

웨이블릿 압축된 영상의 정칙화 기반 후처리에 관한 연구

(A Study of Regularized Iterative Postprocessing of Wavelet-compressed Images)

鄭正勳*, 鄭是昌*, 白俊基*

(Jung-Hoon Jung, Shi-Chang Jung, and Joon-Ki Paik)

요 약

본 논문에서는 웨이블릿 부호화 방식으로 압축된 영상을 정칙화된 영상복원 방법으로 후처리하는 알고리즘을 제안한다. 우선은 웨이블릿 기반 압축 시스템을 영상 열화 시스템(image degradation system)으로 적절히 모델화한다. 그리고 비선형 함수를 정칙화 과정의 제약조건으로 사용함으로써 고주파 성분 계수들의 손실 때문에 발생하는 링 현상(ringing artifact) 및 블록화 현상(blocking artifact)과 같은 열화들을 효과적으로 제거하는 방법을 제안한다. 또한, 실험 결과를 토대로 기존의 후처리 방법과 제안된 알고리즘들의 성능을 비교한다.

Abstract

This paper proposes an algorithm that postprocesses wavelet-compressed images by using regularized iterative image restoration. First, an appropriate modeling the image degradation system for wavelet-compression system is needed. Then, the method which uses one of nonlinear functions as constraint in regularized iterative restoration is proposed in order to remove coding artifacts efficiently, such as ringing artifact and blocking artifact, resulted from loss of high frequency coefficients. Lastly, experimental results show superiority of proposed algorithm as compared with existing algorithm.

I. 서 론

영상 신호를 전송 및 저장하는 데에는 주어진 매체의 대역폭의 한계로 인하여 효율적인 정보의 압축이 필요하게 된다. 즉, 단순한 영상 신호의 압축 이외에도 전처리 및 후처리와 같은 영상개선 기법 등이 수반되어야 한다. 특히, 초저속(very low bit rate) 통신에서는 영상의 열화를 제거하여 해상도를 높이는 기술이 접목 되면 보다 효율적이고 경제적인 영상통신이 가능하게

된다. 이 과정에서 인간의 시각체계(human visual system)를 고려하는 등 가용할 수 있는 정보를 최대한으로 활용하여 시각적 개선 효과를 이끌어 낼 수 있어야 한다.

웨이블릿(wavelet) 기반 부호화 방식은 블록 DCT (Discrete Cosine Transform) 방식에 비하여 주관적 및 객관적으로 훨씬 높은 부호화 성능을 가지고 있다. 하지만, 압축률이 높을 경우 웨이블릿 방식에 있어서도 고주파 성분 계수의 손실에 따른 링 현상(ringing artifact) 및 블록화 현상(blocking artifact)과 같은 열화가 발생한다. 따라서, 후처리 알고리즘은 해상도를 높일 수 있을 뿐만 아니라 이와 같은 열화 현상들을 효과적으로 제거할 수 있어야 한다^[1].

본 논문에서는 웨이블릿 부호화 방식으로 압축된 영상을 정칙화 기반 반복적 영상복원 방법으로 후처리하

* 正會員, 中央大學校 工科大學 電子電氣工學部
(School of Electrical and Electronic Engineering,
Chung-Ang University)

接受日字:1999年5月28日, 수정완료일:1999年9月3日

는 알고리즘을 제안한다. 우선은, 웨이블릿 기반 압축 시스템을 영상 열화 시스템으로 적절히 모델링해야 하며, 링 현상과 같은 압축시 발생하는 열화 현상을 적절히 해석해야 한다. 제안된 알고리즘은 비선형 함수를 정칙화 기반 방법에 도입함으로써 고주파 성분 계수들의 손실 때문에 발생하는 링 현상(ringing artifact) 및 블록화 현상(blocking artifact)과 같은 열화들을 효과적으로 제거할 수 있으며, 웨이블릿 계수의 위치 및 크기 정보를 모든 매개변수에 적용함으로써 후처리의 성능을 향상시킬 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 웨이블릿 기반 압축 시스템의 수학적 모델을 제시하고, III장에서는 압축시 발생하는 열화 성분들을 해석하고 기존의 열화 성분 제거 방법을 살펴본다. IV장에서는 정칙화 기반 반복적 영상복원 방법으로 후처리하는 알고리즘을 제안한다. V장에서는 실험 결과들을 토대로 제안된 후처리 알고리즘의 성능의 우수성을 보여주고, 마지막으로 VI장에서는 결론을 맺는다.

II. 웨이블릿 기반 압축 시스템의 수학적 모델

영상 열화 시스템에 대한 기본적인 수학적 모델은 다음 식으로 나타낼 수 있다^{[2],[3],[4]}.

$$y = Dx, \tag{1}$$

여기에서, y, D 및 x 는 각각 열화된 영상, 열화 시스템 그리고 원영상을 나타낸다. y 와 x 는 $N^2 \times 1$ 벡터이며 D 는 $N^2 \times N^2$ 행렬이다.

웨이블릿 기반 압축 시스템을 고려해 보면 (1)식은 다음 그림 1과 같이 해석될 수 있다.

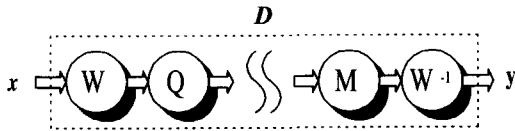


그림 1. 웨이블릿 기반 압축 시스템의 열화 모델
Fig. 1. Degradation model for wavelet based compression system.

이 그림에서, W, Q, M 및 W^{-1} 은 각각 웨이블릿 변환, 양자화, 역양자화 그리고 역 웨이블릿 변환을 나타

내며 모두 $N^2 \times N^2$ 행렬이다. BDCT 압축 시스템의 경우와 마찬가지로^[5], 웨이블릿 압축 및 재생의 전체 시스템을 간단히 열화 시스템 D 로 나타낼 수 있다.

직교(orthogonal) 웨이블릿 필터를 사용할 경우 $W^{-1} = W^T$ 이며 완전 복원(perfect reconstruction) 특성을 만족시키기 위해서는,

$$W^T W = H^T H + G^T G = I \tag{2}$$

가 성립되어야 한다. 여기에서 H 와 G 는 각각 저역통과(low-pass) 필터와 고역통과(high-pass) 필터를 나타낸다^[6]. 전체 압축 시스템은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$D = W^T M Q W, \tag{3}$$

여기에서 Q 와 M 은 [7], [8]과 같이 구현하는 방법이 부호화 방식에 따라 약간 다를 수 있으나, 영상의 화질에 미치는 영향은 동일하기 때문에 부호화 방식에 상관없이 단일한 행렬로 간주할 수 있다.

III. 부호화 열화 현상

BDCT를 기반으로 하는 압축 시스템과 마찬가지로 웨이블릿을 기반으로 압축된 영상에도 블록화 현상과 링 현상이 나타난다. 이 현상들은 고주파 성분 계수들의 손실때문에 발생한다. 웨이블릿 압축 영상에는 링 현상이 블록화 현상보다는 두드러지게 나타난다. 링 현

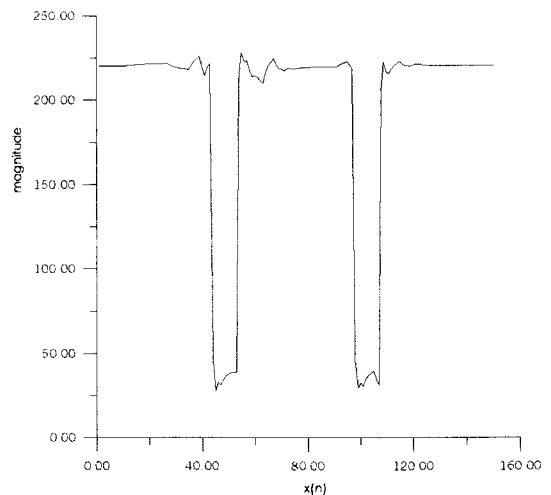


그림 2. 웨이블릿으로 압축된 신호
Fig. 2. Wavelet-compressed signal.

상은 고주파 성분 계수들이 양자화로 손실되면서 에지 부근에 허상의 에지가 보이는 것이다. 이 현상은 깁스 현상(Gibbs effect)을 사용하여 설명할 수 있고 강한 에지 부근에서 잘 나타난다. 그림 2는 웨이블릿으로 압축된 계단 모양의 1차원 신호를 보여주고 있는데, 특히 에지 주변에 있는 불결같은 모양이 2차원 영상에서 링 현상을 발생시키는 것이다.

링 현상을 제거하는 기본적인 방법 중 하나는 비선형 필터를 사용하는 것이다^[1]. 이 필터는,

$$\hat{x} = y + c(d, T), \quad (4)$$

$$d = \hat{e} - y, \quad (5)$$

$$\hat{e} = \arg \min_{y_i} \sum_{y_i \in N} \rho(y_i - y_j), \quad (6)$$

와 같이 나타낼 수 있는데, 여기에서 N 은 현재 화소의 주변 화소들을 의미한다. ρ 는 potential 함수를 나타내며 예를 들면 다음과 같은 식을 사용할 수 있다.

$$\rho(x) = \min \{1/256x^2, 1\}. \quad (7)$$

열화 현상을 없애고 에지를 개선하기 위해서는 이 potential 함수를 잘 선택해야만 한다. 마지막으로, $c(d, T)$ 는 클리핑(clipping) 함수를 의미하며 다음 그림과 같은 입출력 관계를 갖는다.

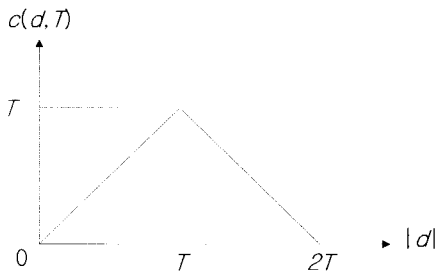


그림 3. $c(d, T)$ 의 입출력 관계

Fig. 3. relation between the input and the output of $c(d, T)$.

이 그림에서 볼 수 있듯이 d 의 절대값이 $2T$ 이하일 때에만 효력이 발생된다. T 는 압축률에 따라 적절히 선택해야 한다.

이렇게 신호의 형태만을 고려하여 후처리하는 방법은 링 현상을 단순히 억제시키는 반면 신호의 원래 성분까지도 변경시킬 수 있으며 전체 화소에 대하여 연산을 수행하므로 계산량이 너무 많은 단점을 지니고

있다. 다음 절에서는 웨이블릿 변환 계수들의 정보를 이용하여 계산량을 줄이고 매개변수 T 를 조정하는 방법과, 이 결과를 정칙화 기반 반복적 영상 복원 알고리즘에 제약조건으로 삽입하여 전체적인 성능을 개선하는 방법에 대하여 살펴볼 것이다.

IV. 반복적 정칙화 영상 복원

본 장에서는 제안된 움직임열화 모델을 기반으로 하는 객체기반 적응적 반복적 영상복원기법을 제안한다.

1. 정칙화 기반 영상 복원 이론

정칙화 기반 영상 복원 이론에 의하면 식(1)의 해 x 는 다음과 같은 범함수(functional)를 최소화함으로써 얻을 수 있다^{[2],[3]}.

$$f(x) = \|y - Dx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2. \quad (8)$$

이 식에서 C 는 선형 고역통과 필터를 나타내고 λ 는 평활도(smoothness) 제약조건을 조절하는 라그랑주 승수(lagrange multiplier)이며 정칙화 매개변수(regularization parameter)라고도 한다. 반복적 방법으로 식(8)을 최소화하는 x 를 구하면 다음과 같다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta(b - Tx^k), \quad (9)$$

여기에서 b 와 T 는 차례대로,

$$b = D^T y, \quad (10)$$

$$T = D^T D + \lambda C^T C \quad (11)$$

를 나타낸다.

만약 열화 행렬 D 가 대칭 행렬이라고 가정하면, 똑같은 압축 과정을 되풀이하더라도 한 번 압축된 영상의 해상도에는 변함이 없으므로 $D^T D = DD = D$ 가 성립된다. 따라서 식(10)과 식(11)은 다음과 같이 단순화된다.

$$b = y, \quad (12)$$

$$T = D + \lambda C^T C. \quad (13)$$

2. 공간적응적 영상 복원

공간적응적 복원 알고리즘에서는 M 개의 서로 다른 고역통과 필터 ($C_m, m=1, 2, \dots, M$)를 사용한다^{[4],[9]}. 이 방식은 해당 모서리의 방향만을 따라 분포하는 고주파 성분을 선택적으로 억제한다. 예를 들어, 영상의

각 화소들은 평탄 영역(monotone), 수평 에지, 수직 에지 그리고 두 개의 대각선(45도, 135도) 에지 상에 존재하는 것으로 분류될 수 있으며, 이 경우 $M=5$ 가 되고 각 C_m 은 주어진 방향의 고역 통과 필터가 된다. 제안된 공간적응적 방식을 k 번째 반복된 정칙화 단계에 적용하면 다음과 같다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta(b - \sum_{m=1}^M I_m T_m x^k), \quad (14)$$

여기에서

$$b = y, \text{ 그리고 } T_m = D + \lambda C_m^T C_m \quad (15)$$

를 각각 의미하며, I_m 은 0 또는 1을 대각 성분으로 갖는 대각 행렬을 나타낸다. 즉, 영상의 각 화소와 일대일 대응 관계를 갖는 I_m 의 각 대각 성분들은 해당 화소가 m 번째 에지 상에 존재할 때에는 1을, 아니면 0을 갖는다.

에지의 결정은 화소의 밝기값들을 1차 미분 또는 2차 미분하여 얻는 등 주로 공간적으로 이루어진다^[4]. 하지만 높은 압축률을 가진 영상에서는 링 현상이나 블록화 현상 등의 열화 현상으로 인하여 잘못된 에지까지 찾게 되고, 에지를 찾는 데 필요한 추가 연산으로 전체적인 계산량이 많이 증가하게 된다.

본 논문에서는 웨이블릿 계수들의 정보를 이용하여 에지를 결정하고 C_m 의 평활도를 다르게 결정하는 방법을 제안한다. 웨이블릿 영역은 수평, 수직 및 대각성분 영역으로 이루어져 있으며 같은 방향성분의 계수라 하더라도 그 계수가 속한 대역분할 레벨(subband decomposition level)에 따라 의미하는 주파수의 높낮이가 다르다. 또한, 에너지가 저주파 대역으로 모이기 때문에 레벨이 증가할수록 계수들의 절대값은 기하급수적으로 커지게 되며 대역분할 레벨간에 계층적 상관성을 갖는다.

w_h^p , w_{hl}^p 및 w_{hh}^p 를 각각 p 번째 대역분할 레벨의 수평, 수직 및 대각성분 대역에 속한 계수라 할 때, 에지 성분을 결정하는 알고리즘이 그림 4의 플로우차트에 보여진다. 우선 w_{hh}^p 의 절대값을 w_h^p 및 w_{hl}^p 의 절대값과 비교하여 큰 경우에는 45° 또는 135°를 결정한다. 45°와 135°의 결정은 현재 계수의 인접 계수들이 45° 방향으로 이어져 있는지 또는 135° 방향으로 이어져 있는지 살펴보고 결정한다. 만일 어느 방향으로도 결정할 수 없는 경우에는 평탄 영역으로 분류한다.

w_{hh}^p 의 절대값을 w_h^p 및 w_{hl}^p 의 절대값과 비교하여 작은 경우에는 w_{hl}^p 의 값이 크면 수평 에지, w_h^p 이 크면 수직 에지로 분류한다. 만일 두 값이 같은 경우에는 평탄 영역으로 분류한다.

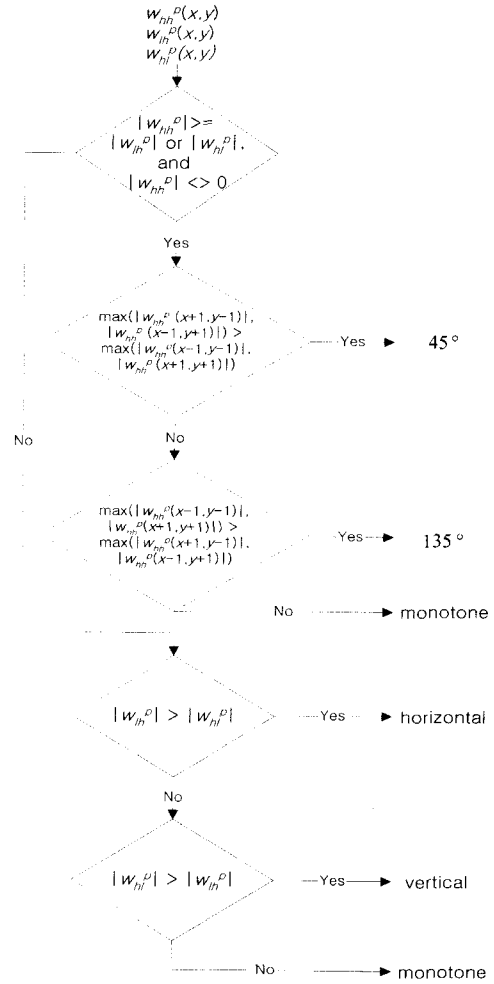


그림 4. 웨이블릿 계수를 이용한 에지의 방향 결정
Fig. 4. Determination of edge directions by using wavelet coefficients.

이렇게 결정된 각 에지에 따라 C_m 을 적용할 때에는 에지가 검출된 대역분할 레벨을 살펴야 한다. 왜냐 하면, 레벨이 높은 곳에 있는 웨이블릿 계수는 레벨이 낮은 곳에 있는 계수보다 더 평활한 에지를 의미하기 때문이다. 따라서 레벨 1에서 가장 기본적인 형태의 고대역 필터를 적용하였다면 레벨이 올라갈 수록 더 평활한 형태의 고대역 필터를 적용해야 한다. 대역분할을 모두 네 번 수행한 경우를 예를 들면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 C_{45}^1 &= \begin{pmatrix} 0.000 & 0.000 & -0.250 \\ 0.000 & 0.500 & 0.000 \\ -0.250 & 0.000 & 0.000 \end{pmatrix}, \\
 C_{45}^2 &= \begin{pmatrix} -0.008 & -0.023 & -0.195 \\ -0.023 & 0.500 & -0.023 \\ -0.195 & -0.023 & -0.008 \end{pmatrix}, \\
 C_{45}^3 &= \begin{pmatrix} -0.016 & -0.047 & -0.141 \\ -0.047 & 0.500 & -0.047 \\ -0.141 & -0.047 & -0.016 \end{pmatrix}, \\
 C_{45}^4 &= \begin{pmatrix} -0.023 & 0.500 & -0.086 \\ -0.070 & 0.500 & -0.070 \\ -0.086 & -0.070 & -0.023 \end{pmatrix}.
 \end{aligned} \tag{16}$$

여기에서, C_{45}^1 은 45° 에지에 적용되는 고역통과 필터이며, 레벨이 올라갈수록 평탄 영역에 사용되는 고역통과 필터인 C_{mono} 와 비슷한 형태가 됨을 알 수 있다.

C_m 은 사전(a priori) 평활도 제약조건이며 영상복원 과정에 soft 제약조건으로서 포함된다. Soft 제약조건의 반대되는 의미로는 hard 제약조건이 있으며, 예를 들면 영상의 밝기값이 0부터 255까지의 범위라는 것을 이용하여 0 이하의 것은 0으로 255 이상의 것은 255로 값을 강제로 조정하는 것이다. 본 논문에서는 [1]의 방법을 hard 제약조건으로 알고리즘에 포함하는 방법을 제안한다. 이 때 고려해야 할 것은, 후처리되는 부분은 주로 높은 에지 근처라는 것이다. 따라서, 높은 에지일수록 식(4)의 문턱치 T를 크게 잡아주고, 반대로 낮은 에지에서는 문턱치를 작게 잡아주어야 한다. 또한, 에지가 없는 영역에서는 [1]의 방법을 적용할 필요가 없다. 이렇게 에지의 크기를 쉽게 분류하기 위해서는 웨이블릿 계수의 정보를 이용해야 하는데, 낮은 대역분할 대역에 속한 계수일수록 높은 에지를 의미하므로 해당 화소에는 높은 문턱치를 주어서 링 현상을 급격하게 감소시킨다.

3. 인간 시각체계를 고려한 영상복원

인간의 시각체계에 따르는 적응적인 영상복원을 수행하기 위해서, 지역분산값(local variance)을 사용하여 영상을 평탄한 영역과 복잡한 영역으로 구분하는 visibility 함수를 구하고, 이 값에 따라 정규화 매개변수 λ 를 적응적으로 변화시켜 영상의 복잡한 부분에서는 고주파 성분을 증폭시키고 평탄하고 단순한 부분에서는 고주파성분을 억제시킨다^[2]. Visibility함수의 값을 결정하기 위해서 해당위치 (i, j) 에서의 지역평균값(local mean)을

$$\begin{aligned}
 m_x(i, j) &= \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \\
 &\times \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} x(m, n)
 \end{aligned} \tag{17}$$

와 같이 구하고, 이 값을 이용해서 지역분산을

$$\begin{aligned}
 \sigma_x^2(i, j) &= \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \\
 &\times \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} \{x(m, n) - m_x\}^2
 \end{aligned} \tag{18}$$

와 같이 구한다. 여기에서, $(2P+1) \times (2Q+1)$ 은 (i, j) 와 그 주변 값들을 대상으로 하는 윈도우의 크기를 나타낸다. 식(18)에서 구한 지역분산 값을 사용하여 visibility 함수를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$v(i, j) = \frac{1}{\theta \sigma_x^2(i, j) + 1}, \tag{19}$$

여기에서, θ 는 $v(i, j)$ 의 값이 0과 1사이의 적당한 영역에 존재하도록 해주는 매개 변수이다. 또한 θ 는 고주파 성분이 많은 영상에서는 크게 잡아주어야 하며 고주파 성분이 적은 영상에서는 작게 잡아주어야 한다. 식(19)를 살펴보면 에지 영역에서는 함수값이 0에 가까워지고, 반대로 평탄한 영역에서는 1에 가까워짐을 알 수 있다. 이렇게 정의된 visibility 함수를 식(15)에 적용하면 다음과 같다.

$$T_m = D + \lambda_{\max} VC_m^T C_m, \tag{20}$$

여기에서 V 는 $v(i, j)$ 를 대각성분으로 갖는 $N^2 \times N^2$ 행렬이다.

지역분산을 구하는 식(18)은 압축된 영상의 경우 링 현상이나 블록화 현상 때문에 원하지 않는 지역분산이 구해질 수 있다. 따라서, 웨이블릿 변환 계수를 이용하여 에지를 찾는 방법과 마찬가지로 지역분산을 구할 수 있으며 식은 다음과 같다.

$$\sigma^2(i, j) = \sum_{p=1}^L \{ (w_{hi}^p)^2 + (w_{ih}^p)^2 + (2w_{hh}^p)^2 \} / p^4, \tag{21}$$

여기에서, p 는 대역분할 레벨을 나타내며 L 은 최고 대역분할 레벨을 의미한다. 식(21)에서 볼 수 있듯이 더 낮은 레벨에 있는 계수일수록, 그리고 더 많은 레벨에 걸쳐 나타나는 계수일수록 더 높은 지역분산을 만들어 낸다. 대각성분 대역의 계수에 2를 곱한 이유는 웨이블릿의 특성상 똑같은 에지 성분일지라도 대각성분 대역에 나타나는 계수의 절대값 크기는 약 2배만큼 작기 때문이다. 또한, 웨이블릿 변환 계수들의 분산이 대역분할 레벨이 올라갈 수록 기하급수적으로 매우 커지기 때문

에 p 를 4제공하여 나누었다. 이렇게 함으로써 θ 는 분산을 식(18)로 구할 때와 비슷한 값을 적용시킬 수 있다.

V. 실험결과

본 논문에서는 Daubechies의 4 탭 필터를 사용하여 네 번의 대역분할 ($L=4$)을 수행하였다^[10]. [7] 혹은 [8] 등의 방법에서 사용되는 양자화 후의 심플 부호화 과정은 후처리에서 고려하지 않아도 되기 때문에 여기에서는 계수들을 단순히 양자화만을 하는 간단한 압축 방식을 선택하였다. 또한, 복원과정에 사용된 반복회수는 총 20회이다. [1]의 방법을 적용할 때에는 $T=6$ 을 사용하였으며, 주변화소 N 을 결정할 때에는 별표 (asterisk) 모양의 5×5 마스크(mask)를 사용하였다. 그리고 potential 함수는 식 (7)을 사용하였다. 마스크와 potential 함수를 각각 이렇게 사용한 이유는 실험 영상에 있어서 가장 좋은 결과를 가져오기 때문이다. 제안된 방법에 사용된 매개변수는 다음과 같다. $\beta = 0.7$, $\lambda_{\max} = 2.0$, $\theta = 0.01$ 을 사용하였으며, 제약조건으로 포함된 [1]의 방법에서 사용되는 T 는 $T_{\max} = 8$ 로 설정하여 레벨이 한 번 낮아질수록 $\frac{1}{2}$ 배하였다. 여기에 사용된 변수의 값들은 실험적으로 얻어진 것들이다.

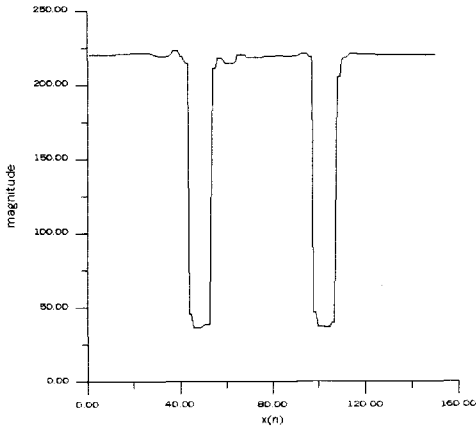


그림 5(a). 기존의 방법으로 후처리한 결과
Fig. 5(a). Postprocessed result by using the existing method.

그림 5(a)와 (b)는 그림 2에 있는 압축된 신호를 각각 [1]에서 제시된 기존의 방법과 제안된 방법으로 후처리한 결과를 보여주고 있다. 기존의 방법에 비해 제안된 방법으로 후처리한 결과가 더 깨끗한 계단 모양이 나오는 것을 볼 수 있다. 이것은 기존의 방법이 작

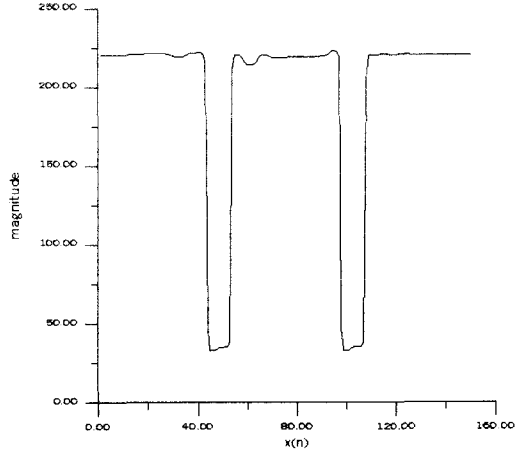


그림 5(b). 제안된 방법으로 후처리한 결과
Fig. 5(b). Result by using the proposed method.

은 에지를 제거하는 단순한 방법인데 비해서 제안된 방법은 신호의 원래 성분을 찾아가는 방향으로 복원을 하면서 고주파 성분까지도 충분히 살려내기 때문이다.

그림 6(a), (b), (c) 및 (d)는 각각 boat 영상의 원영상, 압축된 영상, 기존의 방법으로 후처리한 영상, 그리고 제안된 방법으로 후처리한 영상을 보여준다. 그림 6(e)는 기존의 방법과 제안된 방법의 성능을 PSNR 곡선을 통해 비교하여 보여준다.

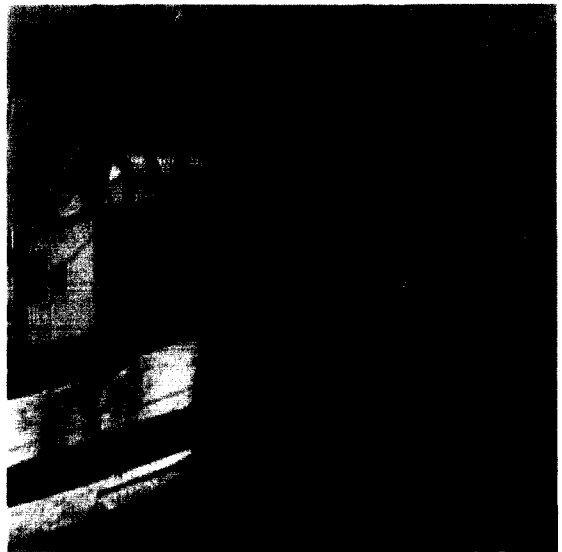


그림 6(a). 256×256 boat 원영상
Fig. 6(a). Original 256×256 boat image.

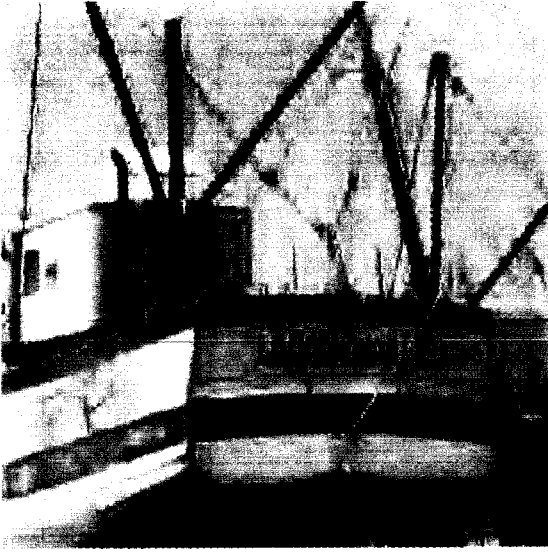


그림 6(b). 압축된 영상 (PSNR = 27.3056dB)
Fig. 6(b). Compressed image (PSNR = 27.3056dB).



그림 6(d). 제안된 방법으로 후처리한 영상 (PSNR = 27.7940dB)
Fig. 6(d). Postprocessed image by using proposed method (PSNR = 27.7940dB).

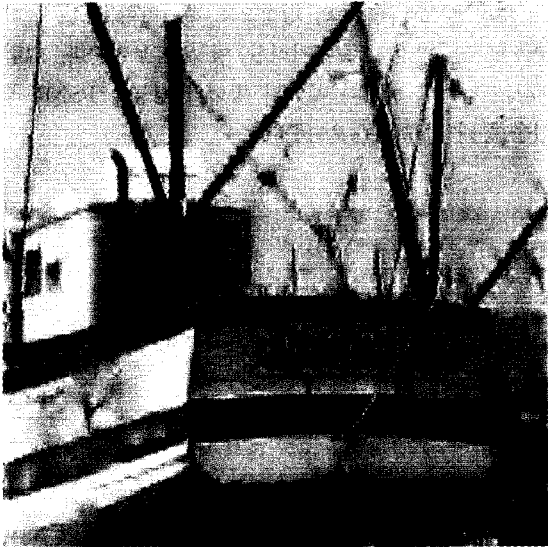


그림 6(c). 기존의 방법으로 후처리한 영상 (PSNR = 27.3564dB)
Fig. 6(c). Postprocessed image by using existing method (PSNR = 27.3564dB).

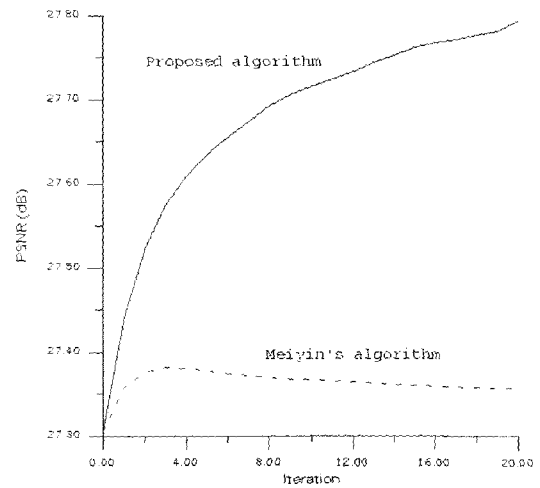


그림 6(e). 기존의 방법과 제안된 방법으로 후처리된 영상의 PSNR 곡선. 실선은 제안된 방법을 점선은 기존의 방법을 각각 나타낸다.
Fig. 6(e). The PSNR's of the existing and proposed postprocessed image. The upper curve indicates proposed method, and lower curve existing method.



그림 7(a). 256×256 lena 원영상
Fig. 7(a). Original 256×256 lena image.



그림 7(c). 기존의 방법으로 후처리한 영상 (PSNR = 27.6819dB)
Fig. 7(c). Postprocessed image by using existing method (PSNR = 27.6819dB).



그림 7(b). 압축된 영상 (PSNR = 27.6595dB)
Fig. 7(b). Compressed image (PSNR = 27.6595dB).



그림 7(d). 제안된 방법으로 후처리한 영상 (PSNR = 28.1072dB)
Fig. 7(d). Postprocessed image by using proposed method (PSNR = 28.1072dB).

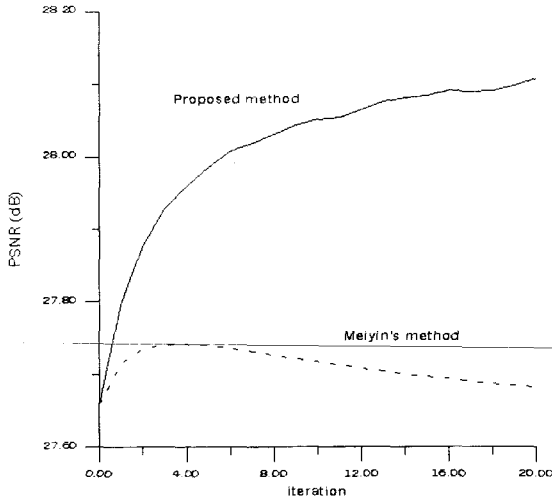


그림 7(e). 기존의 방법과 제안된 방법으로 후처리된 영상의 PSNR 곡선. 실선은 제안된 방법을 점선은 기존의 방법을 각각 나타낸다.

Fig. 7(e). The PSNR's of the existing and proposed postprocessed image. The upper curve indicates proposed method, and lower curve existing method.

그림 7(a), (b), (c) 및 (d)는 각각 lena 영상의 원영상, 압축된 영상, 기존의 방법으로 후처리한 영상, 그리고 제안된 방법으로 후처리한 영상을 보여준다. 그림 7(e)는 기존의 방법과 제안된 방법의 성능을 PSNR 곡선을 통해 비교하여 보여준다.

VI. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 부호화 방식으로 압축된 영상을 정칙화된 영상복원 방법으로 후처리하는 알고리즘을 제안하였다. 실험 결과를 통해 볼 때 제안된 알고리즘은 신호의 원래 성분을 효율적으로 복원할 수 있는 동시에, 부호화 열화 현상을 보다 많이 제거하고 보다 높은 PSNR 값을 얻을 수 있다.

제안된 알고리즘은 기존의 방법을 제약조건으로 사용하는 동시에, 웨이블릿 변환 계수들의 정보를 모든 매개변수에 활용함으로써 효율적이고 낮은 성능을 갖는다. 이 알고리즘은 JPEG2000 등, 향후 웨이블릿 기반 영상 압축 표준에 적용되어 고화질, 고압축률의 영상통신을 가능하게 할 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] Meiyin Shen, "Postprocessing for removing wavelet coding artifacts," ISO/IEC JTC1/SC29/WG1N935, June 1998.
- [2] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [3] 신정호, 정정훈, 백준기, "정칙화된 영상복원을 이용한 공간 적응적 영상보간," *전자공학회 논문지*, 제35권 S편, 제 11호, 1578-1584쪽, 1998년 11월
- [4] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [5] T. K. Kim and J. K. Paik, "Fast image restoration for reducing block artifacts based on adaptive constrained optimization," *J. Visual Comm., Image Representation*, vol. 9, no. 3, pp. 234-242, September 1998.
- [6] M. Vetterli and J. Kovačević, *Wavelets and Subband Coding*, Prentice-Hall, 1995.
- [7] J. M. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3445-3462, December 1993.
- [8] A. Said, W. Pearlman, "A New, Fast, and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 243-250, June 1996.
- [9] J. H. Jung, J. H. Shin, and J. K. Paik, "Spatio-temporally adaptive image sequence interpolation," *Proc. 1998 Int. Tech. Conf. Circuits, Systems, Computers, Communications*, vol. 1, pp. 43-46, July 1998.
- [10] Marc Antonini, Michel Barlaud, Pierre Mathieu, and Ingrid Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 1, No. 2, pp. 205-220, April 1992.

저 자 소 개



鄭正勳(正會員)

1997년 2월 중앙대학교 전자공학과 (공학사). 1999년 8월 중앙대학교 전자공학과(공학석사). 1999년 9월~현재 중앙대학교 전자공학과 박사과정.

주관심분야는 웨이블릿 영상 압축 및 영상 복원, 다채널 영상 복원 등



鄭是昌(正會員)

1999년 3월 중앙대학교 전자공학과 졸업. 1999년 3월~현재 중앙대학교 전자공학과 대학원 석사과정. 주 관 심 분 야 는 영상복원 및 영상강조



白俊基(正會員)

1984년 2월 서울대학교 제어계측공학과(공학사). 1987년 6월 North-western University 전기 및 컴퓨터 공학과(공학석사). 1990년 6월 North-western University 전기 및 컴퓨터

공학과(공학박사). 1990년 7월~1993년 1월 삼성전자 반도체연구소(선임연구원). 1993년 2월~1997년 1월 삼성전자 MICRO 사업부(기술고문). 1993년 3월~현재 중앙대학교 공과대학 전자전기공학부(부교수). 주관심분야는 신호 및 영상처리, VLSI 신호처리 알고리즘 등.