

논문 2010-47SP-2-2

적응적 블록화 현상 제거를 위한 블록 경계 검출 기법

(Block Boundary Detection Technique for Adaptive Blocking Artifacts Reduction)

김 성 득*, 임 경 원**

(Sung Deuk Kim and Kyoung Won Lim)

요 약

대부분의 블록화 현상 제거 기법은 블록 경계가 잘 알려져 있고, 양자화 변수와 같은 부호화 정보를 부가적으로 활용할 수 있다고 가정한다. 그러나 상용 텔레비전과 같은 응용 제품에서는 블록의 경계 및 부호화 정보를 알 수 없는 많은 외부 비디오 입력 신호들이 존재한다. 만약 블록화 잡음이 있는 비디오 영상이 외부 비디오 입력 신호로 공급된다면, 영상을 해석하여 블록 경계의 위치를 판단하고 블록화 제거 필터의 강도를 적응적으로 제어하는 방법이 필요하다. 본 논문에서는 부호화 정보와 같은 사전 정보를 사용하지 않고 영상 분석만을 통해 블록화 현상이 발생하는 블록 경계를 판단하고 블록화 현상의 강도를 추정한다. 또한 추정된 블록 현상 관련 정보에 대한 신뢰도를 추가적으로 판단함으로써 보다 견실하게 블록화 잡음 제거과정을 제어할 수 있도록 한다. 실험결과는 사전 정보를 사용하지 않고 예측된 블록 경계의 위치, 강도 및 신뢰도 정보가 블록화 현상을 제거하는데 유용하게 사용될 수 있음을 보여준다.

Abstract

Most of deblocking filters assumes that the block boundaries are accurately known and the coding information like quantization parameters are available. In some applications such as commercial television, however, many external video inputs without known block boundary and coding information are given. If a decompressed video sequence heavily degraded with blocking artifacts is given through the external video port, it is absolutely necessary to detect block boundaries and control the strength of deblocking filtering by analysing the given images. This paper presents an efficient method to find the block boundaries and estimate the strength of the blocking artifacts without the knowledge of coding information. In addition, the confidence of the estimated blocking artifact information is also evaluated to control the adaptive deblocking filter robustly. Experiment results show that the estimated block boundary locations and its relative strength and confidence information are practically good enough to reduce the blocking artifacts without prior knowledge.

Keywords : coding noise reduction, deblocking, block boundary detection

I. 서 론

블록단위의 영상 압축 및 복원과정에서 발생하는 블록화 현상은 디지털 영상의 화질을 저하시키는 대표적인 화질 열화 현상 중의 하나이다. 디지털 영상 압축 표준을 변경하거나 후처리 방식으로 블록화 현상을 제거

하는 기법들은 널리 연구되어 왔다^[1~3]. 대부분의 블록화 현상 제거 방식은 블록의 경계를 분석하여 블록 기반의 압축으로 인해 손실된 블록 경계에서의 연관성을 회복시켜주는 필터링을 수행하여 복원 영상의 주관적 화질을 향상시킨다. 블록화 현상 제거를 위해 사용되는 저역 통과 필터링은 필터링의 강도를 적응적으로 제어하여 영상에 내재된 세밀한 영역은 보존하면서 블록화 현상을 제거해야 한다. 필터링 강도를 제어하기 위해서는 부호화 정보인 양자화 변수와 블록 경계의 영상 특성 정보가 널리 사용된다. 강한 양자화가 수행될수록 블록화 현상은 심하게 나타나므로 부호화 정보인 양자

* 정희원, 안동대학교 정보전자공학교육과
(Dept. of IT & Electronics Education, Andong National University)

** 정희원, (주) LG전자 DTV연구소
(Digital TV Lab., LG Electronics, Inc.)

접수일자: 2009년8월25일, 수정완료일: 2010년2월11일

화 정보를 활용하면 블록화 현상의 강도를 손쉽게 파악할 수 있다. 또한 블록화 현상은 복잡한 영역에 비해 평탄한 영역에서 눈에 잘 나타나므로 블록의 경계를 분석하면 필터링의 강도를 제어하는데 유용하다. 디지털 부호화 비트스트림으로부터 얻을 수 있는 부호화 정보가 블록화 제거에 매우 유용하게 사용되지만 응용에 따라서는 부호화 정보를 사용할 수 없는 경우도 많다. 최근의 상용 텔레비전에서는 블록의 경계 및 부호화 정보를 알 수 없는 많은 외부 비디오 입력 신호들이 존재한다. 비디오 입력 신호는 비트스트림이 아니라 복원된 영상의 형태로 입력되는 것이 보통이다. 특히 최근의 디스플레이는 높은 해상도를 제공하므로 복원된 영상이 디스플레이 규격에 맞게 확대되어 제공되기도 한다. 아무런 부호화 정보도 없이 임의의 크기로 확대된 비디오 입력이 공급되면, 부호화 정보를 활용하여 블록 경계 주변으로 저역 통과 필터링을 수행하는 블록화 제거 기법들은 제대로 동작할 수가 없다. 부호화 정보를 알 수 없을 뿐만 아니라, 확대 이전의 블록 크기와 위치도 수평/수직 방향의 확대 방식에 따라 다른 형태로 나타날 수 있기 때문이다.

양자화 변수(QP), 모드 정보, 부호화 계수 정보, 움직임 벡터, 비트를 등과 같은 부호화 정보를 활용하지 않고 영상의 화질을 개선하기 위해서 영상을 분석하고 영역 특성에 부합하는 적응적 필터링 방법을 사용하는 방법들이 연구되었다. 필터링의 강도를 제어하기 위해 부호화 정보는 사용하지 않고 영상분석만을 활용하는 방법에서는 블록의 경계는 알고 있다는 가정이 필요하며 알고 있는 블록 경계를 기준으로 영상 분석과정이 수행된다^[4]. 블록경계를 파악하지 않고 필터링을 수행하면 과도한 평탄화 작업으로 번짐 현상이 발생할 수 있으므로 영상 분석을 통해 블록 경계의 위치와 블록의 크기를 직접 추정하는 방법도 시도되었다^[5-7]. 블록 경계를 예측한 후 인접 블록 경계간의 거리의 히스토그램을 사용하는 방법에서는 블록의 크기는 추정하나, 블록의 시작 위치를 나타내는 정보는 제공되지 않으며 예측된 블록의 크기 정보가 어느 정도 신뢰할 만할가를 나타내는 지표가 없으므로 블록화 현상이 미미한 영상이 입력될 경우와 블록화 현상이 강한 영상이 입력될 경우를 분별할 수 없다.

본 논문에서는 기존 방법과는 다르게 인접 블록 경계간의 거리를 선형모델로 간주하여 최적 자승 기반 재처리 방식을 도입하여 블록의 크기와 시작 위치를 실수

단위로 동시에 추정한다. 또한, 블록 경계 추정의 부산물을 활용하여 블록화 현상의 강도와 예측된 정보의 신뢰수준을 나타내는 지표를 제공한다. 부호화 정보와 같은 사전 정보를 사용하지 않고 영상 분석만을 통해 블록화 현상이 발생하는 블록 경계를 판단하고 블록화 현상의 강도를 추정하므로 임의의 배수로 확대되어 입력되는 디지털 영상의 블록화 제거작업에 사용되기에 적합하다. 또한 예측된 블록 경계의 위치와 강도에 대한 신뢰도를 나타내는 지표를 고안함으로써 보다 견실한 적응적 제어에 활용될 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 제안된 블록 검출 방법의 전체적인 구성과 함께 각 기능 블록을 자세히 설명한다. III장에서는 모의 실험결과를 보이고, IV장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 방법

1. 전체적인 구조

그림 1은 크기 변화에 따른 블록화 패턴의 변형 예를 보여준다. 일반적으로 블록 기반의 동영상 압축에서는 8x8 블록 단위 처리가 널리 사용된다. 하지만 복원 영상의 크기가 변경되면 실제 블록 경계는 다양한 크기와 위치로 발생가능하다. 일반적으로 크기 변환은 수평/수직 방향으로 선형적으로 수행되므로 임의의 크기 변환 작업 후에도 변하지 않는 것은 인접 블록 경계와의 간격의 규칙성이다. 본 논문에서는 블록의 경계를 추측한 후 인접 블록 경계간의 간격의 규칙성을 활용하여 블록 경계의 주기와 시작 위치를 결정한다.

그림 2는 수평/수직 방향 블록 경계 정보를 정의한 그림이다. 수평 및 수직 방향은 각각 독립적으로 처리될 수 있으므로 본 논문에서는 수평방향 블록 경계 검

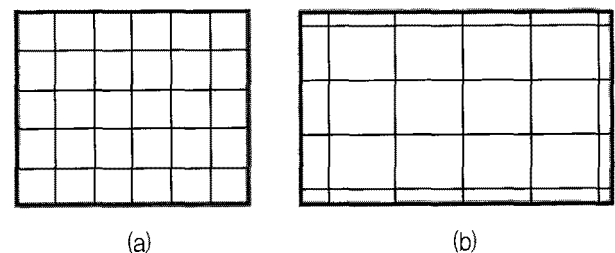


그림 1. 크기 변화에 따른 블록화 패턴의 변형 예 (a) 원형 (b) 변형 후
 Fig. 1. Example of modified blocking artifact pattern by resizing operation. (a) original (b) after modification

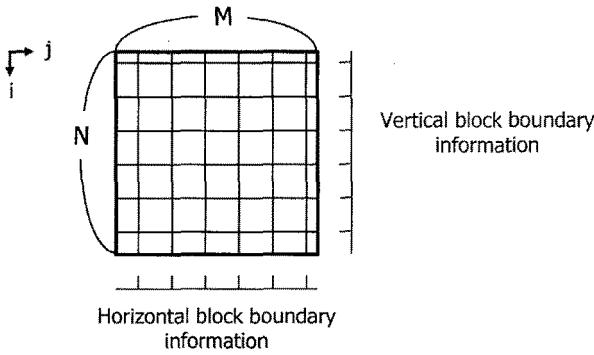


그림 2. 수평/수직방향 블록 경계 정보
Fig. 2. Horizontal/vertical block boundary information.

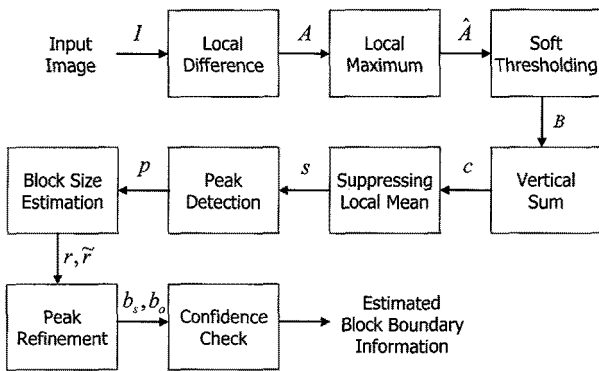


그림 3. 수평방향 블록 경계 정보 예측의 전체 흐름도
Fig. 3. Overall flow diagram for estimating horizontal block boundary information.

출에 관해 설명한다.

그림 3은 수평방향 블록 경계 예측을 위한 전체적인 흐름도를 보여준다.

2. 경계영역 정보 추출

블록화 현상은 블록 경계를 기준으로 연관성이 손실되어 계단 무늬 형태로 나타난다. 따라서 수평방향 블록 경계정보를 얻기 위해서는 입력 영상 I 의 수평방향 기울기를 활용하는 것이 적합하므로 식 (1)의 수평방향 기울기를 구하는 작업을 수행한다.

$$D = I * G_h \quad (1)$$

여기서 $*$ 는 convolution연산을 의미하고, G_h 는 수평방향 고역통과 필터커널을 의미한다.

영상에 내재하는 수직 방향 직선들의 영향을 완화시키기 위해 식 (2)와 같은 수직방향 고역통과 필터링의 절대값으로 A 를 얻는다. 여기서 G_v 는 수직방향 저역통과 필터커널을 의미한다.

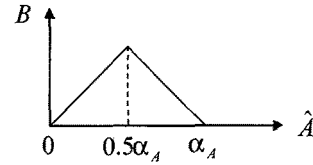


그림 4. \hat{A} 에서 B 를 얻기 위한 완곡한 임계치 작업
Fig. 4. Soft thresholding for obtaining B from \hat{A} .

$$A = |D * G_v - D| \quad (2)$$

식 (2)에서 얻어진 A 에는 블록화 현상 뿐만 아니라 영상에 내재하는 에지(edge)와 텍스처(texture)로 인한 영향이 혼재되어 있다. A 에서 블록화 현상으로 인한 정보만을 얻기 위해 블록화 현상의 특성을 추가적으로 고려한다. 블록화 현상으로 인해 발생하는 기울기의 크기는 블록 경계에서 가장 큰 값을 가지고, 블록 경계에서 멀어지면 작아지므로 식 (3)과 같이 수평방향으로 국부 최대값만을 블록화 현상으로 인한 영향으로 판단한다.

$$\hat{A}_{ij} = \begin{cases} A_{ij} & , \text{if } A_{ij} = A_{ij} \oplus L_h \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서 i, j 는 각각 행(row)방향과 열(column)방향의 인덱스(index)를 의미하고, \oplus 는 gray-level dilation연산을 의미하며, L_h 는 수평 방향 라인 구조를 가진다.

또한 블록화 현상으로 인해 발생하는 기울기의 크기는 영상에 내재하는 에지로 인해 발생하는 기울기의 크기에 비하면 매우 작으므로 식 (4)와 같은 완곡한 임계치 작업을 수행한다.

$$B = \text{MAX}(0, \hat{A} - \text{MAX}(0, 2\hat{A} - \alpha_A)) \quad (4)$$

그림 4는 식 (4)의 과정을 그림으로 나타낸 것으로 α_A 는 실험적으로 구해지는 상수이다.

2차원 도메인에서 구해진 B 정보를 식 (5)와 같이 수직방향으로 누적하면 블록 경계 정보를 반영하는 수평방향의 1차원 그래프 c_j 를 얻을 수 있다.

$$c_j = \sum_{i=0}^{N-1} B_{ij}, \quad 0 \leq j \leq M-1 \quad (5)$$

여기서 M, N 은 각각 영상의 수평/수직방향 크기를 나타낸다.

3. 블록 크기의 초기 예측

영상의 영역 특성에 따라 c 의 국부 평균값은 다를 수 있으므로 식 (6)과 같이 수평방향 저역통과 필터 결과로 보정해 주면 영역 특성에 민감하지 않은 결과를 얻을 수 있다. 여기서 G_s 는 저역통과 필터커널을 의미한다.

$$s = \text{MAX}(c - c * G_s, 0) \quad (6)$$

s 는 블록 경계에서 매우 큰 값을 가지는데, 이렇게 주변에 비해 큰 값을 가지는 위치를 피크(peak)라고 한다. 피크의 검출은 s 값이 주변의 s 값들에 비해 충분히 큰 국부 최대값인 경우 식 (7)와 같이 p 로 구해진다.

$$p_j = \begin{cases} w_j & , \text{if } s_j = s_j \oplus L_s \wedge w_j \geq \beta(w_j \oplus L_w) \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서 $w = s * G_w$ 이다. G_w 는 저역통과 필터 커널이고, L_w 와 L_s 는 gray-level dilation연산을 위한 수평방향 라인 구조를 가진다. L_s 는 국부 최대값을 얻기 위한 짧은 구조인데 비해 L_w 는 예상되는 블록 크기의 최대 값을 반영하는 충분히 긴 길이를 가진다. β 는 실험적 상수로써 0에 가까울수록 보다 많은 피크들이 남겨지고, 1에 가까울수록 남겨지는 피크의 수는 줄어든다. 실험에서는 $\beta=0.25$ 을 사용한다.

p_j 에서 0이 아닌 값들의 총 개수는 Z_P 이고, 0이 아닌 p_j 의 k 번째 위치와 크기를 각각 J_k 와 P_k 로 그림 5처럼 표시하면 인접 피크간의 거리를 식 (8)처럼 표현할 수 있고 해당 인접 피크 값의 평균은 식 (9)처럼 v_k 로 표현할 수 있다.

$$d_k = J_{k+1} - J_k, \text{ where } 1 \leq k \leq Z_P - 1 \quad (8)$$

$$v_k = (P_{k+1} + P_k)/2 \quad (9)$$

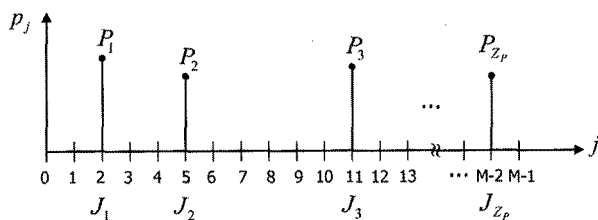


그림 5. p_j 에서 얻어지는 P_k, J_k, Z_P 의 예
Fig. 5. Example of P_k, J_k, Z_P obtained from p_j .

인접 피크간의 거리를 나타내는 d_k 의 히스토그램을 식 (10)처럼 구하면 블록의 크기를 예측하는 중요한 정보가 된다. 식 (11)은 v_k 를 가중치로 사용한 히스토그램이다.

$$h(d_k) = h(d_k) + 1 \quad (10)$$

$$H(d_k) = H(d_k) + v_k \quad (11)$$

블록의 크기가 정수가 아닌 실수일 경우 $H(d)$ 는 인접한 위치에도 그 영향이 나타나므로 식 (12)처럼 $H(d)$ 의 국부 최대값에서의 저역통과 필터 결과값 $\hat{H}(d)$ 를 사용한다.

$$\hat{H}(d) = \begin{cases} H(d) * G_d & , \text{if } H(d) = H(d) \oplus L_d \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기에서 G_d 는 저역 통과 필터 커널이고, L_d 는 국부 최대값을 얻기 위한 사용되는 dilation연산에 이용된다.

블록의 크기는 히스토그램 $\hat{H}(d)$ 가 최대값을 가지는 d 값으로 식 (13)과 같이 예측된다.

$$r = \arg \text{MAX}_d(\hat{H}(d)) \quad (13)$$

식 (13)에서 구해지는 블록의 크기 예측값 r 은 정수형 값이므로 인접 $H(d)$ 값을 활용한 선형 가중치로 실수형 블록의 크기 예측값 \tilde{r} 를 식 (14)과 같이 얻는다.

$$\begin{aligned} \tilde{r} &= \frac{(r+1)H(r+1) + rH(r) + (r-1)H(r-1)}{H(r+1) + H(r) + H(r-1)} \\ &= r + \frac{H(r+1) - H(r-1)}{H(r+1) + H(r) + H(r-1)} \end{aligned} \quad (14)$$

4. 블록 크기 및 시작 위치의 계산

블록의 크기가 실수 값이면 보다 정밀한 블록 크기 예측이 필요하다. 본 논문에서는 식 (15)와 그림 6과 같이 블록 경계의 주기(period)와 시작 위치(offset)에 따른 선형 모델을 사용하여 최적 파라미터를 구한다. 여기서 구하는 파라미터 b_r 과 b_o 는 각각 블록 경계의 주기와 시작 위치를 의미한다.

$$\overline{T}_n = b_r \cdot \bar{n} + b_o \quad (15)$$

일반적인 최적화 과정에서는 outlier의 제거와 견고한 예측을 위해 RANSAC과 같은 반복적 방법이 사용되기

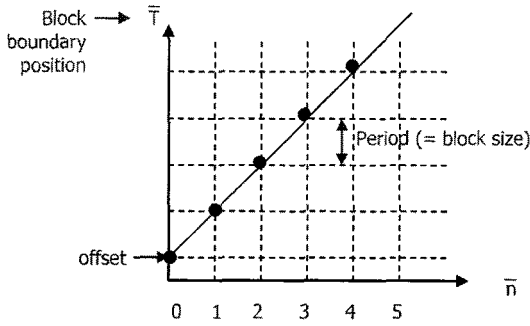


그림 6. 주기와 시작위치에 따른 블록 경계의 위치를 나타내는 선형 모델

Fig. 6. Linear model to represent the block boundary positions depending on period and offset.

도 한다^[8]. 본 논문에서는 식 (16)의 symmetry constraint를 만족하는 J_k 만을 선별하여 T_i 라고 하고, T_i 만을 이용해서 최적자승기반의 최적화 문제를 푸는 간결한 구조를 취한다.

$$J_k - J_{k-1} = J_{k+1} - J_k \approx \tilde{r} \quad (16)$$

선별된 T_i 의 총 개수를 $Z_T (< Z_P)$ 라고 할 때 식 (17)과 같은 선형 방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_{Z_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_1 & 1 \\ n_2 & 1 \\ \vdots & 1 \\ n_{Z_T} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_r \\ b_o \end{bmatrix} \quad (17)$$

여기서 n_i 는 식 (18)-(20)로부터 예측되며, $\| \|$ 는 round연산을 의미한다.

$$n_1 = \left\| \frac{T_1}{\tilde{r}} \right\| \quad (18)$$

$$n_{i+1} = \Delta n_i + n_i, \text{ where } i \geq 1 \quad (19)$$

$$\Delta n_i = \left\| \frac{T_{i+1} - T_i}{\tilde{r}} \right\| \quad (20)$$

식 (17)을 행렬로 표현하면 식 (21)과 같은 잘 알려진 최적자승기반 최적화 문제가 되며, 최적 파라미터 B 는 식 (22)와 같다. 식 (22)의 $N^T N$ 행렬은 2×2 행렬이므로 비교적 간결하게 역행렬을 구할 수 있다. 예측 오차 (mean square error: MSE)는 식 (23)과 같다.

$$T = NB \quad (21)$$

$$B = N^+ T = (N^T N)^{-1} N^T T \quad (22)$$

$$MSE = \frac{(T - NB)^T (T - NB)}{Z_T} \quad (23)$$

최적 파라미터 B 가 구해지면 모든 블록 경계 위치를 식 (24)-(26)로부터 구할 수 있다. Z_A 는 블록의 크기와 수평 방향 영상 크기에 따른 블록 경계의 전체 수를 나타낸다.

$$\bar{T} = \bar{N} B \quad (24)$$

$$\bar{N} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ \vdots & 1 \\ Z_A & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$Z_A = \left\lfloor \frac{M}{b_r} \right\rfloor \quad (26)$$

5. 신뢰도 계산

부호화 정보를 사용하지 않고 영상 분석만을 통해 블록의 경계를 예측하는 방식에서는 영상의 특성에 따라 블록 경계가 잘 나타나지 않거나 잘 못 예측될 가능성이 있다. 특히 임의의 실수배수로 확대된 영상의 블록 경계 검출은 영상 특성과 확대 방식에 따라 민감할 수 있다. 따라서 예측된 정보를 견실하게 사용하기 위해 본 논문에서는 신뢰수준을 나타낼 수 있는 지표로 상대적 피크 비율, 절대적 피크 비율, 예측오차와 블록화 현상 강도를 사용한다.

상대적 피크 비율 (relative peak ratio: RPR)은 측정된 피크 중에 몇 %가 예측된 블록 크기에 부합하는가를 나타내는 지표로 식 (27)과 같이 표현된다.

$$RPR = \frac{\sum_{n=1}^{n_{\max}} H(\{b_r \cdot n\})}{\sum_{d=1}^{d_{\max}} H(d) + \epsilon} \times 100 \quad (27)$$

여기서 $\{ \}$ 는 실수형 블록 크기를 고려하기 위해 $\lfloor \rfloor$ 와 $\lceil \rceil$ 를 모두 포함하는 정수를 나타내는 기호이며, ϵ 는 0으로 나누어지는 것을 방지하기 위한 작은 상수이다. RPR은 예측된 b_r 의 정수배에 해당되는 H 를 활용하며, 상대적으로 블록 경계 영역의 H 가 얼마나 더 큰가를 나타내는 지표로 RPR이 클수록 예측

된 블록 경계의 신뢰 수준이 높다.

RPR 은 상대적인 크기를 다루므로 선택된 피크의 수가 충분히 많을 때 의미를 가진다. 예를 들어 임의의 위치에 하나의 피크만이 존재한다면 RPR 은 항상 100%가 되어서 큰 의미를 부여하기 힘들다. 이런 단점을 보완하기 위한 절대적 피크 비율 (absolute peak ratio: APR)은 이상적으로 발견되어야 하는 블록 경계 중에 몇 %의 블록 경계가 피크로 발견되었는가를 나타내는 지표로 식 (28)과 같다. APR 은 피크의 수가 충분히 추출되었는가를 나타내므로 APR 이 높으면서 높은 RPR 을 얻을 때 예측된 블록 경계의 신뢰 수준이 높다.

$$APR = \frac{\sum_{n=1}^{n_{max}} h(\{b_r \cdot n\})}{Z_A - 1} \times 100 \quad (28)$$

식 (23)으로 표현된 예측오차 MSE 는 식 (17)의 선형 모델에서 얻은 파라미터 B 로 인한 정합 오차가 얼마나 작은가를 나타내는 지표로 MSE 이 크다는 것은 예측된 블록 경계의 신뢰수준이 낮음을 의미한다.

블록화 현상 강도 (blocking artifact strength: BAS)는 A, \hat{A} , 또는 B 를 이용하여 식 (29)~(30)과 같은 형태로 구할 수 있다. 예측된 블록 경계에서의 값과 블록 경계를 제외한 위치에서의 값의 비율 사용하므로 블록화 현상이 심하게 나타날수록 큰 BAS 값을 얻는다. 따라서 영상 분석만을 이용해서 블록화 제거 필터의 강도를 제어하는데 유용한 지표가 될 수 있다. Z_{\in} 는 블록 경계 위치의 수를 의미하고, Z_{\notin} 는 블록 경계를 제외한 위치의 수를 의미한다.

$$BAS = \frac{\frac{1}{Z_{\in}} \cdot \sum_{j \in \{\mathbb{T}\}} \sum_{i=0}^{N-1} B_{ij}}{\frac{1}{Z_{\notin}} \cdot \sum_{j \notin \{\mathbb{T}\}} \sum_{i=0}^{N-1} B_{ij} + \epsilon} \quad (29)$$

$$\overline{BAS} = \frac{\frac{1}{Z_{\in}} \cdot \sum_{j \in \{\mathbb{T}\}} \sum_{i=0}^{N-1} B_{ij}}{\frac{1}{M} \cdot \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{N-1} B_{ij} + \epsilon} \quad (30)$$

III. 모의 실험

그림 7은 임의 크기로 확대된 디지털 영상에서 수평 방향 블록 경계를 예측하는 과정을 보여준다. MPEG-4

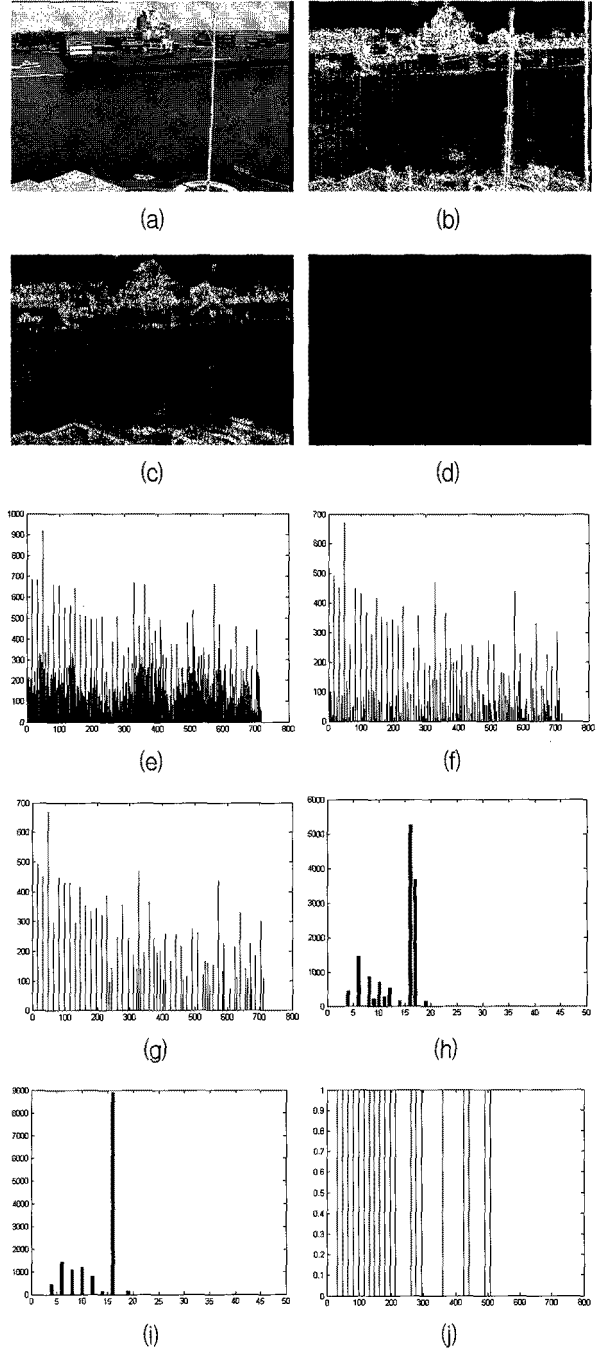


그림 7. 블록 경계 예측 수행과정
(a) I (b) D (c) A (d) B (e) c (f) s
(g) p (h) H (i) \hat{H} (j) T_i

Fig. 7. Procedure of block boundary detection.
(a) I (b) D (c) A (d) B (e) c (f) s
(g) p (h) H (i) \hat{H} (j) T_i

를 이용하여 QP=8로 부호화된 352×288크기 영상을 720×480크기로 확대한 영상을 사용한다. 입력 영상 I 를 수평 방향 고역통과 필터링하여 얻은 D 를 보면 블록경계 성분과 영상 자체의 고주파 성분이 함께 나타남을 볼 수 있다. 수직 방향 필터링을 추가로 수행한 A 에서는 영상에 내재하는 강한 수직방향 성분이 제거되었고, B 에서는 영상 자체의 고주파 성분으로 인한 영향이 완화된 것을 볼 수 있다. 수직 방향으로 B 를 누적한 c 에서는 블록 경계에서 강한 피크가 발생하며, c 를 고역통과 필터링한 s 는 지역 평균이 제거된 피크 성분만이 두드러지게 나타난다. 피크만을 추출한 p 를 활용하여

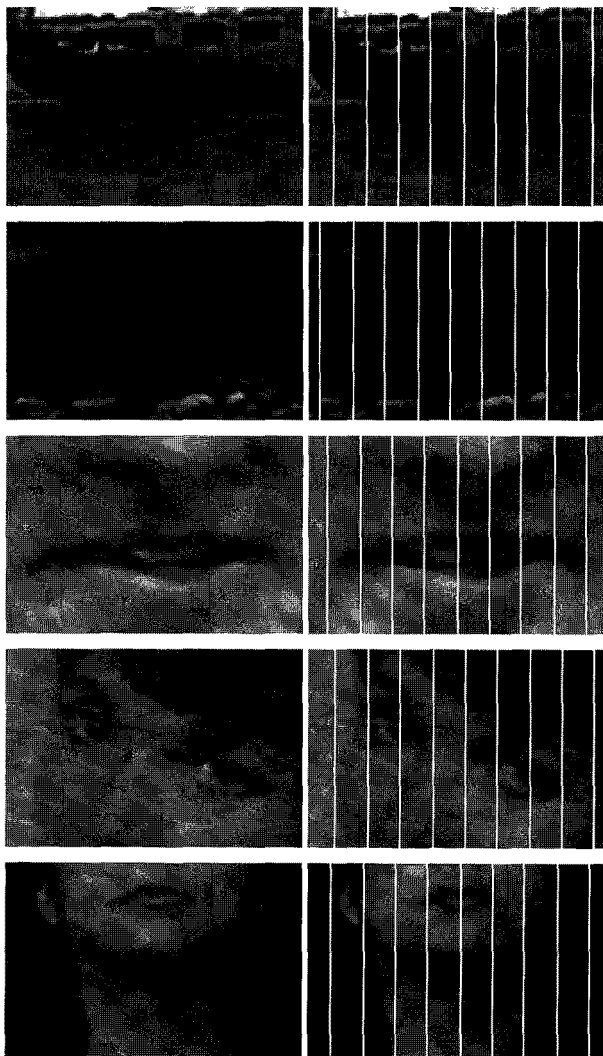


그림 8. 예측된 블록 경계의 예 (a) 입력 영상의 일부 (b) 예측된 수평 블록 경계 위치
Fig. 8. Examples of estimated block boundaries. (a) input images (b) estimated block boundaries.

인접 피크간의 히스토그램을 구한 것이 H 이다. 이상적인 블록 크기인 16.36 ($= 8 \times 720 / 352$) 부근에서 H 가 가장 큰 값을 가진다. 블록의 크기가 실수형이라는 점을 감안하여 가장 인접한 정수형 블록 크기를 예측하기 위해 사용되는 \hat{H} 에서는 $r=16$ 에서 가장 큰 값을 가진다. 실수형 블록 크기의 초기 예측값 \tilde{r} 는 식 (14)에서 구해진다. 초기 예측값 \tilde{r} 를 기반으로 식 (16)의 symmetry constraint를 만족하는 피크만을 선별하여 얻은 T_i 를 활용하여 식 (17)과 같은 선형 방정식을 얻고 최적 파라미터 b_r 과 b_o 를 식 (22)에서 구한다. 그림 8은 예측된 블록 경계를 입력 영상에 투영한 것이다. 실수 단위로 확대된 영상임에도 불구하고 블록 경계에 정확히 일치하는 예측을 수행함을 알 수 있다.

본 논문에서는 이렇게 구해진 최적 파라미터 b_r 과 b_o 의 신뢰수준과 블록화 현상의 강도를 반영하는 지표로 RPR , APR , MSE , BAS 를 제안하여 사용함으로 잘못 예측된 파라미터로 인한 손실을 방지할 수 있는 방안을 제공하였다. 표 1은 양자화 변수의 변화에 따른 RPR , APR , MSE , BAS 지표의 변화를 보여준다. 여기서 QP=0은 압축이 수행되지 않은 원 영상을 확대한 경우이다. 블록화 현상이 거의 발생하지 않는 매우 낮은 QP값에서는 블록 크기에 관한 예측이 잘못 수행되지만, APR , MSE 지표를 확인하면 예측 값의 신뢰도를 파악할 수 있다. 예측이 잘 수행되었을 경우 MSE 는 매우 낮은 값을 가진다. 또한 APR 이 클수록 신뢰수준이 높아짐을 알 수 있으며, RPR 는 APR 이 큰 경우에 한해서 의미있는 지표로 활용될 수 있음을 알 수 있다. BAS 는 양자화 변수와 비례하는 양상을

표 1. 양자화 변수에 따른 블록 경계 정보의 변화
Table 1. Variations of estimated block boundary information depending on quantization parameter.

QP	b_r	b_o	RPR	APR	MSE	BAS
0	4.23	1.20	58.12	28.76	2.15	1.03
1	4.13	-2.13	62.71	36.11	8.42	0.93
4	16.34	0.48	34.04	40.85	0.05	2.51
8	16.36	0.06	65.05	63.62	0.08	4.57
12	16.36	0.08	73.45	72.70	0.07	5.59
16	16.37	-0.04	84.98	84.10	0.08	7.59
20	16.36	0.04	97.71	93.17	0.08	9.12
24	16.36	0.05	94.92	90.89	0.08	10.41
28	16.36	0.07	94.52	90.90	0.08	12.73
31	16.36	0.01	100.0	95.45	0.08	14.10

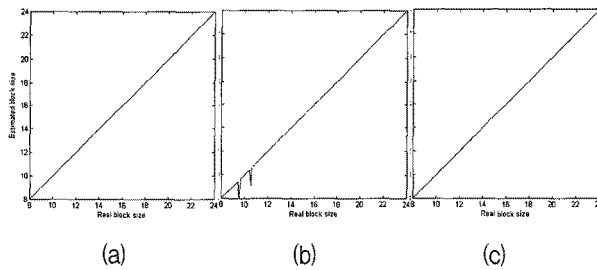


그림 9. 다양한 확대방법에 따른 블록 크기의 예측 성능 (a) nearest neighbor (b) bilinear (c) bicubic
 Fig. 9. Performance evaluation of block size estimation depending on various interpolation methods. (a) nearest neighbor (b) bilinear (c) bicubic

보여 블록화 현상의 강도를 예측하는 지표로 활용되기에 적합함을 알 수 있다.

그림 9는 확대 방법에 따른 블록 크기 예측 성능을 비교한 것으로, 블록 크기를 8.0에서 24.0으로 최대 3배 확대하는 실험을 nearest neighbor, bilinear, bicubic 확대 방법에 따라 각각 수행한 결과이다. 블록의 크기는 실수 간격으로 0.1만큼씩 증가시키며 실험했다. 확대 방법에 무관하게 대부분 정확한 블록 크기를 예측할 수 있었다. 다만, bilinear 확대 방법을 사용한 경우 2가지 요인으로 예측 오류가 발생했다. 첫 번째 요인은 추출된 피크 중에서 식 (16)의 symmetry constraint를 만족하는 수가 너무 작아 식 (22)의 최적 자승 문제를 풀 수 없는 경우이다. 두 번째 요인은 실제 예측이 잘 못 수행된 경우로 이 경우 블록의 크기는 잘못 예측되었으나 $MSE=8.9$ 로 매우 큰 값을 가진다. 즉, 두 가지 요인의 오류는 신뢰도 지표를 통해 오류를 추론할 수 있으므로 잘 못된 경계를 필터링하는 피해를 피할 수 있다.

IV. 결 론

부호화 정보를 사용하지 않고 영상 분석을 통해 임의의 실수 배율로 확대된 블록화 현상이 있는 영상에서 블록 경계를 예측하는 기법을 제안하였다. 실수형 블록 크기 정보를 보다 정확히 예측하고자 최적 자승기반 예측을 부가적으로 활용하였다. Symmetry constraint를 활용한 최적 자승 기반 예측으로 보다 정교한 실수형 예측값을 얻을 수 있고 부산물로 얻어지는 MSE는 예측된 결과의 신뢰도를 평가하는데 매우 유용하게 활용됨을 보였다. 블록화 현상의 강도를 나타내는 지표는 블록화 현상의 위치, 예측된 정보의 신뢰도 등과 함께

적응적인 블록화 현상 제거 알고리즘에 유용하게 사용될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] S. D. Kim, J. Yi, H. M. Kim and J. B. Ra, "A deblocking filter with two separate modes in block-based video coding," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 9, no. 1, pp. 156-160, Feb. 1999.
- [2] P. List, A. Joch, J. Lainema, G. Bjøntegaard, and M. Karczewicz, "Adaptive deblocking filter," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 13, no. 7, pp. 614-619, July 2003.
- [3] 김성득, 조홍규, "8×8 블록기반의 후처리필터링을 고려한 H.264 블록화 현상 제거부 설계 기법," 대한전자공학회논문지, 제 42권, 제 2호, pp.19-26, 2005. 3.
- [4] H.-S. Kong, A. Vetro, and H. Sun, "Edge map guided adaptive post-filter for blocking and ringing artifacts removal," *Proc. International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, vol. 3, pp. III-929-932, May 2004.
- [5] V. Ruol and A. Gesnot, "Method of detecting blocking artifacts," US PATENT 2003/0072377, Apr. 17, 2003.
- [6] E. Lesellier, "Method of detecting blocking artifacts," US PATENT 2006/0078155, Apr. 13, 2006.
- [7] A. Dommissie and P. M. Hofman, "Block artifacts detection," US PATENT 2006/0218619, Sep. 28, 2006.
- [8] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Comm. of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, June 1981.

저 자 소 개



김 성 득(정회원)
 1994년 경북대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1996년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 석사 졸업
 2000년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 박사 졸업

2000년~2003년 LG전자 차세대 단말 연구소
 2003년~현재 안동대학교 정보전자공학교육과
 부교수

<주관심분야 : 영상신호처리, 영상시스템>



임 경 원(정회원)
 1990년 고려대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1992년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 석사 졸업
 1998년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 박사 졸업

1997년~2001년 LG전자 종합기술원 선임 연구원
 2001년~2006년 Conexant systems Inc., USA,
 Principle engineer

2006년~현재 LG전자 수석 연구원
 <주관심분야 : 영상신호처리, 영상 시스템, 반도체>