

論文2000-37SP-1-5

웨이블릿 변환 기반 스펙트럴 상관성 추정에 의한 칼라 영상 부호화

(A Color Image Coding by Estimating Spectral Correlation Based on Wavelet Transform)

郭魯尹*, 丁大權*, 黃兼元*

(No Yoon Kwak, Dae Gwon Jeong, and Byong Won Hwang)

요 약

본 논문은 칼라 성분 영상들 간에 내재된 스펙트럴 중복성에 착안하여 한 성분 영상에서 다른 성분 영상을 블록 기반으로 추정부호화함으로써 칼라 영상 부호화 시에 고압축을 실현할 수 있도록 한 칼라 영상 부호화에 관한 것이다. 우선, 휘도 영상을 대상으로 웨이블릿 변환을 취하여 각 주파수 성분으로 구성된 분해 영상을 획득한다. 이후, 웨이블릿 변환을 통한 영상 분석 과정에서 발생하는 고주파 계수를 이용하여 스펙트럴 상관성을 추정할 시에 기본 단위가 되는 추정 블록의 크기를 결정하기 위한 비용 함수를 정의한다. 마지막으로, 이 비용 함수에 따라 추정 블록의 크기를 가변시키면서 휘도 영상과 R, B 영상간의 추정 오차가 최소가 되도록 하는 비례 인자와 가감 인자를 블록당 하나씩 산출하는 과정을 반복적으로 수행한 후, 이렇게 추정된 각각의 비례 인자와 가감 인자를 부호화함으로써 칼라 성분 영상을 부호화할 수 있는 새로운 칼라 영상 부호화 방법을 제안한다.

Abstract

This paper presents a new color image coding method which estimates color component images from luminance image using spectral correlation in wavelet transformed domain. More specifically, the wavelet transform is performed to the luminance image(Y), and then, for an efficient quad-tree division to encompass the varying block size, a cost function is defined using high frequency coefficients generated by wavelet decomposition. Next, a scale factor and an offset factor for each the block to minimize the estimation error between luminance image(Y) and R, B images, are iteratively calculated with respect to the varying block size with associated cost function.

I. 서 론

인간의 시각 특성상, 색도 신호는 휘도 신호(luminance; Y)에 비해 시각적으로 둔감하며, 동일 시점에 같은 피사체를 촬영한 각 칼라 성분 영상들 간에

는 높은 스펙트럴 상관성(spectral correlation)이 존재한다. 즉, 각 칼라 성분 영상들 간에는 식(1)의 색좌표계 변환식을 통해 수학적으로 고찰하지 않더라도 육안을 통해서도 공간 영역에서 용이하게 관측할 수 있을 정도로 높은 스펙트럴 중복성(spectral redundancy)이 존재한다.

* 正會員, 韓國航空大學校 航空電子工學科

(Hankuk Aviation University Dept. of Avionics)

※ 본 연구는 1998년 한국항공대학교 교비지원과제의 일부로 수행되었음.

接受日字: 1999年3月24日, 수정완료일: 2000年1月5日

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

$$C_b = -0.169R - 0.331G + 0.500B + 128 \quad (1)$$

$$C_r = 0.500R - 0.419G - 0.081B + 128$$

이에 따라 스펙트럴 중복성을 효과적으로 제거하고

자 하는 시도가 다양한 견지에서 연구되고 있다. 예컨대, MPEG-1, MPEG-2, JPEG, H.261, H.263, FCC/HDTV 등으로 대표되는 기존의 영상 부호화 표준들에서는 영상내의 각 화소에 있는 R, G, B의 3자색 신호를 분광적으로 상관도가 낮은 세 개의 칼라 평면인 Y, Cb, Cr 평면으로 변환한 후, 4:1:1, 4:2:2 등으로 대표되는 표본화 주파수비로 표본감축(down sampling)함을 통해 색차 신호를 저해상도 공간에서 압축시킴으로써 칼라 영상들 간에 내재한 스펙트럴 상관성을 간접적으로 제거하고 있다. 이때, 각 칼라 평면은 DCT (Discrete Cosine Transform)과 같은 주파수 변환을 통해 각각 개별적으로 유손실 압축 부호화된다^{1)~3)}. 그러나, 인간의 시각특성이 고주파 색성분에 둔감하다는 인간 시각 시스템(Human Visual System)에 기초하여 색차 신호에 대한 저해상도적인 분석을 통해 각 색차 신호의 데이터를 개별적으로 줄이는 것이기 때문에 부호화된 칼라 성분 영상들간에는 여전히 많은 스펙트럴 상관성이 잔존하는 문제가 있다. 최근의 초고압축 요구에 부응하기 위해서는 이를 좀 더 효과적으로 제거하여 고압축을 달성할 수 있는 새로운 형태의 진보적인 영상 부호화 기법의 등장이 기대되고 있다.

이러한 칼라 영상 부호화 기술과 관련된 현안에 능동적으로 대응하고자 본 논문에서는 색차 영상의 표본감축을 통해 저해상도적으로 분석하는 대신에 칼라 성분 영상들 간에 내재된 스펙트럴 중복성에 착안하여 한 성분 영상에서 다른 성분 영상을 블록 단위로 추정할 수 있는 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기(BSCE; Block-based Spectral Correlation Estimator)를 제안하고, 이를 이용하여 칼라 영상을 추정부호화하는 새로운 형태의 칼라 영상 부호화 방법을 제안하고자 한다.

II. 제안된 칼라 영상 부호화 방법

본 논문은 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기(BSCE)를 이용하여 칼라 성분 영상을 추정부호화할 수 있는 새로운 영상 부호화 방법을 제안하고, 제안된 방법의 타당성과 보편성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 평가함에 그 목적이 있다. 본 논문에서 제안하는 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기는 웨이블렛 변환을 통한 영상 분석 과정에서 발생하는 고주파 계수를 이용하여 스펙트럴 상관성을 추정하기 위한 블록의 크기를 결정한 후, 휘도 영상과 각각의 칼라 성분 영상간의 추정 오차가 최

소가 되도록 하는 비례 인자와 가감 인자를 블록당 하나씩 산출함으로써 칼라 성분 영상들간의 스펙트럴 상관성을 추정하는 블록 기반 추정기이다. 이러한 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기에 기반한 제안된 칼라 영상 부호화 방법은 다음과 같이 구성된다. 우선, 부호단에서는 휘도 영상(Y)을 기설정된 압축 알고리즘에 따라 부호화하여 복호단에 전송하고, 칼라 성분에 대한 추정부호화를 수행하기 위해 이 압축된 휘도 영상을 복호화한 다음에 제안된 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기를 이용하여 복호된 휘도 영상으로부터 R, B 두 칼라 성분 영상에 대한 비례 인자(scale factor) 및 가감 인자(offset factor)를 가변 블록 단위로 산출하여 DPCM(Differential PCM)과 엔트로피 부호화를 순차적으로 수행한다. 이후, 복호단에서는 수신된 압축 휘도 영상과 비례 인자 및 가감 인자를 복호화한 후, 복호된 비례 인자와 가감 인자를 이용하여 휘도 영상으로부터 R, B 영상을 보상(compensation) 복호화한 다음, 나머지 한 칼라 성분 영상인 G 영상은 식(2)의 색좌표계 변환식을 통해 산출함으로써 전체적인 복호화 과정을 완료하게 된다.

$$G = \frac{1}{0.587} (Y - 0.299R - 0.114B) \quad (2)$$

1. 스펙트럴 상관 추정

본 논문에서 제안한 스펙트럴 상관 추정기(BSCE)는 이미 확보하고 있는 휘도 영상을 기준 삼아 각 칼라 성분 영상을 추정부호화하고자 하는 것으로, 그 추정 성능은 기준 신호 성분과 추정 대상 성분간의 상관성 정도에 의해 결정된다. 칼라 성분 영상들 간에서는 전역적으로 높은 기하학적인 상관성이 존재함에 따라 별도로 기하학적 변수를 추정할 필요가 없으며 동시에 높은 국부적인 스펙트럴 상관성이 존재하기 때문에 제안된 스펙트럴 상관 추정기를 이용하여 비례 인자와 가감 인자만을 산출함을 통해 칼라 성분 영상을 추정부호화할 경우에 높은 압축율을 얻을 수 있음이 예견된다.

통상, 비례 인자와 가감 인자를 산출하는 과정은 일종의 선형 변환을 수행하는 과정으로 간주될 수 있다. 예컨대, 동일한 화소수를 포함하는 임의의 두 화소 집합 A, B를 식 (3)과 같이 나타낼 경우,

$$A = \{a_i : 1 \leq i \leq N\} \quad (3)$$

$$B = \{b_i : 1 \leq i \leq N\}$$

화소 집합 A 가 화소 집합 B 로부터 최소 자승 거리 (least squared distance)를 갖도록 최적으로 근사화시키는 비례 인자 ' s '와 가감 인자 ' o '를 구하기 위해 두 화소 집합 A, B 의 근사화 자승 오차 R 을 식 (4)와 같이 정의한다.

$$R = \sum_{i=1}^N (s \cdot a_i + o - b_i)^2 \quad (4)$$

식 (4)의 R 에 대해 비례 인자 s 와 가감 인자 o 을 변수로 하는 편미분을 취한 후, 그 결과를 각각 0으로 설정하는 편미분 방정식으로부터 R 을 최소화시키는 비례 인자 ' s '와 가감 인자 ' o '를 산출할 수 있는 데, 그 결과는 식 (5)와 같다. 이렇게 구한 비례 인자 ' s ' 및 가감 인자 ' o ' 그리고 화소 집합 A 만을 이용하여 A, B 의 두 화소 집합을 표현할 수 있다.

$$s = \frac{N \sum_{i=1}^N a_i b_i - \sum_{i=1}^N a_i \sum_{i=1}^N b_i}{N \sum_{i=1}^N a_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N a_i \right)^2} \quad (5)$$

$$o = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N b_i - s \sum_{i=1}^N a_i \right)$$

이때,

$$N \sum_{i=1}^N a_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N a_i \right)^2 = \sigma^2 N^2 = 0 \quad (6)$$

식 (5)에서 s 의 분모항이 식(6)과 같이 0이 되면, 즉, 화소 집합 A 의 분산(σ^2)이 0이 되면, 연산 오류가 발생됨에 따라 이 경우에는 식 (7)을 이용함으로써 이와 같은 문제를 용이하게 해결할 수 있다^[4].

$$s = 0 \quad (7)$$

$$o = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N b_i - s \sum_{i=1}^N a_i \right)$$

이 경우, 평균 자승 오차(MSE; Mean Square Error)는 식 (8)과 같다.

$$E = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N b_i^2 + s \left(s \sum_{i=1}^N a_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i \cdot b_i + 2o \sum_{i=1}^N a_i \right) + o \left(N \cdot o - 2 \sum_{i=1}^N b_i \right) \right] \quad (8)$$

이상에서 설명한 비례 인자와 가감 인자를 통해 스펙트럴 상관 추정기를 구현하기 위해서는 먼저, 입력된 R, G, B 영상으로부터 식 (1)을 통해 휘도 영상(Y)을 산출하여 기준 영상으로 설정한 후, R 영상과 B 영상을 대신할 비례 인자와 가감 인자를 추출한다. 이때, G 영상을 기준 영상으로 선정할 수도 있으나, 휘도 영상(Y)을 기준 영상으로 선정할 이유는 인간의 시각 특성에 민감할 뿐만 아니라 각 칼라 성분 영상들 간에 존재하는 스펙트럴 상관성을 가장 잘 반영할 수 있는 성분을 포함하고 있음에 기인한다. B 영상과 R 영상에 대한 화소 집합을 각각 식 (9)와 같이 정의한다.

$$Y = \{y(i, j) : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$$

$$B = \{b(i, j) : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\} \quad (9)$$

$$R = \{r(i, j) : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$$

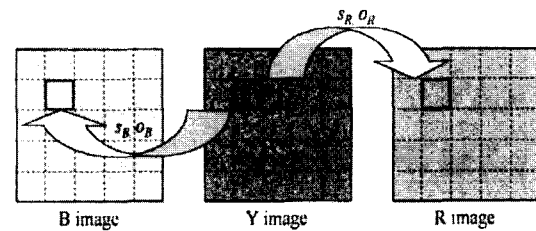


그림 1. 블록 기반 스펙트럴 상관 추정기
Fig. 1. Block-based spectral correlation estimator.

전체 영상에 대하여 하나의 비례 인자와 가감 인자를 산출할 수도 있으나, 이 경우, 비례 인자와 가감 인자로 예측한 영상과 원래 영상이 큰 오차가 발생된다. 즉, 이와 같은 방법에 따른 예측 영상에는 심각한 국부적인 오차가 발생함에 따라 복원 영상에 시각적으로 매우 거슬리는 왜곡을 초래한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 하나의 방법으로 그림 1과 같이, 영상을 다수의 블록으로 분할하여 각각의 블록에 대한 비례 인자와 가감 인자를 산출한다. 식 (10)은 두 화소 집합의 닮음성에 기초하여 비례 인자와 가감 인자를 추정하기 위한 관계식이다.

$$\begin{aligned}
R_{YB}(m, n) &= \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} (S_B(m, n) y(i + mB_s, j + nB_s) \\
&\quad + O_B(m, n) - b(i + mB_s, j + nB_s))^2 \\
R_{YR}(m, n) &= \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} (S_R(m, n) y(i + mB_s, j + nB_s) \\
&\quad + O_R(m, n) - r(i + mB_s, j + nB_s))^2
\end{aligned} \tag{10}$$

식 (10)에서 B_s 는 각각 블록의 크기를 의미하고, S_B, O_B 는 각각 B 영상의 비례 인자 및 가감 인자이며, S_R, O_R 은 각각 R 영상의 비례 인자 및 가감 인자를 나타낸 것이다. 최적화 계수를 구해 주기 위해서는 편미분을 통해 식 (11)과 같은 조건을 만족시키는 비례 인자 및 가감 인자를 찾는다.

$$\begin{aligned}
\frac{\partial R_{YR}(m, n)}{\partial S_R(m, n)} &= 0, \quad \frac{\partial R_{YR}(m, n)}{\partial O_R(m, n)} = 0 \\
\frac{\partial R_{YB}(m, n)}{\partial S_B(m, n)} &= 0, \quad \frac{\partial R_{YB}(m, n)}{\partial O_B(m, n)} = 0
\end{aligned} \tag{11}$$

식 (11)과 같은 조건을 만족시키는 비례 인자에 대한 결과 식은 식 (12)와 같다.

$$\begin{aligned}
S_B(m, n) &= \left(N_B \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) b(i + mB_s, j + nB_s) \right. \\
&\quad \left. - \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} b(i + mB_s, j + nB_s) \right) \\
I \left(N_B \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y^2(i + mB_s, j + nB_s) - \left(\sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \right)^2 \right) \\
S_R(m, n) &= \left(N_B \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) r(i + mB_s, j + nB_s) \right. \\
&\quad \left. - \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} r(i + mB_s, j + nB_s) \right) \\
I \left(N_B \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y^2(i + mB_s, j + nB_s) - \left(\sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \right)^2 \right)
\end{aligned} \tag{12}$$

여기서, $N_B = B_s \times B_s$ 이다. 이때, S_B 와 S_R 의 분모가 식 (13)과 같이 0이 되면, 즉, 해당 휘도 블록의 분산 ($\sigma_{m,n}^2$)이 0이 되면, 앞서 지적한 바와 같이 연산 오류가 발생할 수 있음에 따라 이 경우에는 S_B 와 S_R 을 모두 0으로 간주함으로써 이와 같은 문제를 해결할 수 있다.

$$\begin{aligned}
N_B \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y^2(i + mB_s, j + nB_s) \\
- \left(\sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \right)^2 = \sigma_{m,n}^2 N_B^2 = 0
\end{aligned} \tag{13}$$

그리고 최적화 조건을 만족하는 가감 인자에 대한 결과식은 식 (14)와 같다.

$$\begin{aligned}
O_B(m, n) &= \frac{1}{N_B} \left(\sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} b(i + mB_s, j + nB_s) \right. \\
&\quad \left. - S_B(m, n) \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \right) \\
O_R(m, n) &= \frac{1}{N_B} \left(\sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} r(i + mB_s, j + nB_s) \right. \\
&\quad \left. - S_R(m, n) \sum_{i=1}^{B_s} \sum_{j=1}^{B_s} y(i + mB_s, j + nB_s) \right)
\end{aligned} \tag{14}$$

여기서, 비례 인자와 가감 인자는 각각의 예측 대상 영상이 기준 영상에 근접하기 위한 스트레칭 정보(stretching information)와 슬라이싱 정보(slicing information)를 대변하는 파라미터이다. 본 논문에서는 비례 인자 및 가감 인자의 코딩을 위해 각각 10비트를 할당한다. 따라서, 하나의 추정 블록은 블록의 크기에 상관없이 각각 20비트로 부호화되는 것이다. R 영상과 B 영상의 실제 영상을 부호화 하는 대신에 식 (12)와 식 (14)에서 추정된 비례 인자 및 가감 인자를 부호화함으로써 칼라 성분 영상을 부호화할 시에 고압축을 실현할 수 있다.

2. 가변 블록 기반 스펙트럴 상관 추정

일반적으로 스펙트럴 상관성은 저주파 성분을 상대적으로 많이 포함하고 있는 평탄 영역에서는 높은 상관도를 갖지만, 고주파 성분이 많은 영역, 즉, 윤곽 정보가 많은 비평탄 영역에서는 스펙트럴 상관도가 저하되는 특징이 있음에 따라 이러한 국부적인 특성을 영상 부호화에 반영할 수 있도록 비례 인자와 가감 인자를 추출하는 기본 단위인 블록의 크기를 가변시킬 필요성이 있다^[5]. 영상의 국부성을 고려하지 않고 비례 인자와 가감 인자를 추정할 경우, 즉, 고정된 블록을 사용할 경우에는 영상간에 닮음성(스펙트럴 상관성)이 상대적으로 낮은 곳에서의 예측 영상에 허용치 이상의 추정 오차가 발생하여 심한 시각적 거부감을 초래한다. 따라서, 이러한 문제를 해결하기 위해서는 스펙트럴 상관성의 대소 여부에 따라 국부적인 추정 블록의 크기를 가변적으로 결정할 수 있는 비용 함수가 필요하다.

본 논문에서는 비용 함수를 설정함에 있어서 웨이블릿 변환을 통한 다중 해상도 분석 과정에서 도출되는 고주파 계수를 이용한다.

1) 웨이블릿 변환

웨이블릿 이론은 다중 해상도와 다중 주파수 측면에서 신호를 고찰·분석하고자 하는 생각으로 수학 및 공학 분야에서 발전되어 오늘에 이른 이론이다. 이러한 분석적 특성을 영상 부호화에 효과적으로 반영할 수 있는 직교 변환인 것으로 널리 평가받고 있다. 웨이블릿은 식 (15)의 $\psi(x)$ 로 정의된 모 웨이블릿(mother wavelet)을 변이(translation)시키고 확대/축소(dilation) 시킴으로써 얻어지는 함수의 집합을 말하는 것이다.

$$\psi_{a,b}(x) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (15)$$

$a \in R^+, b \in R$

$\psi_{a,b}(x)$ 은 제곱적분가능(square integrable)한 공간 $L^2(R)$ 의 정규직교 기저를 형성한다. 이때, 임의의 연속 신호 $f(x)$ 의 웨이블릿 변환은 식 (16)과 같이 표현된다.

$$WT_f(a, b) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx \quad (16)$$

여기서, 매개 변수 a, b 가 실수 ($a, b \in R$)이고, 매개 변수 a 가 영이 아닐 때 ($a \neq 0$), 연속 웨이블릿 변환이라고 한다. 통상, 영상에 2차원 웨이블릿 변환을 취하면, 웨이블릿 변환된 영상은 다중 해상도와 다중 주파수 성분의 부영상들로 이루어진 다수의 계층들로 분해된다. 같은 계층에서 부영상들의 해상도는 동일하며 상위 계층으로 갈수록 해상도가 낮아진다. 이와 유사한 다중 해상도 표현 방법은 라플라시안 피라미드(Laplacian Pyramid)로 표현하는 것과 QMF 뱅크(Quadrature Mirror Filter Banks)를 이용한 대역 분할 부호화 방법이 있는데, 웨이블릿 변환 방식은 이를 하나로 통합한 이론이라 할 수 있다^{6,7)}.

2) 추정 블록의 가변 분할

웨이블릿 변환을 수행하기 위해서는 별도의 변환 연산을 수행해야 하는 데, 휘도 영상을 웨이블릿 변환 부호화할 경우에는 추가적인 계산 과정이 없이 고주파 웨이블릿 계수를 얻을 수 있다. 웨이블릿 변환은 웨이블릿 변환 자체에 고역 통과 필터를 포함하고 있음에

따라 별도로 고역 통과 필터를 적용하여 고주파 정보를 추출할 필요가 없음은 잘 알려진 사실이다. 그림 2는 대각 방향, 수평 방향과 수직 방향의 주파수 성분을 다중 해상도 분석 측면에서 도시한 것이다.

LL_2	HL_2	HL_1
LH_2	HH_2	
LH_1		HH_1

그림 2. 웨이블릿 변환에 의한 영상 분해
Fig. 2. Image Decomposition by Wavelet Transform.

HL_1, LH_1, HH_1 영역이 가장 많은 고주파 성분을 포함하고 있으나 웨이블릿 변환 부호화의 특성상, 이 영역은 부호화 과정에서 제외되거나 다른 대역에서 이 대역을 추정하는 방법을 취할 수 있음에 따라 복호단에서 원래의 계조값에 가깝게 충실히 복원되지 못할 가능성이 높다는 것은 잘 알려진 사실이다. 따라서, HL_1, LH_1, HH_1 영역에 포함된 고주파 계수를 이용하여 블록의 분할 정도를 결정하기 위한 비용 함수를 정의하는 것은 부적절함에 따라 부호화된 고주파 웨이블릿 계수들 중에서 두 번째 계층의 고주파 계수들 즉, HL_2, LH_2, HH_2 에 포함된 고주파 계수들을 부호단에서 복호하여 이를 통해 비용 함수를 정의한다. 여기서, $B_s \times B_s$ 는 원영상에서의 블록 크기를 나타내는 것이다.

$$H(m, n) = \sum_{i=1}^{B_s/4} \sum_{j=1}^{B_s/4} \{ |HL_2(mB_s + i, nB_s + j)| + |LH_2(mB_s + i, nB_s + j)| + |HH_2(mB_s + i, nB_s + j)| \} \quad (17)$$

즉, 비용 함수는 식 (17)과 같이, 추정할 해당 블록에 대응하는 웨이블릿 변환 영역에서 두 번째 계층의 고주파 계수들의 절대값의 합으로 구한다. 상기한 고주파 계수들은 대부분 윤곽 성분을 포함하고 있음에 기인하여 가변 블록을 위한 비용 함수로 이용하는 것이 적정함은 시뮬레이션 결과로 확인할 수 있었다. 윤곽 영역

판정을 위한 기준 임계치는 식 (18)과 같이 구할 수 있다.

$$Th = \mu \frac{1}{N_h N_v} \sum_{m=1}^{N_h} \sum_{n=1}^{N_v} H(m, n)$$

$$N_h = (\text{영상의 수직방향 크기}) / B_s \quad (18)$$

$$N_v = (\text{영상의 수평방향 크기}) / B_s$$

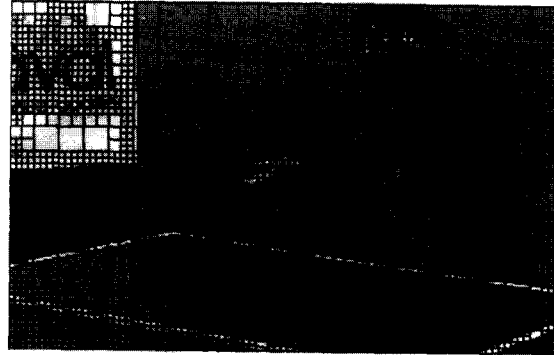
여기서, N_h 및 N_v 는 각각 수평 및 수직 방향에 대한 최초 분할된 블록수를 나타내는 것이다. μ 는 비례 상수로서 μ 를 크게 할 경우, 고주파 성분을 포함한다고 판단되는 블록의 숫자가 적어지고 μ 를 작게 할 경우, 고주파 성분을 포함한다고 판단되는 블록에 숫자가 커지게 되어 비트율을 제어하는 파라미터로 이용할 수 있다. 여기서 구한 기준 임계치에 비례 상수를 승산하여 식 (19)와 같이 세 개의 임계치를 산출한다.

$$Th_a = a \times Th, \quad Th_b = b \times Th, \quad Th_c = c \times Th \quad (19)$$

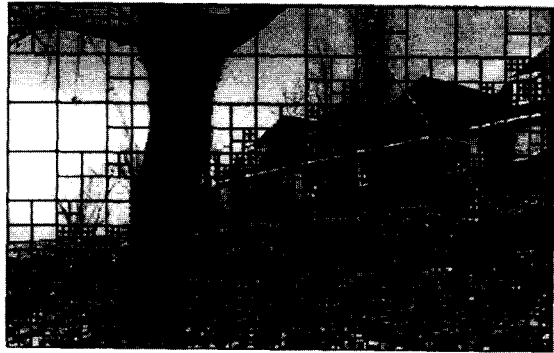
where, $a < b < c$

식 (19)의 a, b, c 의 값에 따라 임계치들을 단계적으로 증가하는 값으로 설정한 후, 블록 크기 $B_s \times B_s$ 를 32×32 로 분할하여 초기화한 후, 식 (17)을 통해 산출한 각각의 $H(m, n)$ 이 Th_a 보다 클 경우에 해당 32×32 블록을 16×16 부분블록으로 쿼드트리 분할한다. 이어서, 블록 크기 $B_s \times B_s$ 가 16×16 인 부분블록에서 식 (17)을 통해 산출한 각각의 $H(m, n)$ 이 Th_b 보다 클 경우에 해당 16×16 부분블록을 8×8 로 쿼드트리 분할하고, 마찬가지로, 블록 크기 $B_s \times B_s$ 가 8×8 인 부분블록에서 식(17)을 통해 산출한 $H(m, n)$ 이 Th_c 보다 클 경우에 해당 8×8 부분블록을 4×4 로 쿼드트리 분할한다. 그림 3은 쿼드트리 분할된 결과를 도시한 것으로, 이렇게 분할된 부분블록을 하나의 추정 블록 단위로 삼아 각 부분블록당 한 조의 비례 인자와 가감 인자를 구하게 된다. 이에 따르면, 윤곽 영역과 같이 고주파 신호가 많이 포함된 영역에 대해서는 블록의 크기를 가변시켜 더욱 세밀하게 비례 인자와 가감 인자를 산출할 수 있어 원 영상에 더욱 가까운 예측 영상을 추정할 수 있다. 이때, 각 부분블록에서 쿼드트리 분할 여부를 결정할 시에 동일 임계치를 사용하지 않고 임계치들을 단계적으로 증가시켜 설정한 이유는 상대적으로 블록 크기가 작은

부분블록의 발생을 억제하기 위한 것이다. 다시 말해서, 8×8 부분블록 또는 4×4 부분블록의 수가 상대적으로 많을 경우에는 추정 블록의 크기가 작음에 따른 일정 수준의 성능 향상을 도모할 수 있으나, 이는 화질 개선 정도에 비해 비트율이 과도하게 증가하는 단점이 있음에 따라 단계적으로 증가된 임계치를 적용함으로써 이와 같은 문제를 최소화할 필요성이 있다.



(a)



(b)

그림 3. 비용 함수에 따른 쿼드트리 분할 영상

(a) TABLETENNIS #62

(b) FLOWERGARDEN #24

Fig. 3. Qaudtree decomposition image according to the cost function.

(a) TABLETENNIS #62

(b) FLOWERGARDEN #24

III. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안된 방법의 타당성과 보편성을 평가하기 위해, 서로 다른 공간적 특성을 갖는 256 계조 352×240 크기의 영상 시퀀스인 TABLETENNIS(#50~#64)과 FLOWERGARDEN (#14~#28)을 대상으로 MS Visual C++5.0을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하

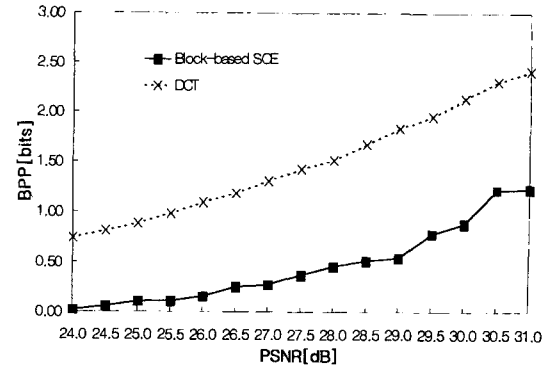
였다. 스펙트럴 상관성 추정에 따른 부호화 효율성 측면에서 제안된 방법과 공정한 비교를 직접적으로 수행할 수 있는 평가 알고리즘을 선정하기에 어려움이 있음에 따라 근사적인 성능 비교를 위해 다소 변형을 가한 비교 방식을 취하였다. 우선, 제안된 방법은 두 칼라 성분 영상인 R 영상과 B 영상의 비례 인자와 가감 인자에 대한 차분 부호화와 엔트로피 부호화 과정을 생략함으로써 스펙트럴 상관성 추정에 따른 부호화 효율성에 성능 평가의 포인트를 맞췄다. 한편, 비교 대상으로 선택한 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법은 제안된 방법과 직접적인 비교를 수행하기 위해 색차 영상(Cb, Cr)을 사용하는 대신에 R 영상과 B 영상을 부호화 대상으로 삼았다. 또한, 제안된 방법과 영상의 크기 측면에서 동등한 비교를 행하기 위해 색차 영상에 대해 통상적으로 수행하는 표본감축(down sampling) 과정을 생략하였다. 즉, 휘도 영상과 동일한 크기를 갖는 R 영상과 B 영상을 대상으로 각각 DCT를 취하여 양자화를 수행한 후에 지그재그 스캐닝 과정을 거쳐 RLE(Run Length Encoding)를 하였으며, 제안된 방법과의 비교의 대등함을 기하기 위해 실제 응용에서 쓰이는, Run Length를 허프만 부호화하는 과정을 생략하였다.

1. PSNR에 의한 성능 평가

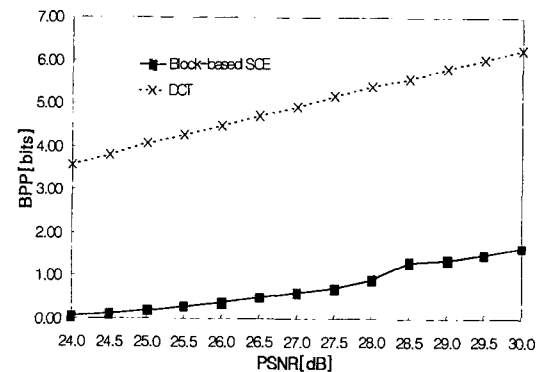
먼저, 본 연구에서는 복호된 R 영상 및 B 영상의 평균 PSNR을 가변시키면서 그에 따른 비트율의 변화를 나타내어 제안된 방법과 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법의 성능을 비교·평가하였다. 그림 4와 그림 5의 그래프에서 'Block-based SCE' 및 'DCT'라고 범례(legend)가 붙은 곡선은 각각 제안된 방법과 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법의 성능을 나타낸 것이다. 먼저, 그림 4(a)와 그림 4(b)는 각각 TABLETENNIS 영상의 62 번째 프레임과 FLOWERGARDEN 영상의 24 번째 프레임의 R 영상의 PSNR과 B 영상의 PSNR을 합산한 후, 이를 평균한 PSNR을 가변시키면서 그에 따른 비트율의 변화를 예시한 것이다.

제안된 방법과 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법은 모두 PSNR의 증가에 대해 비트율이 선형적으로 증가하는 특성을 보여주고 있는데, 제안된 방법은 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 실험한 모든 PSNR에서 상대적으로 현저히 낮은 비트율을 제공하고 있다.

다음으로, 각 프레임에 대한 R 영상의 PSNR과 B 영



(a)



(b)

그림 4. 다양한 PSNR에서의 각 방법의 비트율 비교

(a) TABLETENNIS #62

(b) FLOWERGARDEN #24

Fig. 4. Bitrate Comparison for each method in Various PSNR.

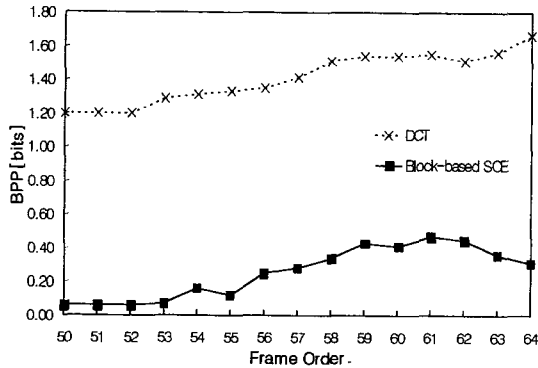
(a) TABLETENNIS #62

(b) FLOWERGARDEN #24

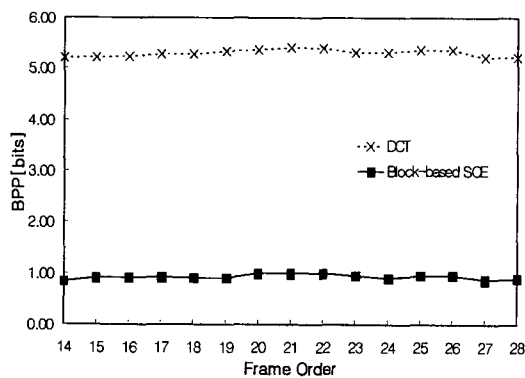
상의 PSNR을 합산한 후, 이를 평균한 PSNR을 고정시킨 채로 다수의 프레임에 대한 비트율(bpp) 측면에서 부호화 성능을 평가하였다. 그림 5(a)와 그림 5(b)는 각각 TABLETENNIS 영상 시퀀스와 FLOWERGARDEN 영상 시퀀스의 R 성분과 B 성분의 평균 PSNR을 28dB로 고정된 채로 각 프레임별로 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법과 제안한 압축 방법의 비트율을 예시한 것이다.

물론, 이것은 프레임간 부호화 기법을 배제하고 프레임내 부호화 기법만을 사용한 것이다. 각 프레임 별로 차이가 있으나 대체로 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 우수한 성능을 제공하고 있음을 확인할 수 있다. 그림 5(a) 및 그림 5(b)에 예시한 결과를 평균적으

로 평가해 보면, PSNR이 28dB로 고정될 때, FLOWER-GARDEN 영상의 경우, DCT 기반 칼라 영상 압축 방법과 제안된 방법은 각각 5.30bpp 및 0.92bpp의 평균 비트율을 가짐에 따라 제안된 방법은 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 5.76배의 추가적인 압축 효과가 있고, TABLETENNIS 영상의 경우, DCT 기반 칼라 영상 압축 방법과 제안된 방법은 각각 1.41bpp 및 0.25bpp의 평균 비트율을 가짐에 따라 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 5.64배의 추가적인 압축 효과가 있다.



(a)



(b)

그림 5. 영상 시퀀스에 대한 각 방법의 비트율 비교

(a) TABLETENNIS (#50~#64)

(b) FLOWER-GARDEN (#14~#28)

Fig. 5. Comparison of each method by bpp for image sequence.

(a) TABLETENNIS (#50~#64)

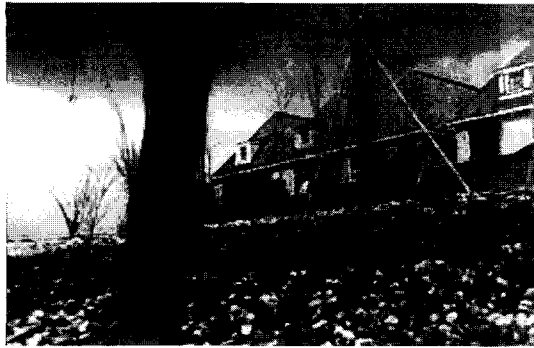
(b) FLOWER-GARDEN (#14~#28)

그림 6은 PSNR을 28dB로 고정시킨 상태에서 결과 영상의 주관적인 화질을 평가하기 위해 FLOWER-GARDEN의 24번째 프레임의 R 성분 및 B 성분에 각각

DCT 기반 칼라 영상 압축 방법 및 제안한 방법을 적용한 출력 영상을 예시한 것이다. 제안된 방법은 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 R 영상과 B 영상에 대해 대략 5배 정도의 높은 압축율을 제공하면서도 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법과 대등한 주관적 화질을 제공하고 있음을 확인할 수 있다.

이상의 비교 평가에 있어서, R 영상과 B 영상을 추정하기 위해 기준 영상으로 이용하는 휘도 영상은 다소 극단적인 조건상황이지만 무손실 부호화(lossless coding)를 수행한 것으로 가정하였다. 이 경우, 제안된 방법은 주어진 상황에서 최대 성능을 나타내게 될 것이고, 휘도 영상을 무손실 부호화하는 것은 특별한 경우이기 때문에 그 결과에는 다소 일반성이 부족하지만 제안된 방법의 특징을 일측면에서 평가하기에는 좋은 하나의 평가 방법이 될 수 있다. 다시 말해서, 제안된 방법은 추정 부호화 방식의 일종임에 따라 기준 영상인 휘도 영상의 복호된 화질에 직접적인 영향을 받기 때문에 고압축율로 휘도 영상을 손실 부호화하여 화질을 저하시킬 경우에는 R 영상과 B 영상에 대한 부호화 효율이 동시에 저하될 것임은 자명하다. 하지만, 이와 같은 성능 평가 방법은 제안된 방법에 의해 스펙트럴 상관성 추정 기법에 따라 칼라 성분 영상을 추정 부호화할 시에 나타나게 되는 장단점을 잘 분석할 수 있도록 해준다. 통상, 손실 부호화된 휘도 영상은 칼라 성분 영상 또는 색차 영상에 비해 다소 높은 화질로 부호화되는 것이 일반적이고 제안된 방법은 또한 가변 블록에 기반한 방법임에 따라 손실 부호화된 휘도 영상을 이용할 경우에도 상대적으로 우수한 성능을 제공하며, 손실 부호화된 휘도 영상의 화질이 휘도 원영상에 접근할수록 그림 4 내지 그림 6에 제시한 성능에 근접하는 성능을 제공함을 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 확인할 수 있었다.

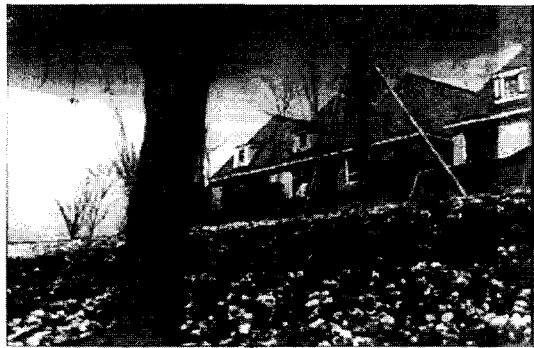
한편, 본고에서는 기준 영상을 휘도 영상으로 선택하였으나, 기준 영상을 R, G, B 영상 중에서 어느 하나를 지정하고 나머지 두 영상을 이로부터 추정할 수도 있으며, 두 칼라 성분 영상으로 R, G, B 영상 중에서 R 영상과 B 영상을 선정하였으나, R 영상과 G 영상의 조합 혹은, B 영상과 G 영상의 조합 중 어느 것을 선택하여도 무방하다. 다양한 종류의 시험 영상에 대한 시뮬레이션 결과를 통해 고찰할 때, 각 경우에 대한 성능은 시험 영상의 종류에 따라 소폭의 차이가 있지만 평균적으로 대동소이하다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 6. FLOWERGARDEN #24의 각 방법에 대한 출력 영상에 따른 성능비교

- (a) DCT 방법을 적용한 R 영상 (b) DCT 방법을 적용한 B 영상
- (c) 제안한 방법을 적용한 R 영상 (d) 제안한 방법을 적용한 B 영상

그림 6. Result images of each method for FLOWERGARDEN #24.

- (a) R image decoded by DCT method (b) B image decoded by DCT method
- (c) R image decoded by proposed method (d) B image decoded by proposed method

2. 연산량의 비교

N_1 및 N_2 가 각 블록의 수평 및 수직 화소수를 지칭하는 것으로 가정할 때, DCT 기반 칼라 영상 압축 방법은 고속 알고리즘을 사용할 경우, 잘 알려진 바와 같이, 각 블록당 $N_1N_2 + N_1^2N_2$ 회의 가산과 승산이 필요하다. 한편, 식 (12)와 식 (14)를 참조하여 제안된 방법의 연산량을 계산해보면, 비례 인자와 가감 인자를 추정할 시에는 각 추정 블록당 $7(N_1-1)(N_2-1)+3$ 회의 가산과 $2N_1N_2+7$ 회의 승산이 필요하다. 또한, 비용함수를 정의하기 위해서는 $(\frac{1}{4}N_1-1)(\frac{1}{4}N_2-1) + \frac{1}{8}N_1N_2 + 1$ 회의 가산과 4회의 승산이 추가적으로 필요함을 식 (17)~식 (19)를 통해 알 수 있다. 따라서, 블록의 크기가 8×8 일 때, DCT 기반 칼라 영상 압축 방법은

1024회의 가산과 승산이 필요하고, 제안된 방법은 356회의 가산과 139회의 승산이 필요함을 알 수 있다. 연산량 산출 방식을 변경하면 다소 상이한 결과가 나올 수 있지만, DCT 기반 칼라 영상 압축 방법의 연산량에 비추어 볼 때, 제안된 방법은 적절한 연산량을 유발하고 있는 것으로 평가할 수 있다.

IV. 결 론

제안된 방법은 스펙트럴 상관성을 추정하여 직접적으로 스펙트럴 중복성을 제거하는 추정 부호화 방법임에 따라 저해상도 분석을 통해 간접적으로 스펙트럴 중복성을 제거하는 DCT 기반 칼라 영상 압축 방법에 비해 상대적으로 높은 부호화 효율의 향상을 기할 수 있었다. DCT 기반 칼라 영상 압축 방법은 고주파 정보

가 많이 포함된 비평탄 영역 영역에서 칼라 성분 영상에 많은 화질 열화가 발생하는 반면, 제안한 방법은 낮은 비트율에서도 칼라 성분 영상의 화질이 휘도 영상의 화질에 근접된 성능을 제공함에 따라 주관적/객관적 화질 평가에서 상대적으로 우수한 성능을 제공한다. 특히, 휘도 영상을 웨이블렛 변환 부호화할 경우에는 비용 함수 설정을 위한 별도의 변환 연산이나 필터링 연산이 필요 없을 뿐만 아니라 가변 블록 정보를 복호단에 제공하지 않아도 된다는 장점을 가지고 있다. 이것은 수신된 휘도 성분에 대한 웨이블렛 계수에서 용이하게 각 블록에 대한 고주파 계수를 분리할 수 있어 각 블록이 어느 정도의 부분블록으로 쿼드트리 분할되어졌는지를 알 수 있기 때문이다. 한편, 제안된 방법은 전체적으로 반복적인 절차로 구성됨에 따라 하드웨어적인 구조도 단순하여 장치화가 용이하고, 제안된 방법을 다소 변형할 경우, 기존에 제안된 어떠한 압축 알고리즘과도 용이하게 접목하여 사용할 수 있음에 따라 높은 기술적인 파급 효과를 창출할 수 있을 것으로 사료된다.

그러나, 제안된 방법은 기존 영상과 칼라 성분 영상 간에 스펙트럴 상관도가 상대적으로 낮은 국부 영역에서는 블록킹 현상이 일어날 수 있으며, 추정 부호화 방식임에 따라 기존 영상 대한 의존도가 높기 때문에 기존 영상의 화질에 종속되는 단점을 가지고 있다. 특히, 기존 영상을 높은 압축율로 웨이블렛 변환 부호화함에 기인하여 두 번째 계층에 속한 많은 고주파 계수가 무효 계수가 될 경우⁸⁾에는 블록 가변을 위한 비용 함수를 정의하기가 어려워지는 문제가 있음에 따라 이상과 같은 단점을 보완하기 위한 추가적인 연구가 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Phillip E. Mattison, *Practical Digital Video with Programming Example in C*, John Wiley & Sons, 1994.
- [2] K. R. Rao, J. J. Hwang, *Techniques and Standards for Image, Video, and Audio Coding*, Prentice Hall, 1996.
- [3] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, B. P. Flannery, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, 1992.
- [4] Yuval Fisher, *Fractal Image Compression*, Springer-Verlag, 1994.
- [5] 홍상진, 광노윤, 나훈, 윤예섭, 정대권, "웨이블렛 변환 영역에서 색도 상관성을 이용한 영상 부호화에 관한 연구", 제9회 신호처리합동학술대회 논문집, vol. 9, part 2, pp. 1251-1254, Oct. 1996
- [6] Ingrid Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [7] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform", *IEEE Trans. on Image processing*, vol. 1, no. 2, pp. 205-220, Apr. 1992.
- [8] J. M. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients", *IEEE Trans. on Image processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3445-3462, Dec. 1993.

저 자 소 개

郭魯尹(正會員) 第36卷 S編 第9號 參照

黃兼元(正會員) 第36卷 S編 第9號 參照

丁大權(正會員)

1956년 11월 13일생. 1979년 2월 한국항공대학교 항공 전자공학과 졸업(공학사). 1987년 5월 Texas A&M대 대학원 졸업(공학석사). 1990년 12월 Texas A&M대 대학원 졸업(공학박사). 1979년 3월~1984년 5월 국방과학연구소 연구원. 1990년 10월~1991년 8월 한국전자통신연구원 선임연구원. 1991년 9월~현재 한국항공대학교 항공전자공학과 부교수 주관심 분야는 정지영상 및 동영상 압축기법, 저속음성 부호기법, IMT-2000 부호기, JPEG2000 부호기, ADSL 모델설계