$$

이 된다. 이때 이 오차의 크기가 작다면 복원된 화상의 화질에 거의 영향을 미치지 못하지만 오차의 크기가 크다면 복원된 화상의 화질을 저하시킨다. 따라서 기존의 기법⁽⁶⁾에서와 같이 $k \times k$ 블럭 단위로 오차 벡터양자화를 행함으로써 복원 화상의 화질을 향상시킨다. 즉, $k \times k$ 블럭의 자승오차 $\|e_b(h, v)\|^2$ 는

$$\|e_b(h, v)\|^2 = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} |e_b(h+m, v+n)|^2 \quad (32)$$

와 같고, 이 자승오차가 주어진 문턱치보다 크다면 오차 벡터양자화를 행하고, 그렇지 않다면 부호화하지 않는다. 그 결과 수신측에서 복원되는 대역 p 및 대역 q 의 화상 \tilde{X}_p 및 \tilde{X}_q 는 각각

$$\tilde{X}_p = \tilde{X}_p + \hat{e}_p \quad (33)$$

$$\tilde{X}_q = \tilde{X}_q + \hat{e}_q \\ = \hat{R}_q \cdot \hat{X}_{ref} + \hat{e}_q \quad (34)$$

와 같이 얻어진다. 여기서 \hat{e}_p 및 \hat{e}_q 는 각각 대역 p 및 대역 q 의 양자화된 오차 화상이다.

이상에서 살펴본 바와 같이 제안한 기법은 지표대상물의 반사 특성에 따라 영역분류를 행하고, 각 대역에 따라 기준대역과의 상관성을 고려하여 부호화함으로써 대역내 및 대역간 중복성을 효과적으로 제거하여 부호화 효율을 향상시킬 수 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 기법의 성능을 평가하기 위하여 실제 인공위성 화상데이터에 대하여 부호화 실험

을 행하였다. 실험에 사용된 인공위성 화상데이터는 LANDSAT-5호 TM 센서에 의해서 수집된 데이터 AREA-P 로서, 화상의 크기는 512×400 화소이고, 화소당 256 회색준위를 가지며, 7개 대역으로 구성되어 있다. 이에 대한 지상해상도는 표 1에서와 같고, AREA-P에 대한 대역 1 및 대역 4의 화상은 그림 4에서와 같다. 이에서 볼 수 있듯이 화상데이터 AREA-P는 바다, 강, 산, 잡초지, 도로 및 시가지 등의 많은 영역들이 혼재해 있는 복잡한 인공위성 다분광 화상데이터이다.



(a)



(b)

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

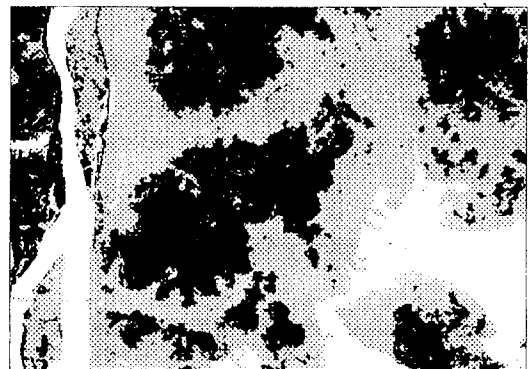
화상데이터 AREA-P에 대하여 공분산 행렬 (covariance matrix) 및 식 (11)을 계산한 결과는 표 3에서와

같았다. 이 표에서 볼 수 있듯이 식 (11)에 의해 계산된 결과 대역 2가 가장 높은 값을 가짐을 알 수 있다. 따라서 대역 2를 기준대역으로 선택하여 분류 영역별 대역내 벡터 양자화를 행하였다. 그리고 대역 6은 표 1에서 보는바와 같이 다른 대역과 지상해상도가 다르기 때문에 분류영역별 대역내 벡터양자화를 행하였다.

표 3. AREA-P에 대한 대역간 공분산 행렬
Table 3. Interband covariance matrix for AREA-P.

Band	1	2	3	4	5	6	7
1	243.8						
2	150.0	100.4					
3	255.9	171.2	300.5				
4	-64.7	-10.5	-25.8	662.3			
5	258.8	182.1	315.8	500.3	950.1		
6	113.6	67.6	119.2	23.3	200.5	99.6	
7	251.0	160.5	279.7	124.3	539.6	158.3	391.2
Eq. (11)	5.0	8.2	4.7	1.8	3.1	7.9	4.9

대역 2를 기준대역으로 선택하여 영역 분류를 행한 결과는 그림 5에서 보는바와 같이 크게 삼림 (forest), 물 (water) 및 시가지 영역 (urban area)의 세 영역으로 나타났다. 이들 분류영역들에 대한 각 대역 화상의 공간적인 분산값을 계산한 결과는 표 4에서와 같았다. 이 표에서 볼 수 있듯이 각 영역에 대한 분산값이 분류하지 않은 전체 대역에 대한 분산값보다 많이 줄어들어 대역내 중복성을 많이 제거시킬 수 있음을 알 수 있다.



■: Forest □: Urban area □: Water

그림 5. AREA-P에 대한 영역 분류 화상
Fig. 5. The classified image for AREA-P.

표 4. AREA-P의 각 대역에 대한 각 영역의 분산값
Table 4. Variance value of each class for each band of AREA-P.

Band	1	2	3	4	5	6	7
Non-classification	243.8	100.4	300.5	662.3	950.1	99.6	391.2
Forest	32.3	19.8	37.4	290.2	273.9	18.5	57.9
Urban area	132.0	51.7	141.8	133.4	377.3	52.1	187.0
Water	61.5	65.9	224.3	118.6	106.3	37.7	31.7

화상데이터 AREA-P에 대하여 상관 계수 행렬 (correlation coefficient matrix)을 계산한 결과는 표 5에서와 같았다. 이에서 볼 수 있듯이 기준대역인 대역 2에 대하여 대역 1 및 대역 3은 아주 높은 상관성을 가지는 반면 나머지 대역들인 대역 4, 대역 5 및 대역 7은 낮은 상관성을 가짐을 알 수 있다. 따라서 제안한 기법에서는 대역 1 및 대역 3은 분류영역별 대역간 예측을 행하고, 대역 4, 대역 5 및 대역 7은 분류영역별 대역간 벡터양자화를 행하여 부호화한다.

표 5. AREA-P에 대한 대역간 상관계수(절대치) 행렬
Table 5. Interband correlation coefficient(absolut value) matrix for AREA-P.

Band	1	2	3	4	5	6	7
1	1.000						
2	0.959	1.000					
3	0.945	0.986	1.000				
4	0.161	0.041	0.058	1.000			
5	0.538	0.590	0.591	0.631	1.000		
6	0.729	0.676	0.689	0.091	0.652	1.000	
7	0.813	0.810	0.816	0.244	0.885	0.802	1.000

기존의 Gupta의 기법⁽⁶⁾ 및 제안한 기법에서 블록의 크기를 4×4 로 하여 PSNR, 화소당 비트수 (bits per pixel; bpp) 및 부호화기에서 행하는 계산량에 대하여 비교하였다.

기존의 기법 및 제안한 기법에 의해 얻어진 예측 화상 \tilde{X}_b 에 대한 PSNR을 계산한 결과는 표 6에서와 같았다. 제안한 기법에 의한 5개 대역에 대한 평균 PSNR이 기존의 기법에 의한 것보다 5.4 dB 정도 크게 증가하였음을 알 수 있다. 이는 각 분류영역에 대하여 대역간 예측 및 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거시켰음을 알 수 있다. 각 대역별로 살펴보면, 가시 영역에 해당하는 대역 1 및 대역 3에서는 기준대역인 대역 2와 대역간

상관성이 높기 때문에 유사한 결과를 나타내지만, 영역 분류를 행함으로써 제안한 기법이 약 0.2 내지 1.1 dB 정도 증가하여 더욱 정확하게 예측 하였음을 알 수 있다. 또한 적외선 영역에 해당하는 대역 4, 대역 5 및 대역 7은 제안한 기법들에 의한 PSNR이 기존의 기법에 의한 것보다 약 3.3 dB 내지 10.3 dB 정도 크게 증가하였다. 이는 기준대역과 상관성이 낮기 때문에 분류영역별로 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 아주 효과적으로 제거하였음을 알 수 있다.

표 6. AREA-P에 대한 예측 화상의 PSNR[dB]
Table 6. PSNR[dB] of predicted images for AREA-P.

Band	Gupta's method	Proposed method
1	33.5	34.6
3	34.7	34.9
4	19.3	29.7
5	19.6	28.9
7	26.6	32.6
Average	26.7	32.1

이들 예측결과로부터 제안한 기법에 의한 PSNR이 기존의 기법에 의한 것에 비하여 모든 대역들에서 증가하여 오차 벡터양자화를 행하는 블록의 수가 감소된다는 것을 알 수 있다. 즉, 제안한 기법들에서는 기존의 기법에 비하여 오차 벡터양자화를 행하는 블록의 수가 감소하기 때문에 전송 비트율 및 코드북 탐색을 위한 계산량을 감소시킬 수 있다.

기존의 기법 및 제안한 기법에서 오차벡터양자화를 행하는 문턱치를 조절하여 유사한 비트율로 부호화했을때의 복원화상 \tilde{X}_b 에 대한 PSNR 및 부호화기에서 행한 계산량을 계산한 결과는 표 7에서와 같았다. 제안한 기법에 의한 7개 대역 전체에 대한 평균 PSNR은 기존의 기법에 의한 것보다 0.017 bpp 정도 감소하면서 약 0.5 dB 정도 증가하였음을 알 수 있다. 대역별로 살펴보면 먼저 대역내 벡터양자화를 행하는 기준대역인 대역 2 및 대역 6에서는 기존의 기법들에 비하여 제안한 기법에서 약 0.016 bpp 및 0.069 bpp 정도 감소하면서 거의 비슷한 PSNR을 가진다는 것을 알 수 있다. 이는 제안한 기법이 분류영역별로 벡터양자화를 행함으로써 부호화 효율을 향상시킬

알 수 있다. 대역간 상관성이 높은 가시 영역에 해당하는 대역 1 및 대역 3에서는 제안한 기법에 의한 것이 기존의 기법에 의한 것보다 동일한 비트율에서 약 0.3 dB 및 0.5 dB 정도 작게 증가하였다. 또한 대역간 상관성이 낮은 적외선 영역에 해당하는 대역 4, 대역 5 및 대역 7에서는 제안한 기법에서 기존의 기법에 비하여 비트율은 감소하면서 약 0.1 dB 내지 1.7 dB 정도 많이 향상되었음을 알 수 있다. 이는 제안한 기법은 대역간 상관성이 낮은 대역들에 대해서 대역간 예측을 행하지 않고 분류영역별로 대역간 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 효과적으로 제거 시킴을 알 수 있다.

표 7의 우측 마지막 부분(**)은 Gupta의 기법과 동일한 PSNR로 부호화 하였을때의 제안한 기법에서 발생하는 비트율을 나타내었다. 이에서 보는바와 같이 7개 대역 전체에 대한 평균 비트율은 제안한 기법에 의한 것이 기존의 기법에 의한 것보다 약 25.2%에 해당하는 약 0.103 bpp 정도로 많이 감소하였음을 알 수 있다. 각 대역별로 살펴보면, 먼저 대역 1 및 대역 3에서 제안한 기법에 의한 비트율은 약 0.033 및 0.061 bpp 정도 적게 감소하였다. 이는 기준대역과 상관성이 높기 때문에 얻어지는 결과로 볼 수 있다. 그

리나 대역간 상관성이 낮은 대역 4, 대역 5 및 대역 7에서는 제안한 기법에서 기존의 기법에 비하여 약 0.061 내지 0.295 bpp 정도로 많이 감소하였음을 알 수 있다. 이는 대역간 상관성이 낮은 대역들에 대해서 제안한 기법에서는 분류영역별로 벡터양자화를 행함으로써 대역간 중복성을 아주 효과적으로 제거 시킴을 알 수 있다.

기존의 기법과 제안한 기법의 계산량을 살펴보면, 제안한 기법의 7개 대역에 대한 화소당 곱셈 계산량이 기존의 기법에 비하여 약 43.7% 감소하여 부호화기의 성능을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. 대역간 예측을 행하는 대역 1 및 대역 3에서는 약 8.0% 내지 10.9% 정도 적게 감소하였다. 이는 기존의 기법에서와 같이 대역간 예측을 행하지만 제안한 기법에서는 분류영역별로 행함으로써 예측이 정확하여 오차 벡터양자화를 행하는 블럭의 수를 감소시킴으로써 계산량이 감소됨을 알 수 있다. 그리고 대역간 벡터양자화를 행하는 대역 4, 대역 5 및 대역 7에서는 약 52.8% 내지 96.5% 정도 많이 감소하였다. 이는 오차 벡터양자화를 행하는 블럭의 수도 감소시키고 오차 벡터양자화의 코드북의 크기도 감소시킬 수 있어 얻어지는 결과로 볼 수 있다.

표 7. AREA-P에 대한 복원된 화상의 비트율, PSNR 및 계산 복잡도.

Table 7. Bit rate, PSNR, and computational complexity of reconstructed images for AREA-P.

Band	Gupta's method			Proposed method			
	Bit rate [bpp]	PSNR [dB]	Computational complexity*	Bit rate [bpp]	PSNR [dB]	Computational complexity*	Bit rate** [bpp]
1	0.282	37.5	66.3	0.282	38.0	61.0	0.221
2	0.625	40.8	1024.0	0.556	40.8	581.3	0.556
3	0.222	37.1	48.7	0.222	37.4	43.4	0.189
4	0.531	32.5	241.9	0.518	33.0	113.9	0.346
5	0.536	30.2	244.5	0.526	31.9	115.3	0.241
6	0.313	43.4	32.0	0.297	43.5	23.4	0.297
7	0.346	34.8	1204.3	0.336	34.9	42.6	0.285
Average	0.408	36.6	248.8	0.391	37.1	140.1	0.305

* Computational complexity : Number of multiplicative operations per pixel.

** 기존의 기법과 동일한 PSNR에서의 비트율

