

웨이블릿 영역에서 분류 예측과 KLT를 이용한 다분광 화상 데이터 압축

정회원 김 태 수,* 김 승 진,* 이 석 환,* 권 기 구,** 김 영 춘,*** 이 건 일*

Multispectral Image Data Compression Using Classified Prediction and KLT in Wavelet Transform Domain

Tae-Su Kim,* Seung-Jin Kim,* Suk-Hwan Lee,* Kee-Koo Kwon,** Young-Choon Kim,***
Kuhn-Il Lee* *Regular members*

요 약

본 논문에서는 웨이블릿(wavelet) 영역에서 분류 예측, KLT (Karhunen-Loeve transform), 및 3-D SPIHT (three-dimensional set partitioning in hierarchical trees) 알고리즘(algorithm)을 이용하여 인공위성 화상 데이터에 존재하는 대역내 중복성 (intraband redundancy)과 대역간 중복성 (interband redundancy)을 효과적으로 제거하는 새로운 압축 방법을 제안하였다. 대역간 중복성을 제거하기 위해 웨이블릿 영역에서의 분류 정보를 이용하여 영역별 대역간 예측을 행한다. 영역별 대역간 예측에 의해 복원되는 화상들은 예측 오차로 인해 원 화상 (original image)과 차 화상 (residual image)을 가진다. 이 차 화상들 간에 존재하는 대역간 중복성을 제거하기 위하여 KLT를 행한다. 웨이블릿 변환 (wavelet transform)과 KLT를 행하여 대역내 및 대역간 크기 순서로 재정렬된 변환 계수들을 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화 한다. 제안한 방법의 성능 평가를 위해서 다분광 화상 데이터에 대하여 압축 실험을 행하여 제안한 방법이 기존의 방법들 보다 동일한 여러 비트율 (bit rate)에서 평균 PSNR (peak signal-to-noise ratio)이 0.12~3.83 dB 향상됨을 확인하였다.

Key Words : Multispectral Image, Compression

ABSTRACT

This paper proposes a new multispectral image data compression algorithm that can efficiently reduce spatial and spectral redundancies by applying classified prediction, a Karhunen-Loeve transform (KLT), and the three-dimensional set partitioning in hierarchical trees (3-D SPIHT) algorithm in the wavelet transform (WT) domain. The classification is performed in the WT domain to exploit the interband classified dependency, while the resulting class information is used for the interband prediction. The residual image data on the prediction errors between the original image data and the predicted image data is decorrelated by a KLT. Finally, the 3-D SPIHT algorithm is used to encode the transformed coefficients listed in a descending order spatially and spectrally as a result of the WT and KLT. Simulation results showed that the reconstructed images after using the proposed algorithm exhibited a better quality and higher compression ratio than those using conventional algorithms.

*경북대학교 대학원 전자공학과 E-mail : kts1101@palgong.knu.ac.kr

** 한국전자통신연구원(ETRI)

*** 영동 대학교 정보통신학과

논문번호 : 030289-0715, 접수일자 : 2003년 7월 10일

I. 서론

인공위성 화상 데이터는 환경 조사, 기상 관측, 및 자원 탐사 등의 여러 분야에서 현재 이용되고 있다. 현재 운용되고 있는 지구 관측용 인공위성들 중 미국의 LANDSAT-5에서는 이에 장착된 TM (thematic mapper) 센서로부터 7개 대역의 화상 데이터를 얻고 있으며, 이로부터 매일 획득되는 데이터의 양은 10^{12} 바이트(byte) 이상이다. 그러므로 이러한 대용량의 인공위성 화상 데이터를 저장 및 전송하기 위해서는 효율적인 압축이 필요하다.

인공위성 화상 데이터는 파장 대역별로 얻어지는 것이므로 공간적 뿐만 아니라 분광적으로도 중복성 (redundancy)을 가지게 된다. 인공위성 화상 데이터에 대하여 공간적으로 존재하는 대역내 (intraband) 중복성과 분광적으로 존재하는 대역간 (interband) 중복성을 제거하기 위한 여러 가지 방법들이 제안되어 왔다. 이들 방법에 적용된 압축 기법들에는 DCT (discrete cosine transform), KLT (Karhunen-Loeve transform), 및 웨이블릿 변환 등을 이용한 변환 부호화 (transform coding) 기법과 벡터 양자화 (vector quantization, VQ) 기법 및 예측 계수를 이용한 대역간 예측 기법 등이 있다.[1]-[12]

1992년 Gupta 등[1]은 벡터 양자화 (vector quantization) 기법을 이용하여 대역내 중복성을 제거하고 블록 예측 기법을 이용하여 대역간 중복성을 제거하는 특징 예측 벡터 양자화 (feature predictive vector quantization, FPVQ) 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법은 대역내에서 영역별 반사 특성이 다른 점을 고려하지 못하여 예측이 부정확하게 됨으로써 압축 효율이 떨어진다. 1999년 Gelli 등[2]은 대역내 및 대역간 중복성을 제거하기 위하여 CKLT-DCT (classified KLT-DCT) 방법을 제안하였다. 이 방법은 벡터 양자화 기법을 이용하여 공간상에서 화소 단위로 영역 분류를 행한 후에, 나머지 벡터 (residual vectors)들에 대해 영역별 KLT를 사용함으로써 대역간 중복성을 제거하였다. 또한 대역내 중복성을 제거하기 위하여 DCT 기법을 사용하였다. 그러나 이 방법은 영역 분류를 통하여 영역별 반사 특성을 고려하였으나, 공간 영역에서 화소 단위로 영역 분류를 행함으로써 영역 정보에 대한 많은 부가 정보가 필요하다. 2000년 Dragotti 등[3]은 대역내 중복성을 제거하기 위하여 웨이블릿 변

환을 행하고 대역간 중복성을 제거하기 위하여 부대역별로 대역간 KLT를 행한 후, 3-D SPIHT (three-dimensional set partition in hierarchical trees) 알고리즘을 이용하여 변환 계수들을 부호화하는 WT-KLT 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법은 대역간 영역별로 존재하는 선형적 상관관계를 이용하지 않고 KLT만으로 대역간 중복성을 제거한다. 따라서 대역간 선형적 상관관계 이용하여 대역간 중복성을 제거한 후 차 화상에 대해 KLT를 적용할 때보다 압축 효율이 떨어진다.

본 논문에서는 웨이블릿 변환 후 기저 대역에서 영역 분류를 행함으로써 공간상에서 화소 단위로 영역 분류를 행할 때보다 적은 영역 정보를 이용하고, 기준 대역을 이용한 영역별 대역간 예측을 행함으로써 대역간 중복성을 제거한다. 또한 2-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 복원된 화상이 가지는 원 화상과의 차 화상 및 예측에 의해 복원된 화상이 가지는 원 화상과의 차 화상들에 대해 KLT를 행함으로써 대역간 중복성을 제거한다. 그리고 KLT 후의 변환 계수들을 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화한다.

II. 제안한 부호화 방법

본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역에서의 분류 예측, 차 화상에 대한 KLT, 및 3-D SPIHT 알고리즘을 이용한 다분광 화상 데이터의 압축 방법을 제안하였다. 제안한 방법의 블록도는 그림 1에서와 같다. 먼저 기준 대역은 웨이블릿 변환 후에 2-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화되고, 기준 대역을 제외한 모든 대역은 분류 예측 방법을 이용하여 기준 대역에 의해 예측되어진다. 2-D SPIHT 알고리즘으로 부호화된 후 복원되는 기준 대역 화상 및 영역별 대역간 예측으로 복원되는 화상들은 원 화상과 차 화상을 가지게 된다. 따라서 차 화상의 대역간 중복성을 KLT를 행함으로써 제거한다. 마지막으로 웨이블릿 변환, 분류 예측, 및 KLT 후 대역내 및 대역간 중요 계수 순서에 따라 정렬된 변환 계수들을 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화한다.

1. 웨이블릿 변환과 기준 대역 선택

웨이블릿 변환은 신호를 시간-주파수 영역에서 동

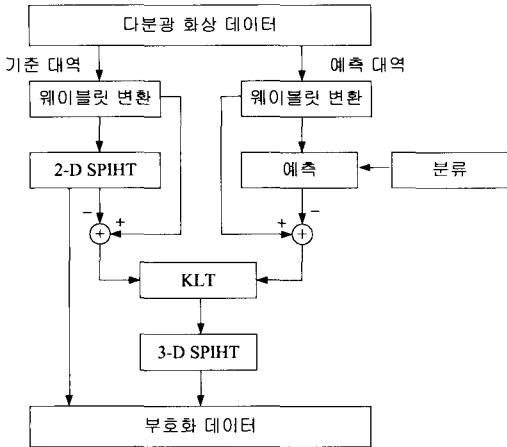


그림 1. 제안한 방법의 블록도

시에 국부성을 가지도록 표현할 수 있고 또한 다중 해상도 (multi-resolution)로 신호를 표현할 수 있는 장점이 있다. 따라서 이 변환을 이용하여 다분광 화상 데이터 압축을 하는 방법들이 연구되고 있다. 본 논문에서는 영역 분류와 대역내 중복성을 제거하기 위하여 웨이블릿 변환을 행한다.

대역의 수가 n 개인 다분광 화상 데이터 X 는

$$X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \quad (1)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 X_n 은 대역 n 의 화상을 뜻한다. LANDSAT TM의 경우 $n = 7$ 이며 X_1, X_2 , 및 X_3 은 가시광선 영역, 그리고 X_4, X_5, X_6 , 및 X_7 은 적외선 영역의 화상 데이터를 나타낸다. 웨이블릿 변환 후 다분광 화상 데이터 W 는

$$W = \{W_1, W_2, W_3, \dots, W_n\} \quad (2)$$

로 나타낼 수 있고, 부대역 b 에서의 동일한 (i, j) 번째 위치의 분광적 웨이블릿 계수 벡터 $W^b(i, j)$ 는

$$W^b(i, j) = \{w_1^b(i, j), w_2^b(i, j), \dots, w_n^b(i, j)\} \quad (3)$$

로 나타낼 수 있다. 그림 2는 기저 대역을 $b = 0$

으로 설정했을 때의 웨이블릿 계수 벡터 $W^0(i, j)$ 의 경우를 보여준다.

웨이블릿 변환 영역에서 대역간 예측을 위하여

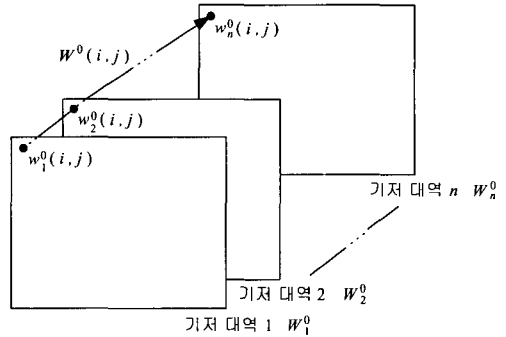


그림 2. 기저 대역에서의 웨이블릿 계수 벡터 $W^0(i, j)$

기준 대역이 먼저 선택되어 부호화된다. 이때 기준 대역으로는 정확한 대역간 예측을 위하여 기저 대역 중에서 분산이 작고 기저 대역간 상관성이 큰 대역 2가 선택된다. 선택된 기준 대역은 대역간 예측을 위하여 2-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 먼저 부호화된다.

2. 영역 분류와 분류 예측

웨이블릿 변환에 의해 다중 해상도로 분해된 화상에 대하여 기저 대역에서 영역 분류를 행한다. 웨이블릿 변환 영역에서 상위 레벨인 기저 대역에는 중요 계수들이 집중되어 있다. 또한 기저 대역에서의 웨이블릿 계수 벡터 $W^0(i, j)$ 는 공간 영역에서와 동일한 반사 특성을 가지고 있다. 따라서 지표면의 다양한 반사 특성에 따라 영역별로 서로 다른 기준값을 가지므로 기저 대역에서 영역 분류를 가능하게 한다. 이러한 영역 분류 기준값은 일반화된 Lloyd 알고리즘으로 무감독 영역 분류 (unsupervised classification)를 행하여 얻는다. 이러한 기법으로 구한 기저 대역에서의 영역 분류 기준값은 그림 3에서와 같다. 영역 분류 기준값을 구한 후 영역 분류 기준값과 입력 웨이블릿 계수 벡터와의 차이가 최소가 되는 값으로 영역이 결정된다. 즉, $W^0(i, j)$ 의 영역 $c(i, j)$ 는

$$c(i, j) = \arg[\min(\sum_{k=1}^n |w_k^0(i, j) - C_k^1|^2, \sum_{k=1}^n |w_k^0(i, j) - C_k^2|^2, \sum_{k=1}^n |w_k^0(i, j) - C_k^3|^2, \sum_{k=1}^n |w_k^0(i, j) - C_k^4|^2)] \quad (4)$$

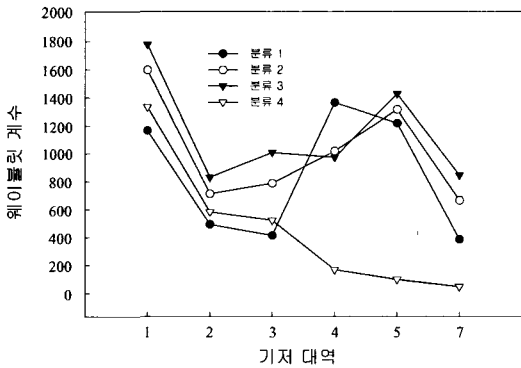


그림 3. 기저 대역에서의 영역 분류 기준값

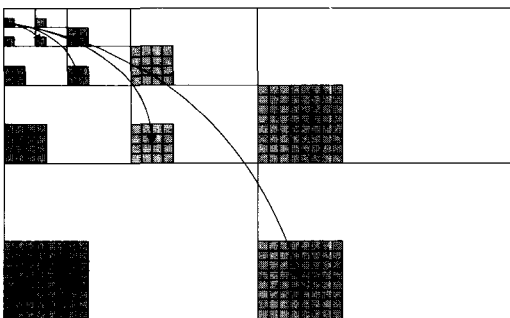


그림 4. 영역 정보의 부대역으로 확장

로 나타낼 수 있다. 여기서 C_k^1 는 k번째 대역에서의 영역 1에 대한 기준값을 나타낸다. 기저 대역에서의 영역 결정 정보는 그림 4에서와 같이 다른 부대역과의 공간적 상관성과 해상도를 고려하여 다른 부대역으로 확장되어진다.

영역 분류 후 기준 대역과 예측 대역간의 선형성을 이용하여 대역간 예측을 한다. 부대역 b 의 영역 c 에 해당하는 예측 대역 p 의 예측값 $\widetilde{W}_p^b(c)$ 는

$$\widetilde{W}_p^b(c) = A_p^b(c) \cdot \widetilde{W}_{ref}^b(c) + B_p^b(c) \quad (5)$$

와 같다. 여기서 $\widetilde{W}_{ref}^b(c)$ 는 기준 대역 ref 의 기준값을 나타내고 예측 계수 $A_p^b(c)$ 및 $B_p^b(c)$ 는 각각

$$A_p^b(c) = \frac{cov(W_{ref}^b(c), W_p^b(c))}{var(W_{ref}^b(c))} \quad (6)$$

$$B_p^b(c) = E[W_p^b(c)] - A_p^b(c) E[W_{ref}^b(c)] \quad (7)$$

이다. 여기서 $var(\cdot)$, $cov(\cdot)$, 및 $E[\cdot]$ 는 각각 분산, 공분산, 및 평균을 나타낸다.

본 논문에서는 예측 계수를 구할 때 다양한 화상 데이터를 이용하는 고정 계수값 방법을 이용한다. 이 방법은 자기 화상 데이터로 구한 계수값을 이용하는 방법보다 예측의 정확성은 떨어지나 예측 계수에 대한 부가 정보가 불필요한 장점이 있다.

3. 차 화상의 부호화

2-D SPIHT 알고리즘으로 부호화된 후 복원되는 기준 대역 화상 및 영역별 대역간 예측 오차로 인해 복원되는 화상들은 원 화상과 차 화상을 가지게 된다. 이러한 차 화상들은 또한 대역간 중복성을 가지게 되고, 이 중복성을 제거하기 위하여 부대역별로 대역간 KLT를 행한다. n 개의 대역을 가지는 차 화상들에 대한 웨이블릿 계수 벡터 $\mathbf{R}(i, j)$ 를

$$\mathbf{R}(i, j) = [r_1(i, j) \ r_2(i, j) \ \dots \ r_n(i, j)]^T \quad (8)$$

와 같이 나타낸다. 여기서 $[\cdot]^T$ 는 전치 행렬(transpose matrix)을 뜻한다. 웨이블릿 계수 벡터 $\mathbf{R}(i, j)$ 의 공분산 행렬 C_R 는

$$C_R = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \{ [r(i, j) - M_R] [r(i, j) - M_R]^T \} \quad (9)$$

와 같다. 여기서 M 은 같은 영역의 화소 벡터의 개수이고, 평균 벡터 (mean vector) M_R 는

$$M_R = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} R(i, j) \quad (10)$$

이다. 이에 대한 KLT 후 화소 벡터 $Y(i, j)$ 는

$$\begin{aligned} Y(i, j) &= TR(i, j) \\ &= [y_1(i, j) \ y_2(i, j) \ \dots \ y_n(i, j)]^T \end{aligned} \quad (11)$$

와 같이 얻을 수 있다. 이때 변환 행렬 T 는

$$T = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_n]^T \quad (12)$$

와 같다. 여기서 $e_1 \ e_2 \ \dots \ e_n$ 는 공분산 행렬 C_R 의 고유벡터 (eigenvector)이다. 이 변환 행렬 T 는 공분산 행렬 C_Y

$$C_Y = TC_R T^{-1} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

을 만족한다. 여기서 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 는 C_Y 의 고유치 (eigenvalue)이다. 따라서 변환된 화소 벡터 Y 는 대역간 상관성이 제거된다. KLT 후 중요 계수 순서로 정렬된 변환 계수들은 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화된다. 본 논문에서는 Gupta 등[1]의 특징 예측 벡터 양자화 방법에 비해 화상에 종속적인 변환인 KLT를 적용함으로써 공분산 행렬에 대한 부가 정보가 필요한 단점이 있다. 그러나 이 부가 정보는 실제 KLT를 적용함으로써 얻어지는 총 비트 이득의 0.05 % 정도로 매우 적다.

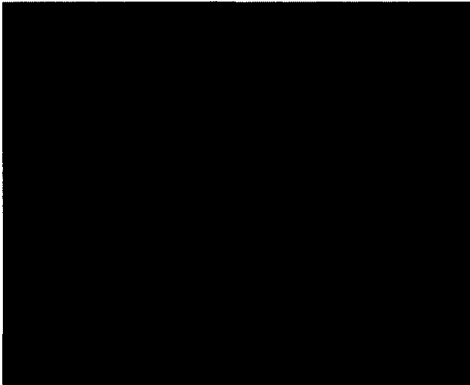


그림 5. Area-P의 대역 2의 원 화상

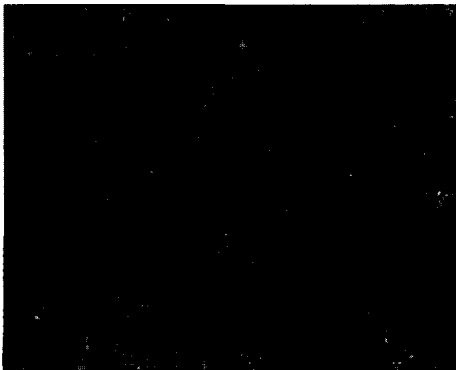


그림 6. Area-P의 대역 5의 원 화상

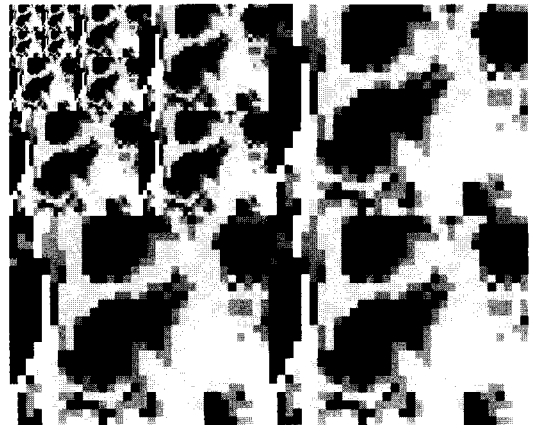


그림 7 웨이블릿 변환 영역에서 Area-P의 분류된 영역들

III. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법의 성능 평가를 위하여 LANDSAT TM으로부터 얻어진 Area-P 화상 데이

터를 사용하여 실험을 행하였다. 이 화상 데이터는 512×400 화소의 크기이고, 화소당 256 회색 준위를 가지며, 7개 대역으로 구성되어 있다. 대역 1, 2, 3, 4, 5, 및 7은 30 m×30 m 공간 해상도를 가지고 대역 6은 120 m×120 m 공간 해상도를 가진다. 따라서 해상도가 다른 대역 6은 실험에서 제외하였다. 실제 실험에서 사용된 Area-P 화상 데이터 중에서 대역 2 및 대역 5의 화상은 그림 5 및 그림 6에서와 같다.

웨이블릿 변환 후, 기저 대역 중에서 분산이 작고 기저 대역간 상관성이 큰 대역을 기준 대역으로 선택하였다. 이때 웨이블릿 변환은 Antonini의 9/7 탭 필터를 이용하여 4-레벨 웨이블릿 변환을 행하였고, 표 I 및 표 II에서와 같이 분산 및 기저 대역간 상관성을 구한 결과 대역 2가 기준 대역으로 선택되었다. 선택된 기준 대역은 2-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 먼저 부호화되고 기준 대역을 제외한 다른 대역의 예측에 이용된다. 대역간 예측을 위하여 Area-P 화상 데이터에 대한 기저 대역에서의 영역

표 I. 기저 대역에서의 분산

기저 대역	1	2	3	4	5	7
분산	40858	15745	47639	121866	146233	61817

표 II. 기저 대역간 상관계수 행렬

기저 대역	1	2	3	4	5	7
1	1.000	0.963	0.956	0.291	0.481	0.825
2		1.000	0.991	0.164	0.524	0.804
3			1.000	0.174	0.530	0.813
4				1.000	0.632	0.191
5					1.000	0.872
7						1.000

표 III. 차 화상에서의 기저 대역간 상관계수 행렬

기저 대역	1	2	3	4	5	7
1	1.000	0.029	0.740	0.248	0.444	0.584
2		1.000	0.039	0.011	0.001	0.004
3			1.000	0.604	0.779	0.867
4				1.000	0.945	0.844
5					1.000	0.969
7						1.000

표 IV. 부호화한 Area-P 화상의 동일 비트율에서의 평균 PSNR

비트율 (bpp)	평균 PSNR [dB]			
	FPVQ	CKLT-DCT	WT-KLT	제안한 방법
0.1	29.84	30.82	31.70	32.52
0.2	32.23	32.23	34.51	35.00
0.3	33.38	33.77	36.09	36.37
0.4	34.50	34.66	37.47	37.59
0.5	34.82	34.96	38.49	38.65

분류와 그 영역 분류 정보를 부대역으로 확장시킨 결과는 그림 7에서와 같았다. 대역간 예측에 필요한 예측 계수는 Area-P 화상 데이터를 제외한 LANDSAT TM으로 얻은 3개의 서로 다른 화상을 이용하는 고정된 계수 방법을 선택하여 구하였다. 2-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 복원된 기준 대역 2는 원 화상과의 차 화상을 가지고 또한 대역간 예측으로 복원된 대역 2를 제외한 나머지 대역들은 예측 오차에 해당하는 원 화상과의 차 화상을 가지게 된다. 이 차 화상들에 대한 대역간 상관성의 계산 결과는 표 III에서와 같았다. 대역간 상관성이 존재하는 차 화상들에 대해 부대역별로 대역간 KLT를 행한 후 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화하였다. 제안한 방법에 의해 복원된 화상과 기존의 FPVQ,[1] CKLT-DCT,[2] 및 WT-KLT[3] 방법들과 다양한 비트율에서 평균 PSNR을 비교한 결과는 표 IV에서와 같았다. 여기서, 기존의 방법들과 비교해서 제안한 방법으로 복원된 화상의 평균 PSNR이 동일한 여러 비트율에서 0.12~3.83 dB 향상되었음을 볼 수 있다.

이상의 결과에서, 웨이블릿 변환 영역에서의 대역간 영역별 예측, 차 화상들에 대한 KLT, 및 3-D SPIHT 알고리즘을 이용하여 부호화하는 제안된 방법이 기존의 방법들보다 동일한 여러 비트율에서 압축 효율이 우수함을 확인할 수 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역에서의 영역별 대역간 예측, 차 화상에 대한 KLT, 및 3-D SPIHT 알고리즘을 이용한 다분광 화상 데이터의 효율적인 압축 방법을 제안하였다. 웨이블릿 변환 후 기저 대

