論文2002-39SP-4-5

블록 분류와 MLP를 이용한 블록 부호화 영상에서의 적응적 블록화 현상 제거

(Adaptive Blocking Artifacts Reduction in Block-Coded Images Using Block Classification and MLP)

權奇九,* 金秉柱,* 李錫煥,* 李鍾源,* 權成根,* 李健一*

(Kee-Koo Kwon, Byung-Ju Kim, Suk-Hwan Lee, Jong-Won Lee, Seong-Geun Kwon, and Kuhn-Il Lee)

요 약

본 논문에서는 블록 기반으로 부호화된 영상에 대하여 블록 분류 (block classification)와 다층 퍼셉트론 (multi-layer perceptron, MLP) 모델을 이용한 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록을 DCT 계수의 분포 특성에 따라 네 개의 클래스로 분류한 다음, 인접한 두 블록의 클래스 정보에 따라 수평 및 수직 블록 경계 영역에 대하여 적응적으로 신경망 필터를 적용한다. 즉, 평탄한 영역, 수평 방향 에지 영역, 수직 방향 에지 영역, 및 복잡한 영역에 대하여 각각 서로 다른 신경망 필터를 수평 및 수직 방향으로 적용하여 블록화 현상을 제거한다. 모의 실험 결과를 통하여 제안한 방법이 객관적 화질 및 주관적 화질 측면에서 기존의 방법보다 그 성능이 우수함을 확인하였다.

Abstract

In this paper, a novel algorithm is proposed to reduce the blocking artifacts of block-based coded images by using block classification and MLP. In the proposed algorithm, we classify the block into four classes based on a characteristic of DCT coefficients. And then, according to the class information of neighborhood block, adaptive neural network filter is performed in horizontal and vertical block boundary. That is, for smooth region, horizontal edge region, vertical edge region, and complex region, we use a different two-layer neural network filter to remove blocking artifacts. Experimental results show that the proposed algorithm gives better results than the conventional algorithms both subjectively and objectively.

Key Words : Blocking artifacts(블록화 현상), block classification(블록 분류), multi-layer perceptron(다층 퍼셉트론), error back-propagation learning algorithm(오류 역전파 학습 알고리듬)

I. 서 론

JPEG, H.263, 및 MPEG 등과 같은 블록 기반 DCT 부호화에서는 영상을 8×8 화소 크기의 블록으로 분할한 후, 각 블록의 DCT 계수들을 독립적으로 양자화함으로써 화질의 열화가 발생될 수 있고, 특히 저비트율로 부호화된 영상에서는 블록 경계 영역에 심각한 화질 열화인 블록화 현상 (blocking artifacts)이 발생한다.[1] 블록화 현상은 격자 잡음 (grid noise) 및 계단형 잡음 (staircase noise) 등으로 나타난다. 격자 잡음은 평탄한 영역내의 블록간에 미소한 밝기 차이에 의하여

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣컴퓨터學部
(School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University)

接受日字:2001年12月10日, 수정완료일:2002年4月2日

나타나고, 계단형 잡음은 서로 다른 블록에 속한 연속된 에지들이 블록 경계에서 불연속하게 나타난다. 최근, 이와 같은 블록화 현상을 효율적으로 제거하기 위한 많은 방법들이 연구되고 있다.[1~13]

블록화 현상을 제거하기 위한 방법으로는 공간 영역에서의 필터링 방법,[1~9] 주파수 영역에서 DCT 계수를 조정하는 방법,[10,11] 웨이브릿 변환을 이용하는 방법,[12] 및 projection onto convex sets (POCS) 방법[13] 등이 있다. 이 중, 공간 영역에서의 필터링 방법은 알고리듬이 간단하여 하드웨어 구현이 용이하며 우수한 주관적 화질을 나타내기 때문에 많이 연구되고 있다.

공간 영역에서의 필터링 방법 중 1986년 Ramamurthi 등[1]이 제안한 방법에서는 영상의 각 블록을 평탄 블록과 에지 블록으로 분류한 후, 평탄 블록에는 2-D 저역 통과 필터를 적용하고, 에지 블록에는 에지의 방향에 따라 1-D 저역 통과 필터를 적용하였다. 그러나 이 방법에서 에지 블록과 평탄 블록을 분류하는 방법이 정확하지 못하여 에지 블록이 평탄 블록으로 잘못 분류되는 경우 에지가 몽롱해진다.

1996년 Kim 등[2]은 Sobel 연산자를 이용한 전역 에지맵 (global edge map), 각 8×8 블록 내의 화소간 경사도의 절대값에 대한 평균과 분산을 이용한 국부 (local) 에지맵, 및 윤곽선 (contour) 에지맵을 구한 후, 각 에지 맵에 따라 1-D 또는 2-D 필터링을 적용하여 블록화 현상을 제거하였다. 이 방법은 Ramamurthi 등[1]이 제안한 방법보다 화질면에서는 우수하나 계단형 잡음을 효율적으로 제거하지 못한다.

1999년 Kim 등[3]은 블록 경계 영역에서의 화소 값들의 차를 이용하여 평탄한 영역과 복잡한 영역을 각각 평면 격차 모드와 기본 모드로 구분하고, 평면 격차 모드에서는 1-D 저역 통과 필터를 블록 경계영역에 적용하고, 기본 모드에서는 블록 경계의 주파수에 따라 평탄화 강도를 제어하여 필터링을 수행시켰다. 이 방법에서는 영상의 세밀한 부분에서는 필터링을 취하지 않기 때문에 영상의 세밀함은 보존될 수 있으나, 에지 영역에서 나타나는 블록화 현상은 제거되지 않는다.

또한 2000년 Qui[8]는 순방향 신경망을 이용한 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 이 방법에서는 영상에서의 특징점을 검출한 후 순방향 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하였으나, 모든 블록 경계에 대하여 동일하게 신경망 필터를 적용하기 때문에 에지가 몽롱해진다.

2001년 Lee 등[6]은 블록 분류와 적응적 필터링을 이용하여 블록 기반 부호화에서의 양자화 잡음을 제거하는 후처리 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 먼저 각 블록을 8×8 DCT 계수 분포에 따라 7개의 클래스로 분류한 후, 인접한 두 클래스 정보에 따라 적응적인 블록 간 필터링을 수행하였고, 에지 블록으로 분류된 블록에 대하여 에지맵을 이용한 블록 내 필터링을 수행하였다. 이 방법에서는 저역 통과 필터를 사용하기 때문에 영상이 전체적으로 몽롱화 되는 문제점이 있다.

2001년 Kwon 등[7]은 블록을 크게 평탄한 영역과 에지 영역으로 분류한 후, 평탄한 영역에 대하여서만 신경망 필터를 적용하고 복잡한 블록에 대하여서는 선형 내삽 기법을 이용하여 블록화 현상을 제거하였다. 따라서 복잡한 영역 중 수평 혹은 수직 에지가 존재하는 경우에 대하여서는 고려하지 않았기 때문에 그러한 에지 성분이 많은 영상일 경우에는 그 성능이 나빠질 수 있는 문제점이 있다.

따라서 영상 특성에 따른 정확한 블록 분류와 블록 내의 특성을 보존하면서 블록화 현상을 제거할 수 있는 필터링 방법이 필요하다.

본 논문에서는 블록 분류와 MLP를 이용한 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록을 DCT 계수의 분포 특성에 따라 네 개의 클래스, 즉 평탄한 블록 (smooth block), 수평 에지 블록 (horizontal edge block), 수직 에지 블록 (vertical edge block), 및 복잡한 블록 (complex block)으로 분류한 후, 인접한 두 블록의 클래스 정보에 따라 수평 및 수직 방향에 대하여 서로 다른 신경망 필터를 적용하여 적응적으로 블록화 현상을 제거하였다.

인간의 시각 특성은 평탄한 블록에서의 블록화 현상에 더욱 민감하므로, 제안한 방법에서는 평탄한 블록 간에는 5-tap의 신경망 필터를 적용하여 강한 필터링을 수행하였고, 수평 및 수직 방향의 블록일 경우에는 에지 정보를 보존하기 위하여 3-tap, 그리고 복잡한 블록일 경우에는 블록 경계의 화소 값만을 조정하기 위한 1-tap의 신경망 필터를 적용하였다.

본 논문에서는 수평 방향으로 인접한 블록과 수직 방향으로 인접한 블록의 블록화 현상을제거하기 위하여 서로 다른 신경망 필터를 설계하였다. 즉, 수평 방향으로 인접한 블록들 간의 블록화 현상을 먼저 제거한 후 수직 방향으로 인접한 블록들 간의 블록화 현상을 제거하였다. 제안한 신경망 필터는 MLP 모델을 이용하

였고, 오류 역전파 학습 알고리듬 (error back-propagation learning algorithm, BP)을 이용하여 신경망 필터를 학습하였다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 JPEG을 기반으로 부호화된 영상에 대하여 모의 실험을 수행하였다. 모의 실험 결과를 통하여 제안한 방법이 객관적 화질 및 주관적 화질 측면에서 기존의 방법보다 그 성능이 우수함을 확인하였다.

Ⅱ. 제안한 블록화 현상 제거 알고리듬

본 논문에서는 블록 분류와 MLP를 이용한 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록을 DCT 계수의 분포 특성에 따라 네 개의 클래스, 즉 평탄한 블록, 수평 방향 에지 블록, 수직 방향 에지 블록, 및 복잡한 블록으로 분류한 후, 인접한 두 블록의 클래스 정보에 따라 수평 및 수직 방향에 대하여 서로 다른 신경망 필터를 적용하여 적응적으로 블록화 현상을 제거하였다.

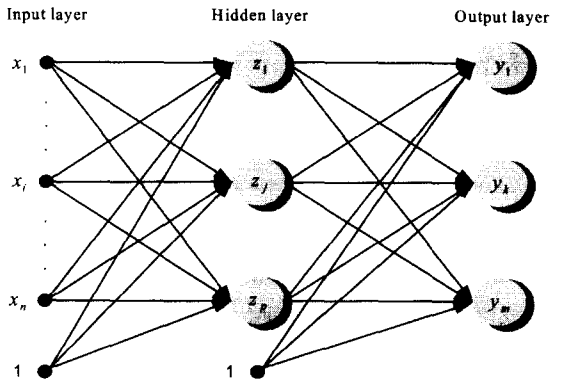


그림 1. 다층 퍼셉트론의 구조
Fig. 1. Structure of multilayer perceptron.

인간의 시각 특성은 평탄한 블록에서의 블록화 현상에 더욱 민감하므로, 제안한 방법에서는 평탄한 블록간에는 강한 필터링을 수행하였고, 수평, 수직, 및 복잡한 블록일 경우에는 에지 정보를 보존하기 위하여 각각 다른 탭 수를 가지는 필터링을 수행하였다.

1. MLP의 구조

본 논문에서 사용한 MLP 신경망의 구조는 그림 1에서와 같다. 이러한 신경망을 학습하기 위하여 본 논문에서는 BP 알고리듬[14]을 이용하였다. BP 알고리듬은 주어진 입력에 대하여 목표값을 제시하는 지도학습 (supervised learning)으로, 학습시켜야 할 모든 벡터에 대해서 각각에 대한 기대되는 출력 (target output)과 실제로 신경망이 산출해 낸 실제 출력 (actual output)과의 차이를 학습하기 위하여 연결 가중치 (connection weight)를 조절하는 알고리듬이다. 즉, 입력층의 각 노드에 입력 벡터들이 입력되면, 이 신호는 각 노드에서 변환되어 은닉층 (hidden layer)에 전달되고 최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 연결 강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결 강도를 조정해 나간다.

2. 블록 분류

각 블록을 8×8 블록에 대한 DCT 계수 C_{uv}의 크기 분포에 따라 그림 2에서와 같이 네 개의 클래스로 분류한다. 여기서 u 및 v는 각각 주파수 영역의 수평 및 수직 좌표축을 나타낸다. 먼저 각 8×8 블록에 대한 C_{uv}의 평균값 $m_{C_{uv}}$을 구한 다음

$$\hat{C}_{uv} = Round\left(\frac{|C_{uv}|}{m_{C_{uv}}}\right) \tag{1}$$

를 구한다. 여기서 $Round()$는 정수 치환 연산자를 나타낸다. 정규화된 $\hat{C}_{uv}$ 값을 이용하여 그림 2에서와 같이 각 블록을 아래의 네 개의 클래스로 분류한다.

1) Class 0 (smooth block): $\hat{C}_{00}$, $\hat{C}_{01}$, $\hat{C}_{10}$, $\hat{C}_{11}$ 중 적어도 하나 이상이 0보다 크고, 이 계수들을 제외한 모든 $\hat{C}_{uv}=0$ 인 블록들

2) Class 1 (horizontal edge block): i) $u>1$, $v>1$에서 $\hat{C}_{uv}\neq 0$이고, ii) $\hat{C}_{20}$ ~ $\hat{C}_{70}$중 하나 이상이 0보다

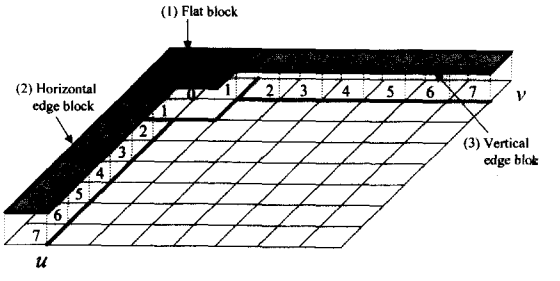


그림 2. 8×8 DCT 계수 C_{uv} 분포를 이용한 블록 분류
Fig. 2. Block classification using 8×8 DCT coefficients C_{uv} distribution.

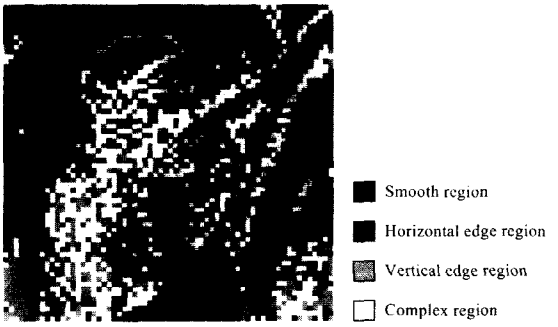


그림 3. JPEG 부호화된 LENA 영상에 대한 블록 분류 결과

Fig. 3. Result of block classification on the JPEG decoded LENA image.

크고, iii) $\hat{C}_{20} \sim \hat{C}_{70}$과 $\hat{C}_{00}$, $\hat{C}_{01}$, $\hat{C}_{10}$, $\hat{C}_{11}$을 제외한 나머지 $\hat{C}_{uv}=0$ 인 블록들

3) Class 2 (vertical edge block): i) $u>1$, $v>1$에서 $\hat{C}_{uv}\neq 0$이고, ii) $\hat{C}_{02} \sim \hat{C}_{07}$ 중 하나 이상이 0보다 크고, iii) $\hat{C}_{02} \sim \hat{C}_{07}$과 $\hat{C}_{00}$, $\hat{C}_{01}$, $\hat{C}_{10}$, $\hat{C}_{11}$을 제외한 나머지 $\hat{C}_{uv}=0$ 인 블록들

4) Class 3 (complex block): class 0, class 1, 및 class 2를 제외한 모든 블록들

512×512 화소 크기의 0.271 bpp의 비트율로 JPEG 부호화된 LENA 영상에 대한 제안한 방법의 블록 분류 결과는 그림 3에서와 같다.

3. 블록 분류에 따른 적응적 필터링

수평 방향 및 수직 방향에 대한 블록 간 필터링은 현재 블록 C와 인접한 블록 N의 클래스 정보에 따라 각각 네 개의 신경망 필터를 이용하여 두 블록간의 블록화 현상을 제거한다. 즉, 현재 블록과 인접한 블록의 클래스 정보에 따라 표 I 에서와 같이 필터링 수행 방향과 클래스 정보에 따라 네 가지 경우로 분류하여 네 개의 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거한다.

인간의 시각 특성은 평탄한 블록에서의 블록화 현상에 더욱 민감하므로, 제안한 방법에서는 평탄한 블록간에는 강한 필터링을 수행한다. 즉, 그림 4에서와 같이 신경망의 입력 벡터의 개수가 5이고 출력 벡터의 개수가 2인 신경망 필터를 이용하여 인접한 6개의 화소 값을 모두 이용하여 블록 경계 영역의 화소 값을 조정하는 필터링을 수행한다. 그리고 수평 및 수직 에지가 존재하는 블록일 경우에는 에지의 방향과 평행하게 신경망의 입력 벡터의 개수가 3이고 출력 벡터의 개수가 2인 신경망 필터를 이용하여 블록 경계 영역의 화소 값을 조정하는 필터링을 수행한다. 마지막으로 복잡한 블록일 경우에는 인접한 두 화소 값만을 이용하여 aX블록화 현상을 제거한다.

본 논문에서는 수평 방향으로 인접한 블록과 수직 방향으로 인접한 블록에 대하여 서로 다른 신경망 필터를 설계하였으며, 수평 블록에 대한 신경망 필터는 다음과 같이 설계하였다.

먼저 신경망을 학습하기 위하여 인접한 화소들 간의 차 x_n을 구한다. x_n은

$$x_n = |I_{n+1} - I_n|, \quad n = 0, 1, \cdots, m \tag{2}$$

와 같다. 여기서 I_n은 각 화소의 밝기값을 나타내고 m은 신경망 필터의 입력의 개수를 나타낸다. 이 값을 신

표 1. (a) 수평 및 (b) 수직 블록간의 필터링 방법

Table 1. (a) Horizontal and (b) vertical inter- block filtering methods.

C \ N	Class 0	Class 1	Class 2	Class 3
Class 0	1	2	3	4
Class 1	2	2	3	4
Class 2	3	3	3	4
Class 3	4	4	4	4

(a)

C \ N	Class 0	Class 2	Class 1	Class 3
Class 0	1	2	3	4
Class 2	2	2	3	4
Class 1	3	3	3	4
Class 3	4	4	4	4

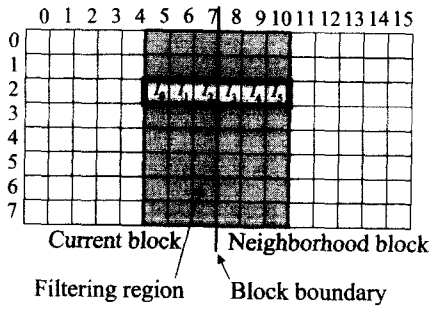
(b)

1 : NN1 5 inputs, 2 outputs

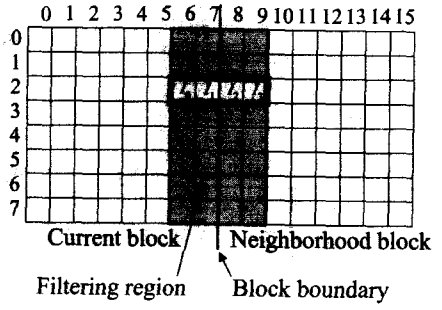
2 : NN2 3 inputs, 2 outputs

3 : NN3 3 inputs, 2 outputs

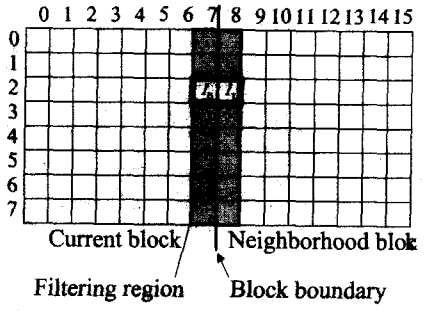
4 : NN4 1 inputs, 2 outputs



(a)



(b)



(c)

그림 4. (a) 평탄한 블록, (b) 수평 및 수직 에지 블록, 및 (c) 복잡한 블록에 대한 적응적 필터링 방법

Fig. 4. Adaptive filtering methods for (a) smooth block, (b) horizontal and vertical edge block, and (c) complex block.

경망의 입력으로 사용한다. 은닉층은 한 개를 사용하였고, 목표치 t_n은

$$t_n = I(i+n,j) - \hat{I}(i+n,j),\quad n=0,1,$$
$$i=7,15,\cdots,M-8,\quad j=0,1,2,\cdots,N \tag{3}$$

와 같다. 즉, 목표치는 원영상과 블록 부호화된 영상의 차를 사용하였다. 여기서 $I(i,j)$는 원영상, $\hat{I}(i,j)$는 부호화된 영상, M 및 N은 각각 수평 및 수직 방향으로의 영상의 크기를 나타낸다.

제안한 신경망은 주어진 입력에 대하여 원영상과 블록화 현상이 발생한 영상의 차 성분을 출력하도록 신경망을 학습함으로써, 신경망을 통과한 출력을 블록화 현상이 발생한 각 화소에 더함으로써 블록화 현상을 제거할 수 있다. 즉, 수평 블록에 대한 블록화 현상 제거 후 얻어지는 새로운 영상 $\hat{I}(i,j)$은

$$\hat{I}(i+n,j) = \hat{I}(i+n,j) + y_n,\quad n=0,1,\quad i=7,15,\cdots,$$
$$M-8,\quad j=0,1,2,\cdots,N \tag{4}$$

와 같다. 여기서 y_n는 신경망 필터의 출력을 나타낸다. 수직 블록 경계에 대한 필터링 방법은 수평 블록에 대한 필터링 방법과 유사하게 수행한다.

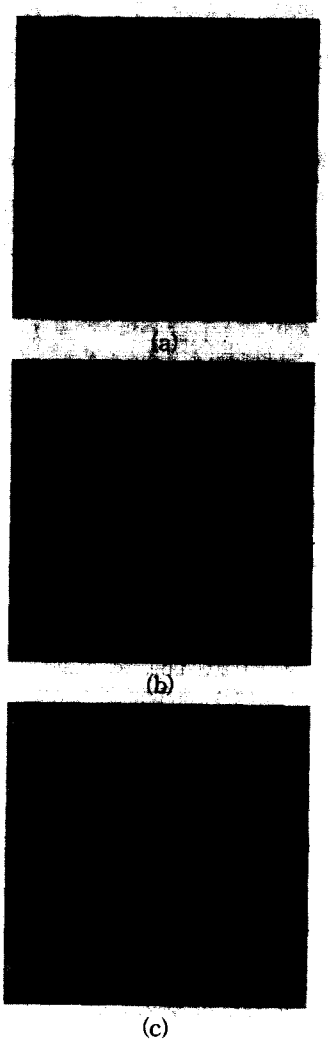


그림 5. 성능 평가를 위하여 사용된 (a) LENA, (b) BOAT, 및 (c) PEPPERS 영상

Fig. 5. (a) LENA, (b) BOAT, and (c) PEPPERS images for performance evaluation.

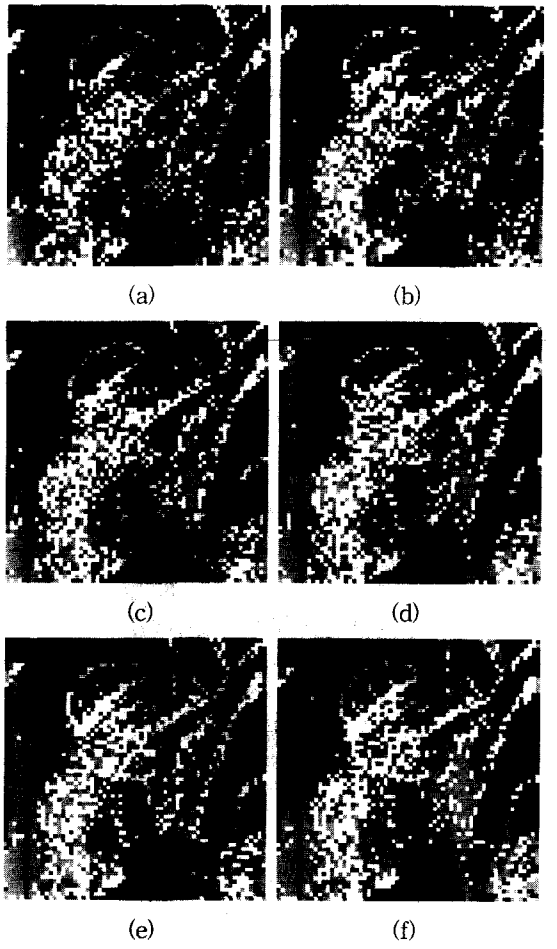


그림 6. 다양한 비트율로 압축된 LENA 영상에 대한 블록 분류 결과 (a) 0.171 bpp, (b) 0.209 bpp, (c) 0.231 bpp, (d) 0.271 bpp, (e) 0.298 bpp, 및 (f) 0.332 bpp.

Fig. 6. Results of block classification of various bit rate compressed LENA images (a) 0.171 bpp, (b) 0.209 bpp, (c) 0.231 bpp, (d) 0.271 bpp, (e) 0.298 bpp, and (f) 0.332 bpp.

Ⅲ. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 먼저 신경망을 학습시키기 위하여 512×512 화소 크기의 비트율이 0.271 bpp로 JPEG 부호화된 LENA 영상을 사용하였으며, 성능 평가를 위한 테스트 영상으로는 그림 5에서와 같이 LENA, BOAT, 및 PEPPERS 영상에 대하여 각각 서로 다른 비트율로 부호화된 영상을 사용하였다.

제안한 블록 분류 방법은 고압축률의 영상뿐만 아니라 저압축률의 영상에서도 효과적으로 영역을 분류할 수 있다. 다양한 비트율의 LENA 영상에 대한 실험 결과는 그림 6에서와 같다. 즉, 0.171~0.332 bpp의 다양한 비트율의 압축 영상에 대한 제안한 방법의 블록 분류 결과를 보면 저압축률 뿐만 아니라 고압축률의 영상에서도 효과적으로 블록을 분류하는 것을 볼 수 있다.

각 영상에 대한 실험 결과는 표 Ⅱ에서와 같다. 이 표로부터 제안한 방법은 JPEG 압축 영상에 대하여

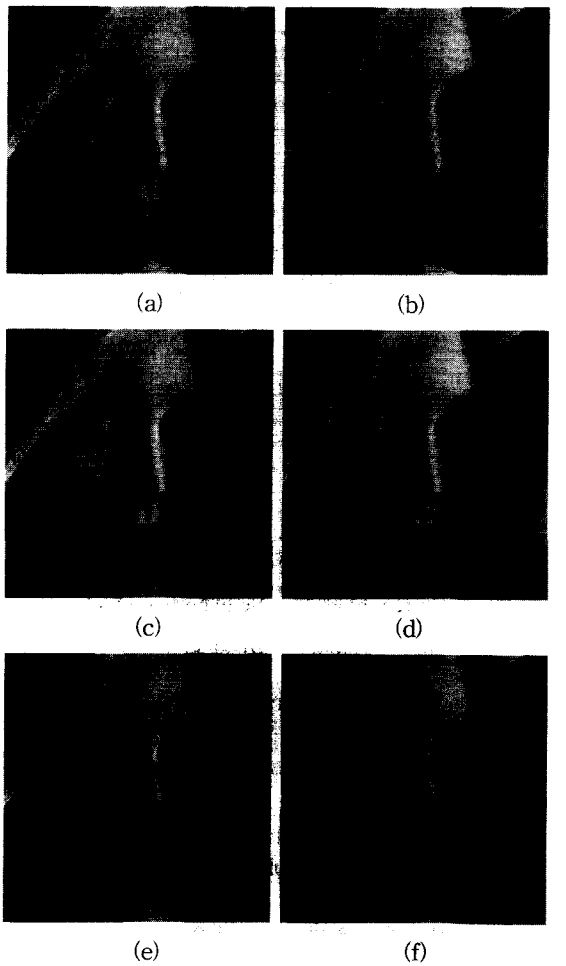


그림 7. LENA 영상에 대한 (a) JPEG 부호화된 영상과 (b) Kim 등[3]의 방법, (c) Qui[8]의 방법, (d) Lee 등[6]의 방법, (e) Kwon 등[7]의 방법, 및 (f) 제안한 방법에 의하여 후처리된 결과 영상들

Fig. 7. (a) JPEG decoded LENA image, and postprocessed images by (b) Kim et al.'s[3] method, (c) Qui's method, (d) Lee et al.'s[6] method, (e) Kwon et al.'s[7] method, and (f) proposed method.

표 2. JPEG 부호화된 영상에 대한 후처리 실험의 PSNR
Table 2. PSNR of postprocessing on JPEG decoded images.

Test images	bit rate [bpp]	PSNR [dB]					
		JPEG	Kim *et al.*[3]	Qui[8]	Lee *et al.*[6]	Kwon *et al.*[7]	Proposed
LENA	0.208	30.41	30.58	30.94	30.99	30.86	30.98
	0.271	31.95	32.01	32.36	32.44	32.39	32.43
	0.324	32.96	32.88	33.23	33.32	33.33	33.36
BOAT	0.258	28.13	28.26	28.57	28.63	28.64	28.68
	0.350	29.53	29.58	29.87	29.88	29.90	29.90
	0.426	30.49	30.49	30.73	30.77	30.74	30.87
PEPPERS	0.212	30.13	30.41	30.55	30.78	30.87	30.87
	0.272	31.53	31.70	31.80	31.92	32.00	31.98
	0.325	32.43	32.49	32.58	32.63	32.74	32.76

0.13~0.74 dB의 화질 개선이 있음을 볼 수 있고, 기존의 방법에 비하여서는 최대 0.48 dB의 화질 개선이 있음을 볼 수 있다. 즉, 기존의 방법은 블록화 현상은 어느 정도 감소하나 고주파 성분이 많은 영역에 대하여서는 효율적으로 블록화 현상을 제거하지 못함을 알 수 있다. 그리고 0.271 bpp의 비트율을 가지는 JPEG 부호화된 LENA 영상은 그림 7에서처럼 높은 압축률로 인하여 격자 잡음 및 에지 영역 부근에서 계단형 잡음이 눈에 띄게 나타남을 볼 수 있다. Kim 등[3] 및 Lee 등[6]의 방법에 의한 결과 영상에서는 격자 잡음은 제거되었지만, 영상의 턱, 눈 주위, 및 모자 부분의 블록화 현상이 여전히 눈에 보이고 영상이 전체적으로 몽롱화 되었음을 알 수 있다. 또한 Qui[8]의 방법에 의한 결과 영상에서는 블록화 현상이 여전히 눈에 보임을 알 수 있다. 그러나 제안한 방법의 결과 영상에서는 블록화 현상이 효율적으로 제거됨을 볼 수 있다. 그리고 0.272 bpp의 비트율을 가지는 JPEG 부호화된 PEPPERS 영상에 대한 실험 결과는 그림 8에서와 같다. 이 영상에서도 제안한 방법의 결과 영상에서는 블록화 현상이 효율적으로 제거됨을 볼 수 있다.

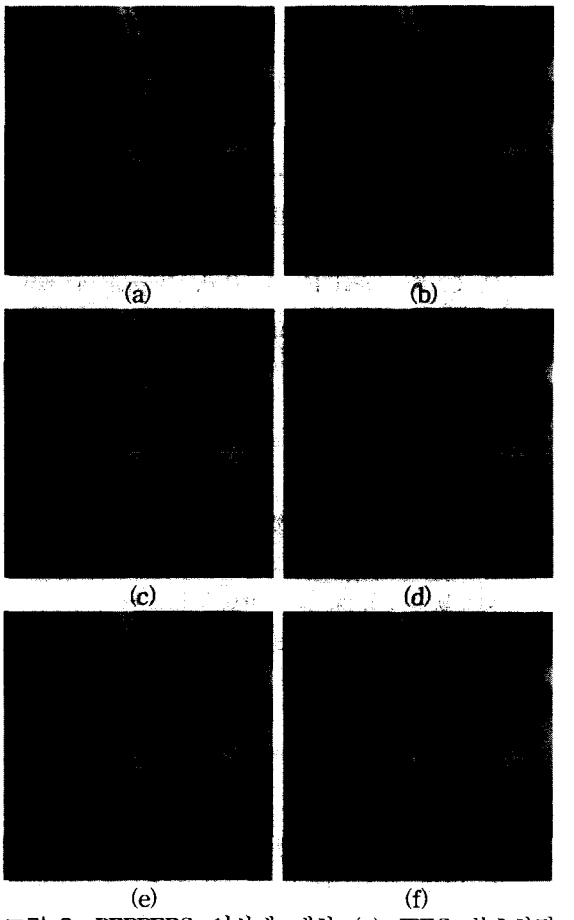


그림 8. PEPPERS 영상에 대한 (a) JPEG 부호화된 영상과 (b) Kim 등[3]의 방법, (c) Qui[8]의 방법, (d) Lee 등[6]의 방법, (e) Kwon 등[7]의 방법, 및 (f) 제안한 방법에 의하여 후처리된 결과 영상들

Fig. 8. (a) JPEG decoded PEPPERS image, and postprocessed images by (b) Kim et al.'s[3] method, (c) Qui's method, (d) Lee et al.'s[6] method, (e) Kwon et al.'s[7] method, and (f) proposed method.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 블록 분류와 MLP를 이용한 블록 기반 부호화에서의 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록을 DCT 계수의 분포 특성에 따라 네 개의 클래스, 즉 평탄한 블록 수평 에지 블록, 수직 에지 블록, 및 복잡한 블록으로 분류한 후, 인접한 두 블록의 클래스 정보에 따라 수평 및 수직 방향에 대하여 서로 다른 신경망 필터를 적용

하여 적응적으로 블록화 현상을 제거하였다. 인간의 시각 특성은 평탄한 블록에서의 블록화 현상에 더욱 민감하므로, 제안한 방법에서는 평탄한 블록 간에는 강한 필터링을 수행하였고, 수평, 수직, 및 복잡한 블록일 경우에는 에지 정보를 보존하기 위하여 에지 방향에 평행하게 각각 다른 탭 수를 가지는 필터링을 수행하였다. 실험 결과로부터 제안한 방법은 기존의 방법들에 비하여 PSNR이 최대 0.48 dB 정도 향상되었고, 블록 경계 부분에서 왜곡의 감소와 에지의 연속성을 나타내므로 객관적 화질 및 주관적 화질면에서 성능이 우수함을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Nonlinear space-variant postprocessing of block coded images," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing*, Vol. 34, No. 5, pp. 1258~1268, Oct. 1986.

[2] H. C. Kim and H. W. Park, "Signal adaptive postprocessing for blocking effects reduction in JPEG image," *in Proc. ICIP*, Vol. 2, pp. 41~44, 1996.

[3] S. D. Kim, J. Y. Yi, H. M. Kim, and J. B. Ra, "A deblocking filter with two separate modes in block-based video coding," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 9, No. 1, pp. 156~160, Feb. 1999.

[4] 이석환, 권성근, 이종원, 이승진, 이건일, "블록 분류와 적응적 필터링을 이용한 후처리에서의 양자화 잡음 제거 기법," *대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집 (IV)*, 제 23 권, 제 1 호, pp. 66~69, 2000년 6월

[5] 이건우, 권기구, 김경규, 하인성, 이건일, "블록 경계 영역 분류 기반의 블록화 현상 제거 알고리듬," *한국통신학회 하계종합학술발표회 논문집*, 제 21 권, 제 1 호, pp. 543~546, 2000년 7월

[6] 이승진, 이석환, 권성근, 이종원, 이건일, "블록 분류와 적응적 필터링을 이용한 후처리에서의 양자화 잡음 제거 방법," *대한전자공학회 논문지*, 제 38 권 SP편, 제 4 호, pp. 118~128, 2001년 7월

[7] 권기구, 이종원, 권성근, 반성원, 박경남, 이건일, "오류 역전파 학습 알고리듬을 이용한 블록경계 영역에서의 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬," *한국통신학회 논문지*, 제 26권, 제 9B 호, pp. 1292~1298, 2001년 9월

[8] G. Qui, "MLP for adaptive postprocessing block-coded images," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 10, No. 8, pp. 1450~1454, Dec. 2000.

[9] Z. He, S. Chen, B. Luk, and R. Istepanian, "Postprocessing for image coding applications using artificial neural network visual model," *Proceedings of the 1998 IEEE Signal Processing Society Workshop*, pp. 557~566, 1998.

[10] Y. Yang, N. Galatsanos, and A. Katsaggelos, "Projection-based spatially adaptive reconstruction of block-transform compressed images," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, pp. 896~908, July 1995.

[11] S. S. O. Choy, Y. H. Chan, and W. C. Siu, "Reduction of block-transform image coding artifacts by using local statistics of transform coefficients," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 4, No. 1, pp 5~7, Jan. 1997.

[12] 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. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 8, No. 3, pp. 253~257, June 1998.

[13] Y. Yang, N. Galatsanos, and A. Katsaggelos, "Projection-based spatially adaptive reconstruction of block-transform compressed images," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, No. 7, pp. 896~908, July 1995.

[14] S. Haykin, Neural Networks, *A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1999.

저 자 소 개

權 奇 九(正會員) 第 38卷 SP編 第 6號 參照

金 秉 柱(正會員) 第 37卷 SP編 第 6號 參照

李 錫 煥(正會員) 第 37卷 SP編 第 4號 參照

李 鐘 源(正會員) 第 37卷 SP編 第 4號 參照

權 成 根(正會員) 第 37卷 SP編 第 3號 參照

李 健 一(正會員) 第 34卷 S編 第 9號 參照