

웨이브릿 영역에서의 영역별 대역간 예측과 벡터 양자화를 이용한 다분광 화상 데이터의 압축

정회원 반성원*, 권성근*, 이종원*, 박경남*, 김영춘**, 장종국**, 이진일*

Mutispectral Image Compression Using Classified Interband Prediction and Vector Quantization in Wavelet domain

Seong-Won Ban*, Seong-Geun Kwon*, Jong-Won Lee*, Kyung-Nam Park*,
Young-Choon Kim**, Jong-Kook Jang** and Kuhn-Il Lee* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 웨이브릿 영역에서 영역별 대역간 예측과 벡터 양자화를 이용한 다중 분광 화상데이터 압축 기법을 제안하였다. 이 방법에서는 먼저 화상데이터에서 각 대역의 반사 특성을 이용하여 영역 분류를 행한 후, 공간적으로 가장 낮은 분산을 가지고 다른 밴드와 상관성이 가장 큰 기준 대역을 웨이브릿 영역에서 영역 분류 벡터 양자화를 행한다. 또한 나머지 각 밴드는 웨이브릿 영역에서 기준 대역으로부터 영역별 예측을 통하여 대역간 중복성을 제거하였다. 그리고 원 화상의 웨이브릿 계수와 예측 영상의 웨이브릿 계수의 차이를 줄이기 위해 오차 벡터 양자화를 행한다. 실제 원격 센싱된 인공위성 화상데이터에 대한 실험을 통하여 제안한 기법의 부호화 효율이 기존의 기법에 비하여 우수함을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose multispectral image compression using classified interband prediction and vector quantization in wavelet domain. This method classifies each region considering reflection characteristics of each band in image data. In wavelet domain, we perform the classified intraband VQ to remove intraband redundancy for a reference band image that has the lowest spatial variance and the best correlation with other band. And in wavelet domain, we perform the classified interband prediction to remove interband redundancy for the remaining bands. Then error wavelet coefficients between original image and predicted image are intraband vector quantized to reduce prediction error. Experiments on remotely sensed satellite image show that coding efficiency of the proposed method is better than that of the conventional method.

I. 서 론

지구 관측용 인공위성을 통하여 원격 감지(remote sensing)로 얻는 화상 데이터는 지표 대상물로부터 빛의 반사 및 열의 방사를 가지 대역 및 적외선 대역 등의 여러 개의 파장 대역

(band)별로 나누어져 동시에 수집되는 다분광(multispectral)의 것으로서, 환경 조사, 기상 관측, 자원 탐사, 지도 작성, 또는 재해 상황 조사 등의 여러 분야에 이용되고 있다.^[1]

인공위성 다분광 화상 데이터는 일반 화상과는 달리 같은 피사체를 파장 대역별로 얻는 것이므로, 공간적으로 뿐만 아니라 분광적으로도

* 경북대학교 전자전기공학부(grium@palgong.kyungpook.ac.kr),

** 영동대학교 전자 공학부

논문번호 : 99330-0817, 접수일자 : 1999년 8월 17일

많은 중복성 (redundancy)을 가진다. 따라서 다분광 화상 데이터 압축에서는 공간적으로 존재하는 대역내 (intraband) 중복성 및 분광적으로 존재하는 대역간 (interband) 중복성을 제거함으로써 압축 효율을 향상시킬 수 있다.^[2]

1995년 Wang 등^[3]은 하나의 화소를 3차원 예측을 통하여 부호화 하는 무손실 부호화 방법을 제안하였으나, 이 방법에서는 화소단위로 예측함으로써 전송해야 할 정보량이 많아진다. 1992년 Gupta 등^[4]은 분광적 특징 예측 벡터 양자화 (feature predictive VQ; FPVQ)를 통하여 대역내 중복성 및 대역간 중복성을 제거하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법에서는 대역단위의 예측이 부정확할뿐만 아니라, 기준 대역에 대한 비트 양이 많아 부호화 효율이 저하된다.

웨이브릿 변환 (wavelet transform)을 이용한 화상데이터의 압축에 대한 연구가 지난 몇 년간 많은 관심을 받아왔다.^{[6]~[8]} 또한 웨이브릿 변환후 웨이브릿 계수 (wavelet coefficient)를 벡터 양자화 (vector quantization)하는 방법에서도 최근 많은 연구가 진행되고 있다.^{[9]~[10]} 이러한 웨이브릿 변환은 시간과 주파수에 대한 국부성 (locality)을 가지고 신호를 표현할 수 있어서 비정상 과정 (nonstationary process)을 가지는 영상신호를 해석하는데 유리하고, 변환 영역이 인간의 시각 특성과 비슷한 다중 해상도 (multiresolution)로 표현되는 장점을 갖는다.

본 논문에서는 웨이브릿 영역 (wavelet domain)에서의 영역별 대역간 예측 (classified interband prediction; CIP) 및 벡터 양자화를 이용한 다분광 화상데이터의 효율적인 압축 기법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 공간적 분산이 작고 분광적 상관성이 큰 기준대역 (reference band)을 중심으로 대역별 특성에 따라 영역 분류를 행한다. 그리고 각각의 대역에 대하여 웨이브릿 변환을 행한 후, 기준 대역으로 정하여 이를 영역 분류 벡터 양자화 하여 전송하였다. 또한 기준 대역과의 대역간 상관성이 큰 대역들에 대해서는 영역별 대역간 예측 행한 후 오차 벡터 양자화 (residual VQ)로 부호화를 하고, 상관성이 낮은 대역들에 대해서는 대역내 영역별 벡터 양자화 (classified intraband VQ)를 이용하여 부호화를 행한다. 즉, 이 기법에서는 각 대역에 대해 웨이브릿 영역에서의 영역별 대역

간 예측을 행함으로써 다분광 화상데이터에 존재하는 대역간 중복성을 제거하고 오차 벡터 양자화를 함으로서 대역내 중복성을 효과적으로 제거하여 압축효율을 향상시킨다.

실제의 인공위성 다분광 화상데이터에 대한 압축 실험을 통하여 제안 기법이 기존의 기법에 비하여 낮은 비트율에서 좋은 화질을 얻을 수 있음을 확인하였다.

II. 이 론

본 논문에서는 웨이브릿 영역에서의 영역별 대역간 예측과 벡터 양자화를 이용한 다분광 화상데이터 압축 기법을 제안하였다. 이 방법에서는 그림 1에서와 같이 대역별 특성에 따라 영역 분류를 행한 후, 각 대역을 웨이브릿 변환을 행한다. 기준 대역의 대역내 (intraband) 부호화에서는 가장 낮은 해상도를 가지는 부밴드 (subband)는 스칼라 양자화 (scalar quantization; SQ)를 행하고 나머지 부밴드들은 영역별 벡터 양자화를 행함으로써 대역내 중복성을 제거한다. 그리고 다른 대역의 대역간 부호화에서 LL3 부밴드는 영역별 예측 후 스칼라 양자화 (predicted scalar quantization; PSQ)를 행한다. 다른 부밴드들은 영역별 예측으로 대역간 중복성을 제거하고, 오차벡터 양자화를 통하여 화질을 향상시킨다.

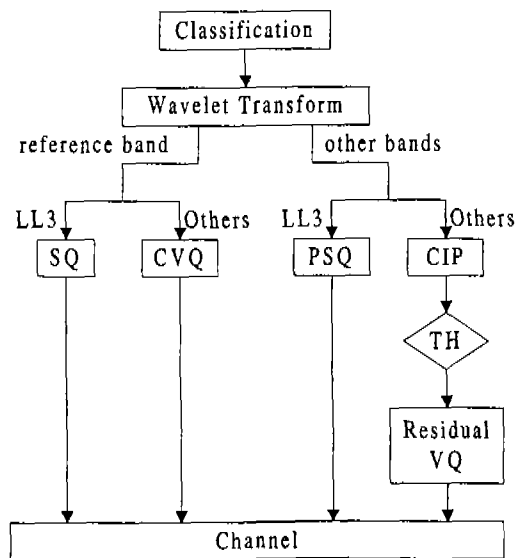


그림 1. 제안된 방법의 블록선도

1. 다분광 화상데이터의 영역분류

인공위성으로부터 얻는 화상데이터는 일반적으로 지표대상물로부터 빛의 반사 및 열외 방사를 가지 영역 및 적외선 영역 등의 여러 개의 파장 대역으로 나뉘어져 수집되어 파장 대역수 만큼의 화상데이터를 얻을 수 있는 다분광 데이터이다.^[1] 따라서 이 다분광 화상데이터는 그림 2에서와 같이 공간적으로 2차원 및 분광적으로 1차원을 가지는 3차원 구조를 가진다. 이 경우 다분광 화상데이터 X는

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

로 나타낼 수 있다. 여기서 n은 대역의 수를 나타내고, Xn은 대역 n의 화상을 뜻한다. Landsat TM의 경우 n=7 로서, X1, X2 및 X3는 가시 영역 그리고 X4, X5, X6, 및 X7은 적외선 영역의 화상데이터를 갖는다. 이때 지표 대상물은 각각의 파장 대역에 대해 다른 반사율을 가진다. 예를 들면 물의 경우 가시 영역에서는 높은 반사율을 보이고 적외선 영역으로 갈수록 낮은 반사율을 보이지만, 산림의 경우 가시 영역보다는 적외선 영역에서 높은 반사율을 보인다. 본 논문에서는 이와 같은 영역별로 다른 반사율이 나타나는 것을 이용하여 영역 분류를 행하였다. 또한 웨이브릿 변환후 불럭 단위의 벡터 양자화를 고려하여 불럭 단위로 불럭내의 평균값과 표준편차를 이용하였다.

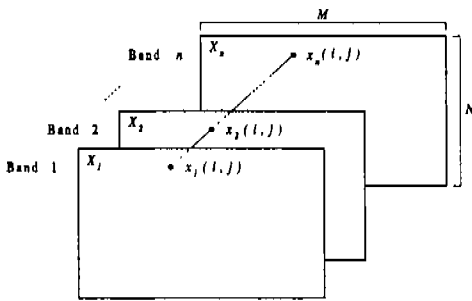


그림 2. 다분광 화상데이터의 구조

대역 b의 임의의 N×N 불럭 B의 대표값 R_b^B 는

$$R_b^B = E_b^B + SD_b^B \quad (3)$$

와 같이 결정하였다. 여기에서 E_b^B 은 대역 b에

서 불럭의 평균이며, SD_b^B 은 표준 편차이다. 이때 불럭의 대표값 R_b^B 는 지표대상물에 따라 다른 값을 가지며 대역에 따라서도 다르게 나타난다. 따라서 전체 대역에 대한 불럭의 대표 벡터 V^B 은

$$V^B = [R_1^B, R_2^B, \dots, R_n^B] \quad (4)$$

와 같이 나타냈다. 여기에서 n은 대역의 수를 나타낸다. V^B 은 각 불럭의 반사 특성에 의해 영역별로 다른 값들로 이루어지며, 이 불럭 대표 벡터들을 그룹화 (grouping) 또는 클러스터링 (clustering)의 반복 수행 (iteration)에 의하여 영역 기준값을 얻을 수 있다. 원격 감지된 화상데이터들로부터 제안한 영역 분류를 행한후 얻어진 3개의 영역 기준값은 표 I과 같다. 표 I에서 보는 것과 같이 각 영역의 기준값이 영역에 따라 큰 차이를 보인다는 것을 알 수 있다.

이렇게 얻어진 기준값을 기준으로 불럭 B의 영역 C^B 는

$$C^B = \arg[\min(\sum_i |R_i^B - C_i^B|^2, \sum_i |R_i^B - C_i^B|^2, \sum_i |R_i^B - C_i^B|^2)] \quad (5)$$

로 결정된다. 여기에서 k는 불럭의 크기를 나타낸다.

2. 웨이브릿 변환

본 논문에서는 대역내 중복성을 제거하기 위하여 각 대역별로 3-level 웨이브릿 변환을 행하였다. 웨이브릿 변환은 푸리에 변환 (Fourier transform)과 같이 기저함수 (basis function)들의 집합으로 신호를 분해하는 하나의 방법으로서 임의의 함수를 시간-주파수 영역에서 동시에 극부성을 갖는 웨이브릿 기저함수의 선형 결합으로 표현하는 것이다. 웨이브릿 변환에서 기저함수들은 원형 (prototype) 웨이브릿 함수 $\psi(x)$ 의 신축, 팽창 (contraction / dilation), 그리고 천이 (translation)에 의해 생성된다. 즉,

$$\psi^{a,b}(x) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi(\frac{x-b}{a}), a \in R, b \in R \quad (6)$$

와 같다. 여기서 R은 실수이고, a는 원형 웨

이브릿을 신축 및 팽창시키는 스케일 변수이며, b 는 천이 변수이다.
이산 웨이브릿은

$$a = a_0^m, b = nb_0 a_0^m, a_0 > 1, b_0 > 0, m, n \in Z \quad (7)$$

와 같이 계수를 조정함으로써 표현된다. 여기서 Z 는 정수이다. $\psi_{m,n}(x)$ 를 이산 웨이브릿 기저 함수라 하고 $c_{m,n}(f)$ 를 이산 웨이브릿 변환된 함수라 할 때 이산 웨이브릿 분해 (decomposition)는

$$f = \sum c_{m,n}(f) \psi_{m,n} \quad (8)$$

$$c_{m,n}(f) = \langle \psi_{m,n}, f \rangle = \int \psi_{m,n}(x) f(x) dx \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \psi_{m,n}(x) &= \psi^{a_0^m n b_0 a_0^m}(x) \\ &= a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m} x - nb_0) \end{aligned} \quad (10)$$

와 같다. 여기서 f 는 입력 함수이다.

웨이브릿 변환은 주파수 영역에서 국부적이고 공간영역에서 많은 지연 (lag)을 가지는 저주파 성분에 대해서는 긴 기저함수를 사용하여 공간 해상도 (time resolution)를 줄이는 대신 주파수 해상도 (frequency resolution)를 좋게 하고, 공간 영역에서 국부적이고 주파수 영역에서 넓은 대역을 가지는 고주파 성분에 대해서는 짧은 기저함수를 사용하여 주파수 해상도를 줄이는 대신 공간 해상도를 좋게 하는 장점이 있다.

3. 기준 대역의 부호화

기준 대역의 대역내 중복성을 제거하기 위하여, 화상의 화질에 큰 영향을 주는 에너지가 가장 높은 LL3 부밴드의 웨이브릿 계수에 대해서는 영역별 스칼라 양자화를 행한다. 즉 LL3 부밴드의 스칼라 양자화된 웨이브릿 계수 $W_{ref}^{LL3}(c)$ 은

$$\hat{W}_{ref}^{LL3}(c) = SQ(W_{ref}^{LL3}(c)) \quad (11)$$

와 같다. 여기에서 $SQ(\cdot)$ 는 스칼라 양자화, c 는 분류된 영역을 나타낸다. 그리고 나머지 부밴드의 웨이브릿 계수들은 영역별 벡터 양자화를 행한다. 이때 원영상을 웨이브릿 변환을 통하여 분해하면 각 레벨별로 공간해상도가 1/2씩 감소하기 때문에 각 레벨에 따라 벡터의 크기

를 다르게 정하는 가변 벡터 양자화 (variable VQ)를 행한다. 즉 레벨에 대한 벡터의 크기 M_l 는

$$M_l = 2^{2(L+1-l)}, \quad l=1,2,\dots,L \quad (12)$$

와 같다. 여기서 M_l 는 각 레벨에 따라 벡터를 형성하는 웨이브릿 계수의 개수를 나타내고, l 는 레벨, 그리고 L 은 최종 레벨을 나타낸다. 3-level WT를 행할 때 각각의 레벨에 따른 벡터의 크기와 레벨간의 연결관계는 그림 3에서와 같이 LL3 부밴드를 제외한 3-level 계수는 2×2 , 2-level 계수는 4×4 , 그리고 1-level 계수는 8×8 의 벡터 크기로 영역별 벡터 양자화를 행한다. 즉 영역별 벡터 양자화 웨이브릿 계수, $W_{ref}^s(c)$ 는

$$\hat{W}_{ref}^s(c) = VQ(W_{ref}^s(c)) \quad (13)$$

와 같다. 여기에서 $VQ(\cdot)$ 는 벡터 양자화, s 는 부밴드를 나타낸다.

4. 예측 대역의 부호화

4.1 영역별 대역 예측

기준 대역을 제외한 다른 대역의 부호화에서는 대역간 중복성을 제거하기 위하여 양자화된 기준 대역을 이용하여 LL3 부밴드는 기준 대역으로부터의 영역별 예측을 통한 스칼라 양자화를 행하고, 다른 부밴드들은 영역별 예측 벡터 양자화를 행한다.

제안한 방법에서 사용되는 예측기는 선형 예측기의 확장된 형태를 가지며, b 대역의 s 부밴드의 영역 c 에 대한 예측값, $\hat{W}_b^s(c)$ 는

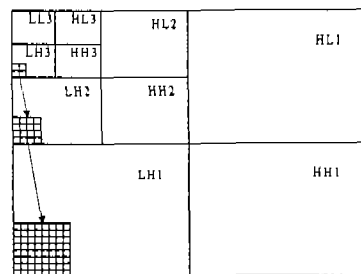


그림 3. 각 부밴드별 벡터 크기

$$W_b^s(c) = A_b^s(c) W_{ref}^s(c) + B_b^s(c) \quad (14)$$

와 같다. 여기서 계수 $A_b^s(c)$ 및 $B_b^s(c)$ 는 각각

$$A_b^s(c) = \frac{cov(W_{ref}^s(c), W_b^s(c))}{var(W_{ref}^s(c))} \quad (15)$$

$$B_b^s(c) = E[W_b^s(c)] - A_b^s(c) (E[W_{ref}^s(c)]) \quad (16)$$

와 같다. 여기에서 $cov(\cdot)$ 는 공분산율, $E[\cdot]$ 는 평균을 각각 나타낸다. 예측 계수 $A_b^s(c)$ 및 $B_b^s(c)$ 는 다른 지역적 특성을 지닌 여러 화상 데이터로부터 추출된 고정된 계수이므로 예측을 위한 추가 정보는 불필요하다. 또한 각 부밴드에 대하여 각각의 특성에 맞는 예측 계수를 사용하므로, 정확한 예측을 할 수 있다.

4.2. LL3 부밴드 부호화

3-level 웨이브릿 변환 영역에서 LL3 부밴드는 에너지가 가장 많이 모여 있으며, 전체 화상의 화질에 결정적인 영향을 준다. 따라서 본 논문에서는 예측을 통하여 얻어진 LL3 부밴드의 차계수값은 스칼라 양자화를 행한다.

대역 b 의 LL3 부밴드의 영역 c 의 차계수 $D_b^{LL3}(c)$ 는

$$D_b^{LL3}(c) = W_b^{LL3}(c) - (A_b^{LL3}(c) W_{ref}^{LL3}(c) + B_b^{LL3}(c)) \quad (17)$$

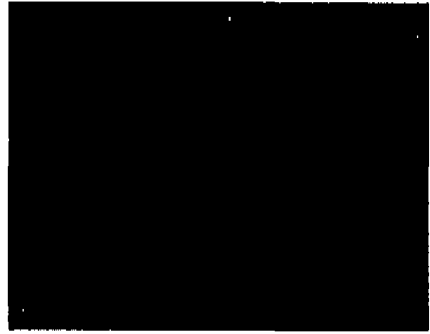
와 같이 얻어지며, 이를 스칼라 양자화를 행한다.

4.3 나머지 부밴드의 오차 벡터 양자화

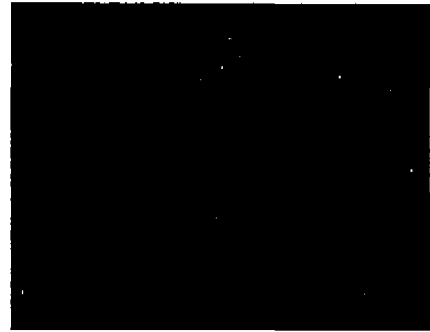
예측을 통하여 생성된 LL3 부밴드를 제외한 나머지 부밴드는 예측 불력의 화질을 향상시키기 위해 오차 벡터 양자화를 행한다. 이때 대역 b , 부밴드 s 의 오차 불력 D_b^s 는

$$D_b^s = W_b^s(c) - \hat{W}_b^s(c) \quad (18)$$

와 같다. 그리고 비트율과 화질 향상의 상관성을 고려하여 일정한 문턱값 (threshold; TH)을 기준으로 문턱값 이상의 오차를 가지는 불력만을 양자화하게 된다. 각 불력에 대한 오차의 크기 $\|D_b^s(i, j)\|^2$ 는



(a)



(b)

그림 4. 대역 2 (a) 및 대역 5 (b) 화상

$$\|D_b^s(i, j)\|^2 = \sum_{v=0}^{L-1} \sum_{u=0}^{L-1} |D_b^s(i+v, j+u)|^2 \quad (19)$$

와 같다. 즉 이 오차의 크기 $\|D_b^s(i, j)\|^2$ 이 문턱값보다 크다면 오차 벡터 양자화를 행하고 그렇지 않다면 행하지 않음으로서 화질을 향상시킨다. 그리고 이 문턱값은 비트율과 웨이브릿 영역의 에너지 분포에 따라 가변적으로 적용하여 부호화 효율을 높인다. 또한 본 논문에서는 기존의 방법과 비트율을 맞추기 위하여 문턱값을 조정하였다.

이상에서 제안한 웨이브릿 영역에서의 영역별 대역간 예측과 벡터 양자화를 이용한 방법은 각 대역별 특성에 따른 예측 계수를 통하여 정확한 예측을 함으로서 대역내 및 대역간 존재하는 중복성을 효과적으로 제거하여 압축 효율을 향상시킬 수 있다.

■. 실험결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법의 성능 평가를 위

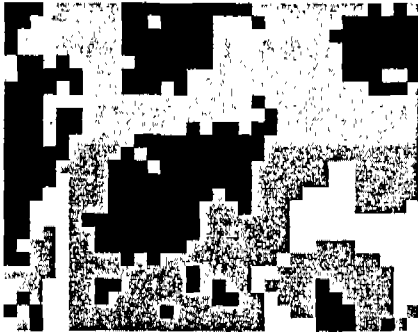


그림 5. AREA-P 영상의 분류 영역



그림 6. 3-level 웨이브릿 변환된 Band 2 화상

한 실험에서는 Landsat TM으로부터 얻어진 512 × 400 화소의 크기, 256 단계의 회색준위를 가지는 AREA-P 화상데이터를 사용하였다. 그리고 벡터 양자화, 영역 분류 대표값 및 예측 계수의 추출을 위하여 AREA-P이외의 4개 화상 데이터를 훈련 데이터로 사용하였다. 비교 실험에 사용된 AREA-P의 대역 1과 대역 5의 화상은 그림 4에서와 같았다. 또한 본 논문에서 제안한 방법으로 분류된 영역은 그림 5와 같다.

웨이브릿 변환에는 Antonini의 9/7-tap 필터[8]를 이용하여 3-level WT을 행하였다. Antonini의 7/9-tap 필터는 Daubechies 필터[7]와 달리 영상의 경계 영역에서 대칭 확장(symmetric extension)을 사용할 수 있어서 공간상에서의 영역 분류를 웨이브릿 영역에 적용시킬 수 있는 장점을 가지고 있다. 대역 2의 3-level WT을 한 후의 결과 영상이 그림 6에 나타나 있다. 대역간 상관성이 높은 대역을 기준 대역으로 선택하기 위해 각 대역에 대하여 AREA-P의 웨이브릿 변환 후 각각의 부밴드에 대하여 계수들의

상관성을 구하여 평균을 취한 결과는 표 II에서와 같았고, 이 표에서와 같이 대역간 상관성이 높은 대역 2를 기준 대역으로 선택하였다. 기준 대역을 웨이브릿 변환 후 영역별 벡터 양자화하여 전송하고, 나머지 대역은 기준 대역으로부터 예측후, 오차 벡터 양자화를 하여 전송한다. 또한 대역 4와 대역 6은 기준 대역과의 상관 계수의 값이 매우 작으므로 각각 독립적으로 웨이브릿 영역에서 단순 영역 분류 벡터 양자화하여 전송한다.

기존의 FPVQ 및 대역간 상관성을 고려하지 않고 각 밴드물 독립적으로 웨이브릿 변환한 후 VQ (WTVQ)한 결과와 제안한 기법에 의해 각각 복원되는 화상에 대한 비트율 및 PSNR은 표 III에서와 같았다. FPVQ에 비해 제안한 기법이 비트율에서는 평균 0.046 bpp 정도가 감소했고, PSNR에서는 1.69 dB 정도가 증가했다. 또한 각각의 대역에 대해서도 유사한, 혹은 낮은 비트율에서 PSNR은 0.62~4.25 dB 정도로 모두

표 2. 각각의 부밴드에 따른 대역간 상관계수들의 평균치 행렬

B	1	2	3	4	5	6	7
1	1.000	0.906	0.889	0.177	0.468	0.286	0.635
2		1.000	0.950	0.212	0.544	0.260	0.671
3			1.000	0.199	0.521	0.280	0.683
4				1.000	0.554	0.115	0.256
5					1.000	0.252	0.835
6						1.000	0.324
7							1.000

표 3. 부호화한 AREA-P 화상의 유사한 비트율에서의 PSNR

B	FPVQ		WTVQ		Proposed	
	Bit rate [bpp]	PSNR [dB]	Bit rate [bpp]	PSNR [dB]	Bit rate [bpp]	PSNR [dB]
1	0.278	37.27	0.277	34.56	0.278	38.20
2	0.625	40.63	0.434	39.88	0.431	41.88
3	0.274	37.13	0.277	33.40	0.276	37.75
4	0.420	31.57	0.418	33.11	0.415	34.06
5	0.428	28.87	0.428	30.82	0.428	31.37
6	0.313	44.26	0.195	47.93	0.183	48.51
7	0.376	34.70	0.383	33.77	0.376	35.87
Avg.	0.388	36.35	0.345	36.21	0.342	38.04

증가하였다. 또한 WTVQ에 비해 제안한 기법이 비슷한 비트율에서는 PSNR에서는 1.83 dB 정도가 증가했다. 그리고 각각의 대역에 대해서도

과적으로 제거하여 낮은 비트율에서 높은 화질을 얻음으로써 압축 효율이 우수함을 확인할 수 있었다.



그림 7. FPVQ 방법에 의해 복원된 대역 5 화상



그림 9. 제안된 방법에 의해 복원된 대역 5 화상

유사한, 혹은 낮은 비트율에서 PSNR은 0.58~4.35 dB 정도로 모두 증가하였다. 대역 2와 대역 6은 각 영역별 벡터 코드북을 적용하였기 때문에 오차 벡터 양자화시 영역별로 동일한 벡터 코드북을 이용한 예측 대역보다 우수한 성능을 나타냈다. 따라서 예측 대역 또한 각 영역별 벡터 코드북을 적용시 성능이 향상될 것임을 예측할 수 있다. 기존의 FPVQ 및 제안된 방법에 의해 복원된 대역 5 화상이 그림 7, 그림 8 및 그림 9에 나타났다. 복원 영상에서 보는 것과 같이 제안된 방법에 의해 복원된 영상이 FPVQ에 의해 복원된 영상보다 주관적 화질 면에서도 우수함을 알 수 있다. 특히 시가지 영역과 산림 영역에서의 복잡하고 세밀한 영역까지 우수하게 복원되었음을 알 수 있다.

이상의 결과에서 제안한 방법이 기존의 FPVQ 및 상관성을 고려하지 않은 단순 WTVQ



그림 8. WTVQ에 의해 복원된 대역 5 화상

보다 대역내 및 대역간 존재하는 중복성을 효

V. 결론

본 논문에서는 웨이브릿 영역에서 영역별 대역간 예측과 벡터 양자화를 이용한 다중 분광 화상메이타 압축 기법을 제안하였다. 이 방법은 먼저 화상메이타에서 각 밴드의 반사 특성을 이용하여 영역 분류를 행한 후, 공간적으로 가장 낮은 분산을 가지는 기준 밴드를 웨이브릿 영역에서 영역 분류 벡터 양자화를 행한다. 또한 나머지 각 밴드는 웨이브릿 영역에서 기준 밴드로부터 영역별 예측을 통하여 계수들을 예측하여 대역간 중복성을 제거하였다. 그리고 원 화상의 웨이브릿 계수와 예측 영상의 웨이브릿 계수 차이를 줄이기 위해 오차 벡터 양자화를 행하여 화질을 향상시킨다.

실제의 LANDSAT TM 센서로부터 얻은 화상메이타에 대하여 부호화 실험을 통하여 제안한 방법이 기존의 기법에 비하여 더 우수함을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] P. M. Mather, *Computer processing of remotely sensed images*, John Wiley & Sons, 1987.
- [2] R. A. Schowengerdt, *Remote Sensing Models and Methods for Image Processing*, Academic Press, 1997.
- [3] J. Wang, K. Zhang, and S. Taeng, Spectral and spatial decorrelation of Landsat TM data for

