오류 역전파 학습 알고리듬을 이용한 블록경계 영역에서의 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬

정회원 권 기 구*, 이 종 원*, 권 성 근*, 반 성 원*, 박 경 남*, 이 건 일*

Adaptive Blocking Artifacts Reduction Algorithm in Block Boundary Area Using Error Backpropagation Learning Algorithm

Kee-Koo Kwon*, Jong-Won Lee*, Seong-Geun Kwon*, Seong-Won Ban*, Kyung-Nam Park*, and Kuhn-Il Lee *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 공간 영역에서의 블록 분류 (block classification)와 순방향 신경망 필터 (feedforward neural network filter)를 이용한 블록 기반 부호화에서의 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록 경계를 인접 블록간의 통계적 특성을 이용하여 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한 후, 각 영역에 대하여 블록화 현상이 발생하였다고 분류된 클래스에 대하여 적응적인 블록간 필터링을 수행한다. 즉, 평탄 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 오류 역전파 학습 알고리듬 (error backpropagation learning algorithm)에 의하여 학습된 2계층 (2-layer) 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하고, 복잡한 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 에지 성분을 보존하기 위하여 선형 내삽을 이용하여 블록간 인접 화소의 밝기값만을 조정함으로써 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 feedforward neural network filter in the spatial domain. At first, the existence of blocking artifacts is determined using the statistical characteristics of the neighborhood block, which is then used to classify the block boundaries into one of four classes. Thereafter, adaptive inter-block filtering is only performed in two classes of block boundaries that include blocking artifacts. That is, in smooth regions with blocking artifacts, a two-layer neural network is used with an error back-propagation algorithm, while in complex regions with blocking artifacts, a linear interpolation method is used to preserve the image details. Experimental results show that the proposed algorithm produces better results than the conventional algorithms.

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 열화가 발생되는데, 이를 블록화 현상 (blocking artifacts)이라 한다[2]. 블록화 현상에는 격자 잡음 (grid noise), 및 계단형 잡음 (staircase noise) 등이 있다. 격자 잡음은 평탄한 영역내의 블록간에 미소한 밝기 차이에 의하여 나타

* 경북대학교 전자전기공학부 오디오 및 비디오 시스템 공학 연구실(kwonkk@palgong.knu.ac.kr)
논문번호 : K01084-0219, 접수일자 : 2001년 2월 19일

나고, 계단형 잡음은 서로 다른 블록에 속한 연속된 에지들이 블록 경계에서 불연속하게 나타난다. 따라서 이와 같은 블록화 현상을 효율적으로 제거하기 위한 많은 방법들이 연구되어 왔다[2]-[11].

블록화 현상을 제거하기 위한 방법으로는 공간 영역에서의 필터링 방법[2]-[8], 주파수 영역에서 DCT 계수를 조정하는 방법[9],[10], 및 웨이브릿 변환을 이용하는 방법[11] 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[2]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 방법은 에지 블록과 평탄 블록을 분류하는 방법이 정확하지 못하다. 즉, 에지 블록이 평탄블록으로 잘못 분류되면 에지가 몽롱해지는 문제점이 있다. 그리고, 1996년 Kim 등[3]이 제안한 방법에서는 소벨 연산자 (Sobel operatior)를 이용한 전역 (global) 에지맵 (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[2]이 제안한 방법보다 화질면에서는 우수하나 계단형 잡음을 효율적으로 제거하지 못하는 문제점이 있다. 1999년 Kim 등[4]이 제안한 방법에서는 블록 경계 영역에서의 화소값들의 차를 이용하여 평탄한 영역과 복잡한 영역을 각각 평면 격차 모드와 기본 모드로 구분한다. 평면 격차 모드에서는 1-D 저역 통과 필터를 블록 경계영역에 적용하고, 기본 모드에서는 블록 경계의 주파수에 따라 평탄화 강도를 제어하여 필터링을 수행한다. 이 방법은 영상의 세밀한 부분에서는 필터링을 취하지 않기 때문에 영상의 세밀함은 보존될 수 있으나, 에지 영역에서 나타나는 블록화 현상은 제거되지 않는 단점이 있다. 또한 2000년 Qui[7]는 순방향 신경망을 이용한 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 이 방법에서는 영상에서의 특징점을 검출한 후 순방향 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하였다. 그러나 이 방법의 경우에는 모든 블록 경계에 대하여 동일하게 신경망 필터를 적용하기 때문에 에지가 몽롱해지는 문제점이 있다. 따라서 영상 특성에 따른 정확한 블록 분류와 블록 내의 특성을 보존하면서 블록화 현상 및 링잉 현상을 제거할 수 있는 필터링 방법이 필요하다.

본 논문에서는 블록 분류와 순방향 신경망을 이용한 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록 경계를 인접 블록간의 통계적 특성을 이용하여 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한 후, 각 영역에 대하여 블록화 현상이 발생하였다고 분류된 클래스에 대하여 적응적인 블록간 필터링을 수행한다.

먼저 평탄 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 오류 역전파 학습 알고리듬에 의하여 학습된 2계층 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하고, 복잡한 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 에지 성분을 보존하기 위하여 선형 내삽을 이용하여 블록간 인접 화소의 밝기 값만을 조정함으로써 블록화 현상을 제거한다. 본 논문에서는 수평 방향으로 인접한 블록과 수직 방향으로 인접한 블록의 블록화 현상을 제거하기 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 다층 퍼셉트론 (multilayer perceptron) 모델을 이용하였고, 오류 역전파 학습 알고리듬을 이용하여 신경망 필터를 학습하였다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 Baseline JPEG[1]을 기반으로 부호화된 영상에 대하여 모의실험을 수행하였다. 모의 실험 결과를 통하여 제안한 방법이 객관적 화질 및 주관적 화질 측면에서 기존의 방법보다 그 성능이 우수함을 확인하였다.

Ⅱ. 오류 역전파 학습 알고리듬

본 논문에서 사용한 오류 역전파 학습 알고리듬[12]은 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 신호

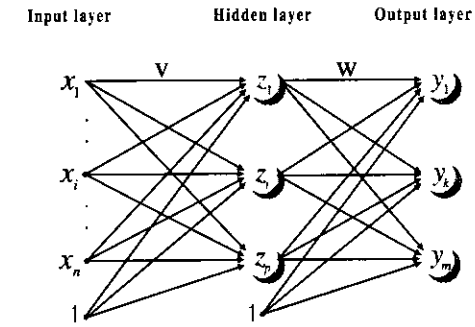


그림 1. 다층 퍼셉트론의 구조

를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 연결 강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결 강도를 조정해 나간다. 본 논문에서 사용한 다층 퍼셉트론 신경망의 구조는 그림 1에서와 같다.

오류 역전파 학습 알고리듬의 학습 단계는 다음과 같다. 입력 패턴 벡터 $\mathbf{x}$, 은닉층의 출력 벡터 $\mathbf{z}$, 및 출력층의 출력 벡터 $\mathbf{y}$는

$$\mathbf{x} = [x_1\ x_2\ \cdots\ x_n] \tag{1}$$

$$\mathbf{z} = [z_1\ z_2\ \cdots\ z_p] \tag{2}$$

$$\mathbf{y} = [y_1\ y_2\ \cdots\ y_m] \tag{3}$$

와 같다.

먼저 학습시킬 n개의 패턴을 선정한다. 연결강도 $\mathbf{v}$ 및 $\mathbf{w}$는 임의의 작은 값으로 초기화하며, 적절한 학습률 ($\alpha > 0$)을 결정한다. 은닉층 및 출력층의 출력 $\mathbf{z}$, 및 $\mathbf{y}$는

$$\mathbf{z} = f(\mathbf{x}\mathbf{v}^{\mathrm{T}}) \tag{4}$$

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{z}\mathbf{w}^{\mathrm{T}}) \tag{5}$$

와 같다. 여기서 함수 $f(\cdot)$는 양극성 시그모이드 (bipolar sigmoid) 함수로서 $f(x)$는

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1 \tag{6}$$

와 같다.

연결 가중치를 조절하기 위한 단계는 다음과 같다. 먼저 목표치 $\mathbf{d}$와 출력 $\mathbf{y}$의 제곱 오차 E를 구한다. E는

$$E = \frac{1}{2}(\mathbf{d} - \mathbf{y})^2 \tag{7}$$

와 같다. 그리고 출력층의 오차 δ_y및 은닉층에 전파되는 오차 δ_z는

$$\delta_y = \frac{1}{2}(\mathbf{d} - \mathbf{y})(1 - \mathbf{y}^2) \tag{8}$$

$$\delta_z = \frac{1}{2}(1 - \mathbf{z})^2 \sum_{i=1}^{m} \delta_y \mathbf{w} \tag{9}$$

와 같다. $k+1$ 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 $\mathbf{w}^{k+1}$, 입력층과 은닉층간의 연결강도 $\mathbf{v}^{k+1}$ 는

$$\mathbf{w}^{k+1} = \mathbf{w}^{k} + \alpha\delta_y \mathbf{z} \tag{10}$$

$$\mathbf{v}^{k+1} = \mathbf{v}^{k} + \alpha\delta_z \mathbf{x} \tag{11}$$

와 같다. 이와 같이 학습 패턴쌍을 반복 입력하여 연결강도를 변경하며, 오차 E가 오차 한계 $E_{\max}$값 보다 적어지면 학습을 종료한다.

Ⅲ. 제안한 블록화 현상 제거 알고리듬

본 논문에서는 블록 분류와 적응적 필터링을 이용한 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록 경계를 인접 블록간의 통계적 특성을 이용하여 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한 후, 각 영역에 대하여 블록화 현상이 발생하였다고 분류된 클래스에 대하여 적응적인 블록간 필터링을 수행한다

먼저 평탄 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하고, 에지 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 에지 성분을 보존하기 위하여 블록간 인접 화소의 밝기 값만을 조정하여 블록화 현상을 제거한다.

1. 블록화 현상 판별과 블록 경계의 영역 분류

8×8 블록 경계부분의 6개 화소값의 통계적 특성을 이용하여 블록화 현상의 유무를 판별하고, 블록화 현상이 발생한 블록 경계부분을 두 가지 영역으로 분류한다. 먼저 6개 화소 중 각 블록에 포함되는 세 개의 화소에 대한 평균 m_1, m_2 및 분산 σ_1^2, σ_2^2을 구한다. 그리고 σ_1^2 및 σ_2^2이 주어진 문턱치 Thr

보다 작으면 인접 블록의 특성이 서로 유사하다고 판단되기 때문에 평탄 영역으로 분류하고, 크면 에지 영역으로 분류한다.

평탄 영역 및 에지 영역으로 분류된 영역에 대하여 $|m_1-m_2|$ 값이 주어진 문턱치 T_1보다 크면 인접 블록의 화소값의 밝기 차가 크다고 판단되기 때문에 블록화 현상이 발생한 블록 경계로 판단하고, 작으면 블록화 현상이 발생하지 않은 블록 경계로 판단한다. 블록화 현상 판별과 영역분류에 사용된 화소는 그림 2에서와 같다.

2. 블록 경계의 영역 분류에 따른 적응적 필터링

블록 간 필터링은 인접한 두 블록의 통계적 특성을 이용하여 두 블록간의 블록화 현상을 제거한다. 먼저 평탄 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 신경망 필터를 이용하여 블록화 현상을 제거하고, 에지 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 에지를 보존하기 위하여 블록간 인접 화소의 밝기 값만을 조정하여 블록화 현상을 제거한다.

평탄 영역의 경우에는 본 논문에서 제안한 신경망 필터를 이용하여 블록화 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 그림 2에서와 같이 6개 화소에 대한 이웃 화소 값과의 차 x_n을 구한다. x_n은

$$x_n=|p_{n+1}-p_n|,\ n=0,1,\cdots,4 \tag{12}$$

와 같다. 여기서 p_n은 각 화소의 밝기값을 나타낸다. 이 값을 신경망의 입력으로 사용한다. 은닉층은 한 개를 사용하였고, 목표치 t_n은

$$t_n = I(i,j) - \hat{I}(i,j) \tag{13}$$

와 같다. 즉, 목표치는 원영상과 블록 부호화된 영상의 차를 사용하였다. 여기서 $I(i,j)$는 원영상, 그리고 $\hat{I}(i,j)$는 부호화된 영상을 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 현상

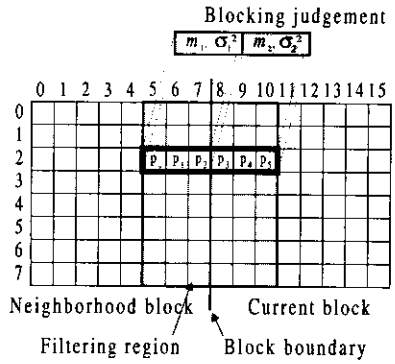


그림 2. 블록 경계 영역의 분류를 위한 6개 화소

을 제거할 수 있다. 즉, 수평 블록에 대한 후처리 후 얻어지는 새로운 영상 $\tilde{I}(i,j)$은

$$\tilde{I}(i,j) = \hat{I}(i,j) + y(i,j),\quad i=0,1,\cdots,N,\ j=0,1,\cdots,5 \tag{14}$$

와 같다. 여기서 N은 i방향으로의 영상의 크기, $\hat{I}(i,j)$는 부호화된 영상, $\tilde{I}(i,j)$는 후처리된 영상, 그리고 $y(i,j)$는 신경망 필터의 출력을 나타낸다. 수직 블록에 대한 방법도 이와 유사하다.

에지 영역에서 블록화 현상이 발생한 블록 경계의 경우에는 그림 2에서 블록 경계상 두 화소값을

$$m=\frac{|p_2-p_3|}{4} \tag{15}$$

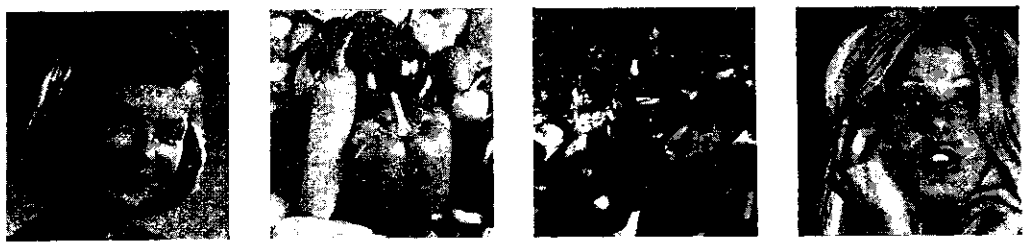
$$\begin{cases} p_2=p_2-m,\ p_3=p_3+m, & \text{if } p_2>p_3 \\ p_2=p_2+m,\ p_3=p_3-m, & otherwise \end{cases} \tag{16}$$

으로 조정함으로써 블록 간 에지를 연속적으로 만들어 준다. 즉, 에지를 포함하는 복잡한 블록의 경우에는 주위의 에지 정보를 보존하면서 블록화 현상을 제거하기 위하여 단지 블록 경계 영역의 화소값만을 조정하였다.

Ⅳ. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 블록 분류에서 사용된 문턱값 Thr 및 T_1은 실험적으로 결정하였으며, 본 논문에서는 각각 50 및 5로 결정하였다.

먼저 신경망을 학습시키기 위하여 512×512 화소



(a) (b) (c) (d)

그림 3. 신경망 학습에 사용된 (a) GIRL, (b) PEPPER, (c) CROWD, 및 (d) WOMAN 영상

크기의 GIRL, PEPPER, CROWD, 및 WOMAN 영상을 사용하였으며, 성능 평가를 위한 테스트 영상으로는 LENA, BANK, BOAT, 및 BARBARA 영상에 대하여 각각 Baseline JPEG[1] 기반으로 부호화된 영상을 사용하였다. 즉, 제안한 신경망 필터의 일반화 (generalization)를 위하여 서로 다른 특성을 가지는 영상들을 이용하여 신경망 필터를 학습하였으며, 객관성을 평가하기 위하여 학습에 사용하지 않은 영상을 이용하여 제안한 신경망 필터의 성능을 평가하였다. 실험에 사용된 각 영상은 그림 3 및 4에서와 같다.

각 영상에 대한 실험 결과는 표 I에서와 같다. 이 표로부터 제안한 방법은 JPEG 압축 영상에 대하여 0.12~0.48 [dB]의 화질 개선이 있음을 볼 수 있고, 기존의 방법에 비하여서는 0.28~1.09 [dB]의 화질 개선이 있음을 볼 수 있다. 즉, 기존의 방법은 블록화 현상은 어느 정도 감소하나 PSNR 측면에서는 오히려 압축 영상보다 떨어짐을 볼 수 있고, BARBARA 영상과 같은 고주파 성분이 많은 영상에 대하여서는 효율적으로 블록화 현상을 제거하지 못함을 알 수 있다. 그리고 양자화 스케일 (quantization scale)이 3인 경우, 즉 압축률이 18:1로 JPEG 부호화된 LENA 영상은 그림 5에서처럼 높은 압축률로 인하여 격자 잡음 및 에지 영역 부근에서 계단형 잡음이 눈에 띄게 나타남을 볼 수 있다. Ramamurthi 등[2]의 방법에 의한 결과 영상에서는 블록화 현상이 여전히 눈에 보이고, Kim 등[4]의 방법에 의한 결과 영상에서는 격자 잡음은 제거되었지만, 계단형 잡음은 여전히 눈에 보임을 알 수 있다. 또한 Qui등[7]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.

V. 결 론

본 논문에서는 블록 분류와 순방향 신경망을 이용한 블록 기반 부호화에서의 적응적 블록화 현상 제거 알고리듬을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 블록을 인접 블록간의 통계적 특성에 따라 네 가지 클래스로 분류한 후, 블록화 현상이 발생하였다고 분류된 두개의 클래스에 대하여 적응적인 블록간 필터링을 수행한다. 즉, 평탄 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 신경망을 이용하여 블록화 현상을 제거하였고, 복잡한 영역으로 분류된 영역 중 블록화 현상이 발생한 영역은 선형

(a) (b) (c) (d)

그림 4. 성능 평가를 위하여 사용된 (a) LENA, (b) BANK, (c) BOAT, 및 (d) BARBARA 영상

표 1. JPEG 부호화된 영상에 대한 후처리 실험의 PSNR

Test image	Q_f	PSNR [dB]				
		JPEG	Ramammurthi	Kim *et. al.*[4]	Qui	Proposed
LENA	1	34.44	34.18	34.17	34.55	34.56
	2	32.53	32.58	32.45	32.57	32.82
	3	31.31	31.49	31.36	31.38	31.74
	4	30.74	31.00	30.76	30.81	31.16
BANK	1	32.96	32.19	32.78	33.01	33.12
	2	30.63	30.38	30.60	30.67	30.91
	3	29.38	29.32	29.38	29.42	29.71
	4	28.54	28.58	28.56	28.56	28.84
BOAT	1	35.81	35.23	35.36	35.89	36.04
	2	33.26	33.22	33.07	33.37	33.67
	3	31.86	32.01	31.77	31.94	32.34
	4	30.89	31.13	30.84	30.98	31.34
BARBARA	1	32.92	30.69	32.71	33.01	33.16
	2	29.46	28.66	29.40	29.51	29.75
	3	27.68	27.37	27.66	27.70	27.99
	4	26.58	26.49	26.59	26.61	26.87

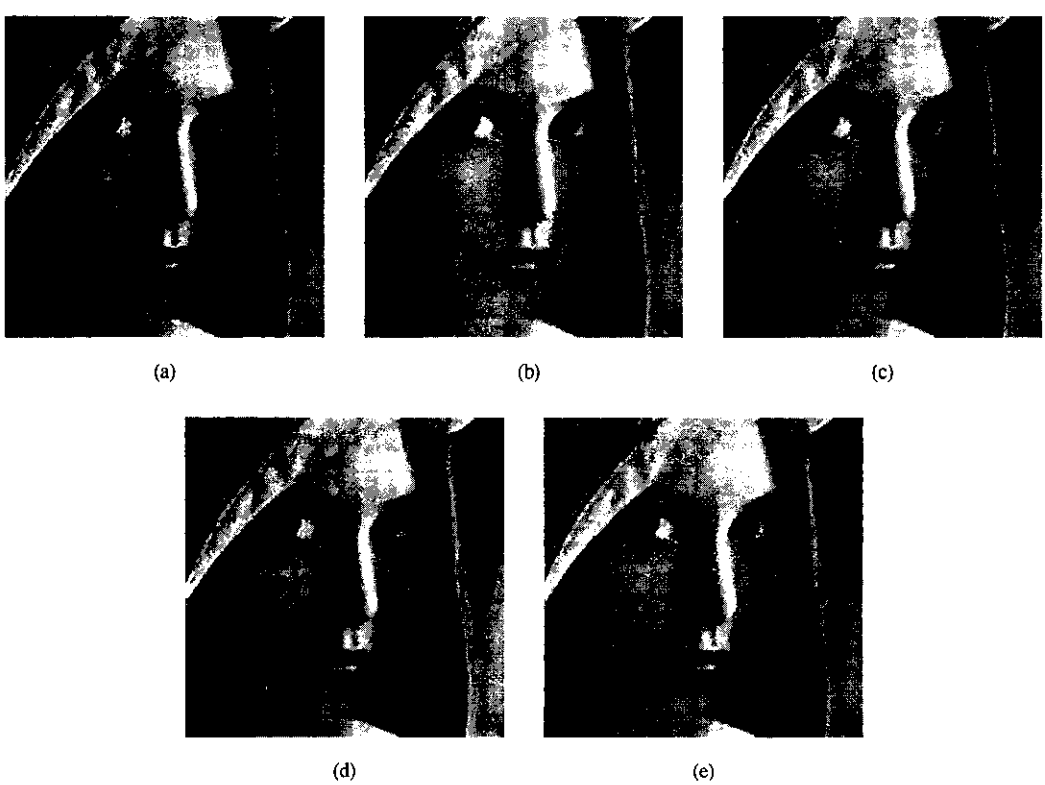


그림 5. (a) JPEG 부호화된 영상과 (b) Ramamurthi의 방법, (c) Kim[4]의 방법, (d) Qui의 방법, 및 (e) 제안한 방법에 의하여 후처리된 결과 영상 (Q_f = 3)

내삽을 이용하여 블록간 인접 화소의 밝기 값을 조정함으로써 블록화 현상을 제거하였다. 실험 결과로부터 제안한 방법은 기존의 방법들에 비하여 PSNR이 0.28~1.09 [dB] 정도 향상되었고, 블록 경계 부분에서 왜곡의 감소와 에지의 연속성을 나타내므로 객관적 화질 및 주관적 화질면에서 성능이 우수함을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] G. K. Wallace, "The JPEG still picture compression standard," *IEEE Trans. Consumer Electronics,* vol. 38, no. 1, pp. xviii-xxxiv, Feb. 1992.

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

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

[4] 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 Tech.,* vol. 9, pp. 156-160, Feb. 1999.

[5] 이석환, 권성근, 이종원, 이승진, 이건일, "블록분류와 적응적 필터링을 이용한 후처리에서의 양자화 잡음 제거 기법," *대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집 (IV)*, vol. 23, no. 1, pp. 66-69, June 2000.

[6] 이건우, 권기구, 김경규, 하인성, 이건일, "블록경계 영역 분류 기반의 블록화 현상 제거 알고리듬," *한국통신학회 하계종합학술발표회 논문집*, vol. 21, no. 1, pp. 543-546, July 2000.

[7] G. Qui, "MLP for adaptive postprocessing block-coded images," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.,* vol. 10, no. 8, pp. 1450-1454, Dec. 2000.

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

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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 Tech.,* vol. 8, no. 3, pp. 253-257, June 1998.

[12] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, Inc. 1999.

권 기 구(Kee-Koo Kwon) 정회원

1997년 2월 : 인제대학교 전자공학과 졸업
2000년 2월 : 경북대학교 전자공학과 석사
2000년 3월~현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정

<주관심 분야> 영상처리, 영상통신, 적외선 영상처리 및 목표물 추적

이 종 원(Jong-Won Lee) 정회원
통신학회논문지 제25권 제1B호 참조

권 성 근(Seong-Geun Kwon) 정회원
통신학회논문지 제25권 제1B호 참조

반 성 원(Seong-Won Ban) 정회원
통신학회논문지 제25권 제1B호 참조

박 경 남(Kyung-Nam Park) 정회원
통신학회논문지 제25권 제1B호 참조

이 건 일(Kuhn-Il Lee) 정회원
통신학회논문지 제25권 제1B호 참조