

블록화 현상 제거 알고리즘의 성능 비교 분석

소현주*, 장익훈**, 김남철*

*경북대학교 전자공학과, **경운대학교 전자공학과

A Comparative Performance Analysis of Blocking Artifact Reduction Algorithms

Hyun Joo So*, Ick Hoon Jang**, and Nam Chul Kim*

*Dept. of Electronic Eng., Kyungpook National University

**Dept. of Electronic Eng., Kyungwoon University

E-mail: nckim@ee.kyungpook.ac.kr

Abstract

In this paper, we present a comparative performance analysis of several blocking artifact reduction algorithms. For the performance analysis, we propose a block boundary region classification algorithm which classifies each horizontal and vertical block boundary into four regions using brightness change near the block boundary. The PSNR performance of each algorithm is compared. The MSE according to each block boundary region is also compared. Experimental results show that the wavelet transform based blocking artifact reduction algorithms have better performance over the other methods.

I. 서론

JPEG 과 같은 블록 기반 영상 부호화 기법에서는 영상을 일정한 크기의 블록으로 나눈 후 각 블록에서 독립적인 부호화를 수행한다. 이러한 블록 기반 영상 부호화에서는 압축률이 높아짐에 따라 복호화된 영상의 각 블록 경계 부분에서 밝기의 불연속적인 블록화 현상(blocking artifact)이 발생한다. 블록화 현상은 높은 압축률에서 더욱 두드러지게 나타나며 평탄 영역에서는 영상이 일정한 크기의 블록으로 구성된 것처럼 보이게 한다. 또한 블록화 현상은 압축으로 인하여 영상의 상세한 부분이 손실된 것보다 더욱 화질을 떨어뜨린다. 그러므로 이를 제거하기 위해 여러 가지 방법이 제안되었다.

기존의 블록화 현상을 제거하는 방법으로는 부호화 과정에서 각 블록을 겹쳐서 부호화하는 방법[1]과 복호화된 영상을 후처리하는 방법[2]-[5] 등이 있다. 전자의 대표적 방법은 LOT (lapped orthogonal transform)[1]를 이용하여 부호화하는 방법이다. 이 방법은 부호화하고자 하는 블록의 모든 화소와 인접한 블록의 블록 경계 부분의 화소를 함께 블록 변환하여 그 변환계수를 부호화한다. 이는 바드울을 증가시키지 않으면서도 블록화 현상이 줄어든 영상을 얻는다. 후처리 방법 중에서 최근에 많이 연구되는 것으로는 웨이브렛 변환을 이용하는 방법과 반복적 처리 방법이 있다. Kim 등[2]은 영상을 수평, 수직 방향의 분리적인 1차원 신호로 간주하고 이 신호로부터 블록화 현상을 조래하는 신호성분을 웨이브렛 영역의 블록 경계 위치 근처에서 그 특성을 이용하여 제거하는 방법을 제안하였다. 반복적 처리 방법은 블록 집합으로의 투영(projection onto convex set: POCS) 또는 제약 최소화(constrained minimization: CM)에 근거한 반복적 처리로써 블록화 현상이 제거된 영상을 얻고자 한다. Yang 등[3]은 양자화 간격에 관한 블록 집합과 수평, 수직 방향 블록 경계에서의 연속성에 관한 두 블록 집합을 정의한 다음 이들 집합으로의 투영을 반복적으로 수행하여 블록화 현상을 제거하고자 하였다. Paek 등[4]은 양자화 간격에 관한 블록

집합과 두개의 인접한 $M \times M$ 크기의 블록들로부터 얻어지는 수평, 수직 방향의 $1 \times M$ 또는 $M \times 1$ 크기의 1차원 신호와 $1 \times 2M$ 또는 $2M \times 1$ 크기의 1차원 신호의 DCT 변환 계수에 대한 블록 집합을 정의한 다음 이들 집합으로의 투영을 반복적으로 수행하여 블록화 현상이 제거된 영상을 얻고자 하였다. Jang 등[4]은 웨이브렛 변환을 이용한 반복적 처리 알고리즘을 제안하였다. 이 방법에서는 양자화에 관한 사전 지식을 제약 조건으로 하고 수평, 수직 방향 신호에 대한 1차원 웨이브렛 영역에서 블록화 현상이 이상적으로 제거된 신호와 복원된 신호 사이의 평균자승오차(mean square error: MSE)를 최소화시키는 CM 문제를 반복적 처리로써 해결하여 블록화 현상을 제거하였다.

[1]-[5]에서 제안된 블록화 현상 제거 알고리즘은 각각의 특징을 가지며 그 성능도 차이가 난다. 본 논문에서는 이들 5가지 알고리즘의 성능을 비교, 분석한다. 먼저, 각 알고리즘에 대한 PSNR 성능을 비교하였다. 그 다음에 처리하고자 하는 영상의 각 수평, 수직 방향의 블록 경계를 블록화 성분의 특성에 따라 4개의 영역으로 분류한 후, 각 영역에서의 성능을 비교한다. 이때 각 블록 경계 영역은 블록의 경계 두 화소의 밝기 값이 차이가 없는 영역과 있는 영역으로 분류한다. 밝기 값의 차이가 있는 영역은 다시 블록 내부 화소의 밝기 값 변화량과 블록 경계에서의 변화량을 비교하여 블록 경계에서 에지가 존재하는 영역, 블록 내부에서 에지가 존재하는 영역, 그리고 평탄 영역으로 분류한다. 이렇게 각 블록 경계의 영역을 분류한 다음 각 영역별 양자화 잡음 및 블록화 성분의 크기와 5가지 블록화 현상 제거 알고리즘의 성능을 다각도로 비교, 분석하였다. 실험결과, 단순히 블록화 성분을 블록 경계에서의 차이로만 보거나 고주파 성분으로만 보는 알고리즘보다는 블록 경계 주변의 전체적 밝기 변화 특성과 블록화 성분의 특성에 따라 처리하는 알고리즘이 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

II. 웨이브렛 변환을 이용한 반복적 블록화 현상 제거 알고리즘

본 장에서는 Jang 등[5]이 제안한 웨이브렛 변환을 이용한 반복적 블록화 현상 제거 알고리즘을 영상의 크기가 $N \times N$ 이고, 블록의 크기가 $M \times M$ 인 경우에 대하여 간략히 살펴보기로 한다. 편의상 원 영상의 m 번째 수평 또는 수직 신호를 $f_m(n)$, 부호화 영상의 신호를 $y_m(n)$, 양자화 잡음을 $q_m(n)$ 이라고 하면 $y_m(n)$ 은 $f_m(n)$ 과 $q_m(n)$ 의 합으로 표현할 수 있다. 양자화 잡음 $q_m(n)$ 의 분산과 이 신호에 대하여 Mallat 등[6]이 제안한 1차원 웨이브렛 변환을 수행한 신호의 분산의 분포를 살펴보면 공간 영역에서는 분산의 분포가 대체로 평탄하나 첫 번째 스케일

웨이브렛 영역에서는 그 분포가 블록 경계 위치에서 유달리 크게 나타난다 [5]. 이와 같이 첫 번째 스케일 웨이브렛 영역의 블록 경계 위치에서 분산이 크게 나타나도록 하는 양자화 잡음의 성분을 “블록화 성분” $b_m(n)$ 이라하고 나머지 양자화 잡음의 성분을 $r_m(n)$ 이라하면 부호화 신호 $y_m(n)$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다 [2].

$$\begin{aligned} y_m(n) &= f_m(n) + q_m(n) \\ &= x_m(n) + b_m(n) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $x_m(n) = f_m(n) + r_m(n)$ 이다. (1)식에서 $b_m(n)$ 은 각 블록의 독립적인 부호화로 인하여 $b_m(n)$ 과 $x_m(n)$ 은 웨이브렛 영역에서 서로 독립적인 것이 된다. 이때 $b_m(n)$ 을 제거하여 블록화 현상이 제거된 영상을 얻고자 한다. (1)식의 $y_m(n)$ 에 대하여 웨이브렛 변환을 2 번째 스케일까지 수행하면 다음과 같이 표현된다.

$$W^1 y_m = W^1 x_m + W^1 b_m \quad (2)$$

$$W^2 y_m = W^2 x_m + W^2 b_m \quad (3)$$

$$S^2 y_m = S^2 x_m + S^2 b_m \quad (4)$$

여기서 W^j 와 S^j 는 j 번째 스케일 웨이브렛 변환 연산자와 근사화 연산자를 나타내고, y_m, x_m, b_m 은 다음과 같은 벡터 표현이다.

$$a_m = [a_m(0), a_m(1), \dots, a_m(N-1)]^T, a \in \{y, x, b\} \quad (5)$$

이들 신호로부터 블록화 성분을 제거하는 것은 웨이브렛 영역에서의 복원 문제로 생각할 수 있다. 즉, 다음과 같이 표시되는 최소화 문제가 된다.

$$\text{Minimize } E[\|W^j x_m - W^j \hat{x}_m\|^2], j=1, 2 \quad (6)$$

여기서 $W^j \hat{x}_m$ 는 j 번째 스케일에서 m 번째 수평 또는 수직 신호의 복원 신호를 나타낸다.

한편, 후처리에서 양자화 간격을 사전지식으로 알고 있으면 이는 제약조건으로 사용될 수 있고, 이 제약조건은 복원된 영상의 각 데이터가 양자화 간격 내에 머물 수 있도록 한다. 그러므로 (6)식의 최소화 문제는 이러한 양자화 제약조건 하에서는 제약 최소화 문제가 된다. [5]에서는 이 문제를 다음과 같은 반복적인 알고리즘으로 해결하였다.

$$\hat{x}_m^{(0)} = y_m \quad (7)$$

$$\tilde{x}_m^{(i)} = L_W^{(i)} \hat{x}_m^{(i)} \quad (8)$$

$$\hat{x}_m^{(i+1)} = P_Q \tilde{x}_m^{(i)} \quad (9)$$

(8)식의 $\tilde{x}_m^{(i)} = L_W^{(i)} \hat{x}_m^{(i)}$ 은 최소 평균자승오차(minimum mean square error: MMSE) 필터로서 다음과 같다.

$$L_W^{(i)} \hat{x}_m^{(i)} = (W^j)^{-1} A_m^{j(i)} W^j \hat{x}_m^{(i)} \quad (10)$$

여기서 $(W^j)^{-1}$ 은 역 웨이브렛 변환을 나타내고, $A_m^{j(i)}$ 은 다음과 같이 i 번째 반복에서의 필터 계수들로 구성되는 행렬이다.

$$A_m^{j(i)} = \text{Diag} \{ \alpha_m^{j(i)}(n), n=0, 1, \dots, N-1 \} \quad (11)$$

필터 계수 $\alpha_m^{j(i)}(n)$ 은 몇 가지 가정하에서 다음과 같이 표현된다.

$$\alpha_m^{j(i)}(n) = \begin{cases} \frac{\text{var}[W^j x_m(n)]}{\text{var}[W^j x_m(n)] + \text{var}[W^j b_m(n)]}, & \text{if } n \text{ is near each block boundary} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$\text{var}[W^j x_m(n)]$ 과 $\text{var}[W^j b_m(n)]$ 은 복호화 신호와 각 반복과정에서

복원된 신호로부터 추정될 수 있다. [5]에서는 각 블록 경계 근처의 국부적인 분산을 이용하여 추정하였다.

III. 성능 비교를 위한 영역 분류

블록화 현상 제거 알고리즘들의 성능을 비교하기 위하여 각 블록 경계를 영상의 밝기 값의 변화에 따른 영역으로 분류한다. 먼저, 블록 경계에서 밝기 값의 변화가 없는 경우에는 블록화 성분이 없으므로 밝기 값의 변화가 없는 영역과 있는 영역으로 분류한다. 밝기 값의 변화가 있는 영역은 블록 경계와 블록 내부에서 에지 존재 유무에 따라 그 변화의 정도가 달라진다. 그러므로 블록 경계와 블록 내부의 밝기 값의 변화 정도에 따라 영역을 다시 분류한다.

m 번째 수평 또는 수직 신호의 k 번째 블록 경계 근처에서 밝기 값의 변화를 $t_{m,k}(n)$ 이라고 하면 $t_{m,k}(n)$ 은 다음과 같다.

$$t_{m,k}(n) = y_m(kM - M/2 + n - 1) - y_m(kM - M/2 + n), n=0, \dots, M \quad (13)$$

블록 경계에서 밝기 값의 변화가 없는 경우에는 $t_{m,k}(M/2) = 0$, 즉, $y_m(kM-1) = y_m(kM)$ 이므로 이를 EQ(equal) 영역이라 하고 나머지 영역들을 NEQ(unequal) 영역이라고 하자. NEQ 영역의 분류를 위하여 다음과 같은 $d_{m,k}$ 의 분포를 조사한다.

$$d_{m,k} = \max_{\substack{n \in [0, M] \\ n \neq M/2}} [|t_{m,k}(n)|] - |t_{m,k}(M/2)| \quad (14)$$

그림 1은 Goldhill 영상으로부터 구한 NEQ 영역에서 $d_{m,k}$ 의 빈도수이다. 또한 다른 영상의 다른 압축률에서도 그림 1과 유사한 결과를 보인다는 것을 알 수 있었다. 그림 1에서 $d_{m,k}$ 가 큰 음의 값을 가질수록 블록 경계에서 밝기 값의 변화가 크고, 큰 양의 값을 가질수록 블록 내부에서 밝기 값의 변화가 크다는 것을 의미한다. 원 영상에서는 대체로 $d_{m,k}$ 가 0보다 약간 큰 값에서 많이 분포하나, 부호화된 영상에서는 블록화 현상으로 인해 0보다 작은 값에서 많다. 따라서, 압축률이 증가할수록 최대 빈도수를 갖는 $d_{m,k}$ 의 이동 정도는 더 커진다. 이러한 $d_{m,k}$ 의 빈도수 분포를 이용하여 NEQ 영역을 다음과 같이 다시 분류한다. 편의상 빈도수가 가장 큰 $d_{m,k}$ 의 값을 MAXD라고 하자. 그림 1에서 보면 MAXD보다 작은 $d_{m,k}$ 에서의 빈도수는 급격히 감소한다. 이때 $d_{m,k}$ 가 MAXD보다 작은 블록 경계를 AE(artifact and edge) 영역으로 분류한다. 그리고 블록 경계에서 $d_{m,k}$ 가 0에 가까운 경우는 블록화 성분과 블록 경계와 내부에서의 전반적인 변화 성분의 구분이 어려우므로, $d_{m,k}$ 가 1보다 큰 블록 경계를 EE(edge) 영역으로 분류하고, 그 외의 블록 경계를 BA(blocking artifact)영역으로 분류한다.

그림 2는 40:1의 압축률(compression ratio: CR)로 JPEG 부호화한 Goldhill 영상에 대하여 각 영역에 따른 $t_{m,k}(n)$ 의 자승평균의 분포를 나타낸다. 이때 $t_{m,k}(n)$ 의 자승평균의 값이 크면 그 위치에서 밝기의 변화가 크다는 것을 의미한다. 그림 2에서 보면 밝기 변화의 분포는 각 영역별로 그 크기와 모양이 다르게 나타나고, 양자화 과정에서 주로 고주파 성분이 감소되어 부호화된 영상에서의 밝기의 변화가 원 영상보다 적다는 것을 알 수 있다. 그리고 원 영상과 부호화된 영상 사이의 밝기 변화량 차이가 블록의 다른 부분보다 블록 경계에서 클 때, 이것을 블록화 성분으로 본다. 그리고, 그림 3은 40:1의 압축률로 JPEG 부호화한 Goldhill 영상에 대하여 영상 전체에 대한 MSE의 분포와 NEQ 영역에서의 MSE 분포, 그리고 각 영역에 따른 MSE의 분포를 보여준다.

EQ 영역은 블록 경계에서 밝기 값의 변화가 없으므로 인접한 블록에 걸쳐 평탄한 영역이다. 그러므로 그림 2(a)에서 보는 바와 같이 원 영상과 부호화된 영상 모두 $t_{m,k}(n)$ 의 자승평균의 크기가 거의 균일하면서 0에 가까운 값을 가진다. 그리

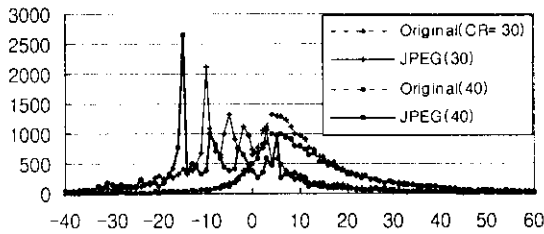


그림 1. Goldhill 영상에서 NEQ 영역의 $d_{m,k}$ 분포도

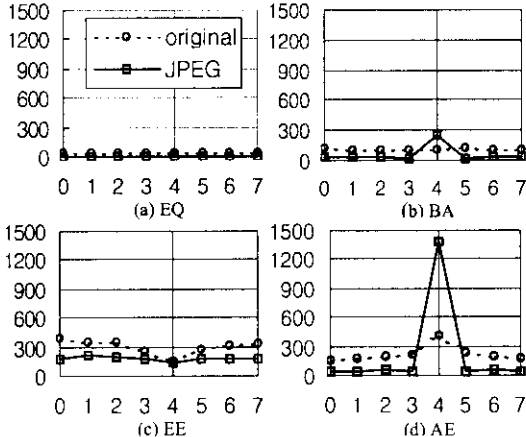


그림 2. Goldhill 영상에서 각 클래스의 특성(CR=40) (가로축은 n , 세로축은 $t_{m,k}(n)$ 의 자승 평균)

고 원 영상에서 고주파 성분이 거의 없으므로 양자화에 의해 고주파 성분이 사라져더라도 이에 따른 양자화 잡음은 그림 3에서 나타난 것처럼 극히 작으며 균일한 분포를 갖는다.

BA는 약간의 변화가 있는 영역이나 평탄한 영역에 블록화 성분이 존재하는 영역이다. 그림 2(b)에서 보면 원 영상은 고주파 성분이 그리 많지 않으므로 $t_{m,k}(n)$ 의 자승 평균의 크기가 작으며 균일하나, 부호화된 영상은 블록화 성분으로 인해 블록 경계 위치에서 그 크기가 다소 증가한다. 그림 3에서 양자화 잡음은 EQ 영역과 나머지 영역 사이의 크기를 갖고, 블록 경계에서는 블록 내부보다 약간 크게 나타난다.

EE 영역은 $|f_{m,k}(M/2)|$ 가 나머지 $|f_{m,k}(n)|$ 에 비해 작은 영역으로서 $d_{m,k}$ 가 아주 큰 경우는 블록 내부에서 큰 변화가 있고 $d_{m,k}$ 가 그리 크지 않은 경우는 인접한 블록에 걸쳐 부드럽게 변화가 있어서 블록화 성분과 원 신호의 성분이 잘 구분되지 않는다. 그림 2(c)에서 보면 블록 내부의 밝기 변화가 많이 존재하는 원 영상이 부호화를 통해 고주파 성분의 소실로 밝기의 변화가 크게 줄어들게 됨을 알 수 있다. 블록 경계에서 불연속을 나타낼 수 있는 밝기의 변화는 없다. 이러한 영향으로 그림 3에서는 원 영상에 대해 양자화 잡음이 거의 균일하게 많이 부가되어 있음을 알 수 있다.

AE 영역은 $|f_{m,k}(M/2)|$ 가 나머지 $|f_{m,k}(n)|$ 에 비해 큰 영역으로서 원 영상이 블록 경계에서 큰 변화를 갖는다. 이 영역은 블록 경계 부분에서의 실제 밝기 변화와 블록화 성분으로 인한 밝기 변화가 동시에 존재하므로, 원 신호를 잘 보존하면서 블록화 성분을 제거해야 한다. 그림 2(d)를 보면 원 영상에서 자기 블록 경계에 존재하는 AE 영역은 부호화된 영상에서 블록화 성분이 부가되어 더욱 커짐을 알 수 있다. 또한 블록 내부의 밝기 변화가 부호화된 영상에서는 원 영상보다 작아진다. 그래서 그림 3에서 AE 영역의 양자화 잡음은 크고, 특히 블록 경계 부분에서는 더욱 크다.

그리고 원 영상의 실제 예지에 해당하는 부분은 거의 AE

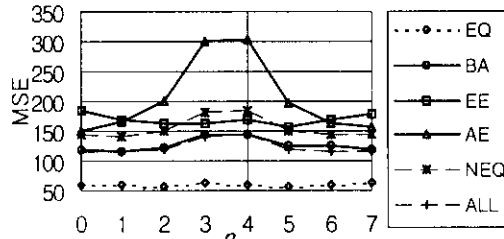


그림 3. 40:1로 JPEG 부호화한 Goldhill 영상에서 MSE (ALL은 영상 전체에 대한 결과, $n=3$ 과 $n=4$ 가 블록의 경계 화소)

와 EE로 분류된다.

IV. 실험 결과 및 고찰

[1]-[5]에서 제안한 블록화 현상 제거 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 256가지의 밝기 값을 갖는 512×512 크기의 영상을 JPEG으로 부호화한 영상에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 이때 각 알고리즘의 성능 평가 척도로는 영상 전체에 대한 PSNR과 영역별 MSE를 사용하였다.

먼저, 각 시험 영상을 30:1과 40:1의 압축률로 JPEG 부호화한 영상에 대하여 PSNR을 조사하면 표 1과 같다. 이때 반복적으로 수행하는 알고리즘은 거의 대부분이 20번 이내의 반복과정에서 수렴하므로 20번 반복 수행하여 얻은 결과를 나타내었다. 표 1에서 열거된 영상들은 아래쪽으로 갈수록 원하는 압축률을 얻기 위해 스텝 사이즈가 큰 양자화 매트릭스를 이용해야 한다. 표 1에서 보면 LOT는 JPEG보다 우수한 성능을 보이나 후처리 알고리즘에 비해서는 다소 그 성능이 떨어진다. Kim의 방법은 대부분의 영상에서 우수한 성능을 보인다. Yang의 방법은 구조가 간단하고 수렴은 빠르나 후처리 알고리즘 중에서 가장 떨어지는 성능을 보인다. Paek의 방법은 수렴도 빠르고 Lena 영상에서는 가장 우수한 성능을 보이는 반면 처리하는 영상에 따라 다소 기록이 심한 성능을 보인다. 대체로 표 1에서 위쪽에서는 성능이 좋으나, 아래 쪽으로 갈수록 성능이 떨어진다. 그리고, Jang의 방법은 대부분의 영상에서 가장 우수한 성능을 보인다.

다음으로, 40:1의 압축률로 JPEG 부호화한 Goldhill 영상의 수평 신호에 대하여 본 논문에서 제안한 영역 분류를 이용하여 각 블록 경계 영역을 분류한 다음 각 영역별 MSE의 분포를 조사하면 표 2와 같다. 각 영역에 해당되는 블록 경계를 중심으로 하는 8개 화소들에 대한 양자화 잡음의 MSE이다. 각 영역에서 Kim의 방법과 Jang의 방법이 우수하다. EQ 영역에서 LOT는 JPEG보다도 떨어진다.

그림 4는 각 영역에서 화소별 MSE를 나타낸다. LOT는 블록 경계에서는 양자화 잡음이 적으나 블록의 중앙으로 갈수록 양자화 잡음이 증가한다. EE 영역은 JPEG 부호화 영상에서 블록화 현상이 두드러지는 않지만 후처리를 통해 블록 경계에서의 양자화 잡음이 많이 제거된다. Kim의 방법과 Jang의 방법은 유사한 성능을 나타낸다. Kim의 방법은 EQ 영역의 모든 화소에서 우수하다. BA와 AE 영역에서는 Jang의 방법이 블록 경계 화소에서는 더 우수하지만, 블록의 중앙 화소에서는 Kim의 방법이 더 우수하다. Yang의 방법은 EQ 영역에서는 양자화 잡음의 감소량이 각 화소에서 동일하고, 나머지 영역들에서는 블록 경계의 두 화소를 제외한 나머지 화소에서 감소량이 같다. Paek의 방법은 EQ 영역에서 양자화 잡음의 감소가 다른 후처리 알고리즘들은 동일하게 감소하는 데 비해 각 화소마다 불규칙적으로 이루어지며, 일부 화소에서는 원 영상과의 오차가 JPEG보다도 증가한다.

그림 5는 각 알고리즘에서 각 영역의 $t_{m,k}(n)$ 에 대한 자승

평균을 보인다. 그림 5의 각 알고리즘에서 n 에 따른 밝기 변화 정도가 그림 2에서 나타난 원 영상에서의 밝기 변화와 유사하면 불연속성이 두드러져 보이지 않게 된다. 그림 2에서 보이는 대로 모든 n 에서 밝기의 변화 정도가 비슷한 EQ와 BA 영역에서 LOT는 밝기의 변화 정도가 달라진다. Kim의 방법과 Jang의 방법은 평탄한 영역인 BA에서 블록화 성분을 효과적으로 제거한다. BA와 AE 영역에서 Kim의 방법보다는 Jang의 방법이 원 영상에서의 밝기 변화 정도에 더 가깝다. Paek의 방법은 EQ영역에서 블록 경계에 밝기의 변화를 만들며, BA영역에서는 블록화 성분이 조금 남아 있다.

V. 결론

분석 결과를 살펴보면 Kim과 Jang이 제안한 웨이블릿 변환[6]을 사용하는 알고리즘들의 성능이 우수하다. 이들 알고리즘에서 사용된 웨이블릿 영역은 인접 화소간의 밝기 차이를 나타낸다. 따라서, 단순히 블록화 현상을 제거해야 할 고주파 성분으로써 보는 것보다는 인접한 화소들에서 밝기 차이의 불연속 성분으로 보고 주변의 밝기 변화 정도를 이용하여 제거하는 것이 효과적이다. 블록 경계에서의 블록화 성분이 주변 화소들에게 주는 영향을 고려하면, 나머지 양자화 성분들도 상당히 제거되어 더욱 효과적이다.

참고문헌

[1] H. S. Malvar, "The LOT: Transform coding without blocking effects," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 37, no. 4, Apr. 1989.
 [2] N. C. Kim, I. H. Jang, D. H. Kim, and W. H. Hong, "Reduction of blocking artifact in block-coded images using wavelet transform," *IEEE Trans. CSVT*, vol. 8, no. 3, June 1998.
 [3] Y. Yang, N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, "Regularized reconstruction to reduce blocking artifacts of block discrete cosine transform compressed image," *IEEE Trans. CSVT*, vol. 3, no. 6, pp. 421-432, Dec. 1993.

[4] H. Paek, R. C. Kim, S. U. Lee, "On the POCS-based postprocessing technique to reduce the blocking artifacts in transform coded images," *IEEE Trans. CSVT*, vol. 8, no. 3, pp. 358-367, June 1998.
 [5] I. H. Jang, H. J. So, and N. C. Kim, "An iterative blocking artifact reduction using wavelet transform," in *Proc. SPIE, VCIP'99*, Jan. 1999, to appear.
 [6] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 14, no. 7, pp. 710-732, July 1992.

표 1. 압축률과 알고리즘에 따른 각 영상의 PSNR [dB]

	CR	JPEG	LOT	Kim	Yang	Paek	Jang
Cablecar	30	34.317	35.199	35.395	35.134	35.318	35.239
	40	31.397	32.542	32.782	32.380	32.556	32.659
Lena	30	31.208	31.809	31.925	31.861	32.086	31.959
	40	28.971	29.765	30.004	29.785	30.010	30.037
Boat	30	29.926	30.345	30.554	30.507	30.546	30.711
	40	27.765	28.287	28.659	28.469	28.520	28.760
Goldhill	30	28.737	29.175	29.293	29.222	29.191	29.304
	40	27.230	27.720	28.014	27.840	27.832	28.009
Bank	30	27.070	27.152	27.521	27.425	27.451	27.574
	40	25.041	25.362	25.728	25.542	25.610	25.883
Bird	30	26.849	27.588	27.570	27.515	27.549	27.619
	40	24.988	25.660	25.945	25.772	25.819	25.980
Crowd	30	26.683	27.431	27.563	27.488	27.489	27.648
	40	24.612	25.411	25.703	25.521	25.514	25.796
Bridg	30	23.641	23.968	24.128	24.103	23.999	24.101
	40	22.511	22.802	23.136	23.029	22.962	23.131

표 2. Goldhill 영상에서 수평 방향 클래스의 MSE(CR=40)

	JPEG	LOT	Kim	Yang	Paek	Jang
EQ	59.72	61.39	54.54	56.19	58.36	55.04
BA	126.17	112.03	104.25	110.65	109.18	104.90
EE	169.19	159.52	151.82	154.75	155.96	152.08
AE	204.34	152.14	146.88	153.55	151.52	144.47

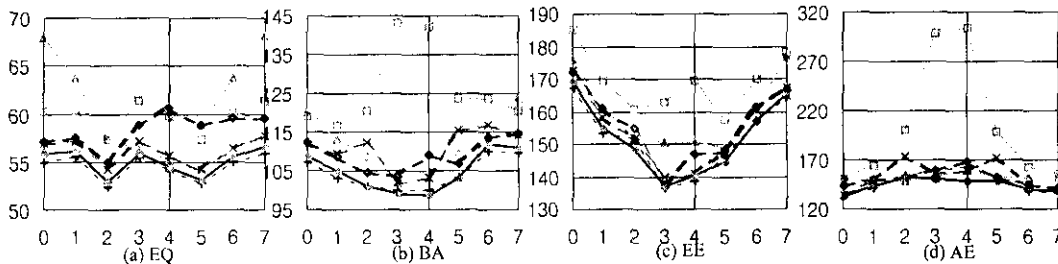


그림 4. Goldhill 영상에서 각 알고리즘의 성능(CR=40, 가로축은 n , 세로축은 MSE)

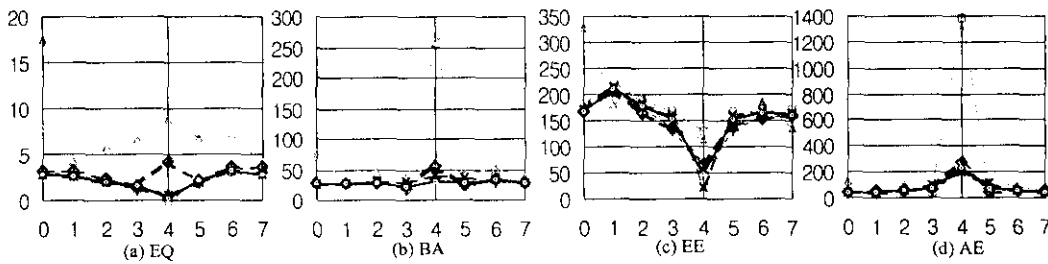


그림 5. Goldhill 영상에서 각 알고리즘의 성능(CR=40, 가로축은 n , 세로축은 밝기 변화의 자승 평균)