

## 고압축 영상의 블로킹 아티팩트 잡음 제거

차성원\*, 신재호\*\*

### A study on removing blocking artefact noise for highly compressed images

Seong Won Cha\*, Jae Ho Shin\*\*

#### 요약

JPEG 압축 영상과 같은 영상을 분할하여 압축을 하는 압축 알고리즘에서는 블로킹 아티팩트 잡음은 필수적으로 발생한다. 이런 잡음은 특히 압축률이 높을수록 더욱 눈에 띄게 된다. 본 논문에서는 웨이브렛을 사용하여 블로킹 아티팩트 잡음을 감소하는 알고리즘을 제시한다. 그리고 영상 처리에 자주 사용되는 중간값 필터에 대해서도 언급하였다. 본 논문의 알고리즘을 중간값 필터와 비교한 결과 본 논문의 알고리즘이 중간값 필터보다 시각적 및 수치적 평가 모두 훨씬 월등한 결과를 얻었다.

#### Abstract

Blocking artefact noise is necessarily happened in compressed images using block-coded algorithms such as JPEC compressing algorithm. This noise is more recognizable especially in highly compressed images. In this paper, an algorithm is presented for reduction of blocking artefact noise using wavelet. Furthermore, we also mention about the median filter which is often used in image processing. Moreover, we compared the algorithm in this paper with the median filter, and its result was much better than the median filter both visually and numerically.

▶ Keyword : JPEG, blocking artefact, wavelet

• 제1저자 : 차성원    교신저자 : 신재호

• 접수일 : 2008. 2. 29, 심사일 : 2008. 3. 3, 심사완료일 : 2008. 3. 8.

\* 동국대학교 전자공학과    \*\*동국대학교 전자공학과 교수

## I. 서론

아마도 JPEC(Joint Photographic Experts Group)은 가장 널리 사용되고 있는 손실 압축 영상 알고리즘일 것이다. 이 알고리즘은 영상을 8x8 픽셀 블록(pixel block)으로 나눈 후 각 블록을 이산 코사인 변환(Discrete Cosine Transform: DCT)을 하고 주파수 영역 절단과 Huffman coding을 사용하여 압축하는 일련의 과정을 거친다.

위와 같은 변환에 의해 주파수 영역 절단으로 인한 정보 손실 이외에 이른바 아티팩트 잡음(artefact noise)이라는 인위적인 영상 처리에 의한 왜곡이 알려져 있다. 이 아티팩트 잡음은 엄밀한 의미에서 잡음(noise)이라고는 볼 수 없지만 잡음과 비슷한 성질을 가지고 있기 때문에 본 논문에서는 잡음이라고 부르기로 하겠다.

영상의 잡음을 감소하는데 일반적으로 중간값 필터(median filter)와 평균값 필터(mean filter)가 많이 쓰이고 있다. 이들 필터는 영상을 분할하여 이들의 평균값이나 가운데 값을 구하는 방법이다. 즉 영상에서 3 x 3 또는 5 x 5 등의 픽셀(pixel)로 나누어 이들의 평균값 또는 가운데 값을 구해 한 픽셀로 대체한다. 계산 량이 적고 효과가 탁월해 영상의 잡음 감소에 많이 사용하고 있다. 특성상 아티팩트 잡음 제거에는 평균값 필터보다 중간값 필터가 더 좋은 효과를 보여 본 논문의 알고리즘과 중간값 필터와 비교하였다.

## II. 관련 연구

### 2.1. 아티팩트 잡음

아티팩트 잡음은 블로킹 아티팩트 잡음(Blocking Artefact Noise)과 울림 아티팩트 잡음(Ringing Artefact Noise)의 두 가지 종류가 있다.

블로킹 아티팩트 잡음은 영상을 8x8의 픽셀 블록으로 나누는 과정에서 발생하는 잡음이다. 특히 영상의 압축률을 높였을 때(주파수 영역에서 절단이 과도 할 때) 확연히 알아 볼 수 있는데 영상에서 모자이크 모양의 얼룩을 영상 전체에 걸쳐 볼 수 있다.

그림 2.1.2는 그림 2.1.1의 사각형 부분을 확대한 그림이다. 모자이크 형태의 블록을 확실히 알아 볼 수 있다.



그림 2.1.1. 압축된 lena 영상  
Fig. 2.1.1. Compressed Lena image

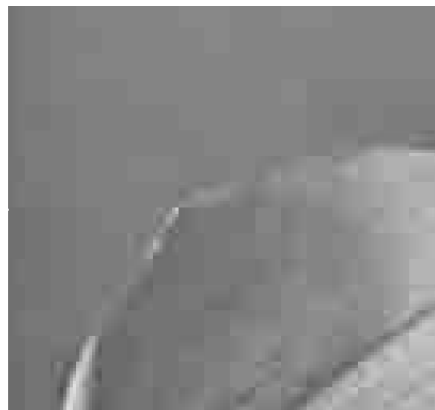


그림 2.1.2 그림 2.1.1을 확대한 그림  
Fig. 2.1.2 Enlarged Fig 2.1.1

이 같은 블로킹 아티팩트 잡음은 영상을 블록 단위로 압축하는 이유로 발생하며 압축률이 높아질수록 현저히 눈에 띄게 된다. 블로킹 아티팩트 잡음은 주파수 영역에서 급격한 주파수 절단으로 비롯되는 울림 아티팩트 잡음(Ringing Artefact Noise)과 함께 대표적인 아티팩트 잡음이다.

### 2.2 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)이 알려지기 시작한 지가 오래 되지 않아서 비교적 새로운 기술이라고 생각하기 쉬우나 웨이브렛의 역사는 사실 100년 이상이다. 별로 큰 이용을 못 느끼고 있었던 이 기술은 단시간 푸리에 변환(Short-Time Fourier Transform)의 단점인 불확정성 원리(Uncertainty Principle)가 알려지면서 그 대안으로 발전

되어 왔다. 오늘날 웨이브렛 변환은 여러 분야에서 광범위하게 응용되고 있다.

신호  $s(t)$ 의 연속 웨이브렛 변환(Continuous Wavelet Transform)의 정의는 다음과 같다.

$$CWT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int s(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt$$

여기서  $\psi(t)$ 는 기초 웨이브렛(Basic Wavelet) 또는 모 웨이브렛(Mother Wavelet)이라 불린다.

이산 웨이브렛 변환(DWT: Discrete Wavelet Transform)을 위해 신호를 고주파 성분과 저주파 성분으로 나누는 단순하고 직관적인 알고리즘이 개발되었다.[1] 도식으로 다음과 같다.

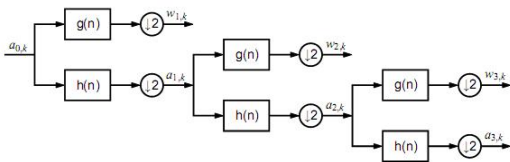


그림 2.2.1. 웨이브렛 분해 도식  
Fig. 2.2.1. Wavelet decomposition tree

그림 2.2.1에서 보는 바와 같이 신호를 고주파와 저주파 성분으로 분해한다. 특히 여기서  $w_{j,k}$ 를 웨이브렛 계수(Wavelet coefficient)라 한다. 분해 과정에서 1/2 다운 샘플링(down-sampling)을 하여 한 단계를 지날 때 마다 신호의 크기는 1/2씩 줄어들고 분해 과정의 역 방향인 합성 과정에서 업 샘플링(up-sampling)을 하여 원래 신호로 복귀 한다. 신호의 변환을 위해 웨이브렛 계수인  $w_{j,k}$ 를 적절히 변화 시킨다.

아래는 lena 영상을 3 단계 변환한 그림이다.

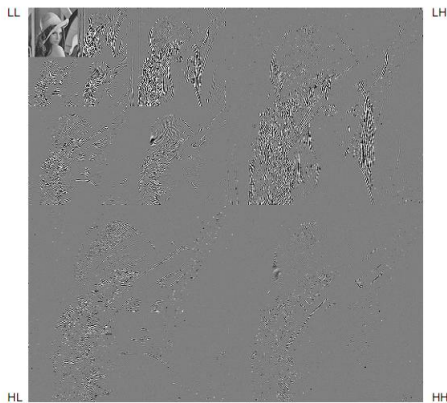


그림 2.2.2. 2 차원 3 단계 이산 웨이브렛 변환  
Fig. 2.2.2. 2 dimensional DWT in 3 levels

그림에서 'L'과 'H'는 각각 저주파와 고주파를 나타낸다. 영상의 저주파 성분과 고주파 성분이 나누어진 것을 볼 수 있다.

신호를 웨이브렛 변환을 했으면 역변환을 하기 전에 신호의 압축, 잡음 제거 등 응용에 알맞은 적절한 조치를 취하는데 이것은 웨이브렛 계수인  $w$ 를 적당히 조작한다. 이와 같은 작업을 문턱치(Thresholding)라 한다.

문턱치는 두 종류가 있는데 하드 문턱치와 소프트 문턱치다. 본 논문에서는 하드 문턱치를 사용하므로 하드 문턱치에 대해 잠시 언급하겠다.

하드 문턱치는  $w$ 의 절대치가 문턱 값보다 작을 경우  $w$ 를 '0'으로 치환한다. 그 외의 경우  $w$ 의 값은 변화 시키지 않는다.

(식 2-1)은 이 설명을 수식으로 나타낸 것이다.

$$(식 2-1) \quad \eta(w, \lambda) = \begin{cases} w & |w| > \lambda \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

$\lambda$ 는 문턱값으로 임의의 값이다.

### 2.3 잡음 제거

중간값 필터는 빠른 연산 시간과 만족스러운 결과로 많은 영상 처리에 사용되고 있다. 특히 임펄스 잡음(Impulse noise)에 좋은 특성이 있다.

그림 2.5은 아티팩트 잡음이 포함된 영상을 5x5 픽셀의 중간값 필터로 처리한 그림이다.

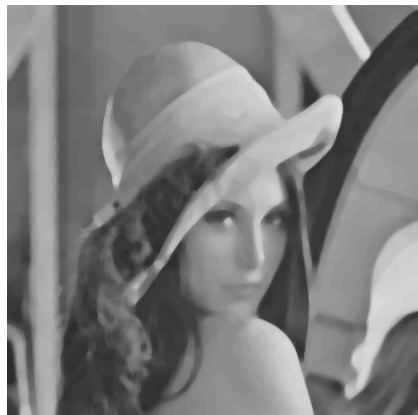


그림 2.3.1. 중간값 필터  
Fig. 2.3.1. The median filter

그림에서 볼 수 있는 것 같이 아티팩트 잡음은 많이 제거

되었다. 그러나 전체적으로 영상이 흐려지고 윤곽이 불명확하다. 이것은 중간값 필터가 일종의 저주파 통과 필터, 즉 고주파를 차단하기 때문에 생기는 효과이다.

### III. 블로킹 아티팩트 제거 필터 제안

본 논문에서 제안하는 필터 설계를 위해 두 가지 가정을 한다.

1. 블로킹 아티팩트 잡음을 순수한 잡음으로 간주한다.
2. 이 잡음은 정규 분포를 따른다.

본 논문에서 아티팩트 현상을 잡음이라는 용어를 사용하였으나 엄밀한 의미에 이것은 잡음이 아니다. 그러나 신호에 포함된 불규칙적인 신호를 잡음이라고 정의할 때 잡음으로 간주하여도 무관할 것이다.

가정 2)가 뜻하는 것은 이 잡음이 백색 가우스 잡음(White Gaussian noise)라는 것이다. 이 가정에 다소 무리가 있어 보일수도 있으나 임의 형태의 잡음들이 서로 중복된 잡음은 가우스 분포를 나타내므로[2] 이 가정은 틀리지 않을 것이다.

이와 같은 가정을 고려하면 어떤 신호  $s(t_i)$ 에 잡음이 포함된 샘플링 값  $d_i$ 는 다음과 같다.

$$d_i = s(t_i) + \sigma z_i, i = 0..n, t_i = i/n$$

$z_i \sim N(0,1)$  즉 정규 분포를 따르는 확률 변수이고  $\sigma$ 는 표준편차이다. 그러므로  $\sigma z_i$ 는 백색 가우스 잡음이고 이것을 제거할 수 있다면 원래 신호를 복원할 수 있다.

웨이브렛으로 직교 웨이브렛을 사용한다면 이 시스템은 선형적교시스템이므로 표준편차  $\sigma$ 는 웨이브렛 계수에 고르게 분포 된다. 더구나 경험상 잡음은 원래 신호에 비해 그 강도가 훨씬 약하다.[3]

위와 같은 근거로 웨이브렛 계수  $w_{j,k}$ 의 일정값 이하를 절단하는 이른바 하드문턱치(Hard Thresholding)을 사용하여 신호를 변환한다.

$$(식 3.1) \quad \eta(w, \lambda) = \begin{cases} w & |w| > \lambda \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

여기서  $\lambda$ 는 알려져 있지 않은 미지의 문턱값이다.

참고문헌 [4]에 따르면 문턱값  $\lambda$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$(식 3.2) \quad \lambda = \sigma \sqrt{2 \ln n}$$

$\sigma$ 는 표준편차,  $n$ 은 전체 샘플링 개수이다.  $n$ 은 알려져 있으나  $\sigma$ 는 미지의 수이다.

참고문헌 [5]에서 통계적 모델링 방법으로  $\sigma$ 의 값을 제시하였는데 다음과 같다.

$$(식 3.3) \quad \sigma = MAD(w_{0,k})/0.6745$$

여기서 MAD는 중간절대편차(Median Absolute Deviation)를 나타내며 다음과 같이 정의된다.

$$MAD(y_i) = median(|y_i - median(y_i)|)$$

여기서  $median(y_i)$ 는  $y_i$  수열의 중간값

이제 모든 미지수가 알려졌으므로 웨이브렛 변환을 적용할 수 있다. 우선 알기 쉽게 각 블록 당 표준편차  $\sigma$  값을 구해 그 블록에 적용하는 과정을 영상의 모든 블록에 적용할 수 있다. 이런 방법 또한 블로킹 아티팩트 잡음 감소에 좋은 효과가 있다.

그러나 더 좋은 효과를 보기 위해 영상 전체에 걸친 표준편차  $\sigma_H$  을 구하고 이것을 이용하여 각 블록의 표준편차  $\sigma_k$  의 최적 값을 구한다.

$$\text{각 블록 } \sigma_i \text{ 의 평균 } \bar{\sigma} = \frac{\sum_{i=0}^N \sigma_i}{N} \text{ 이다.}$$

여기서  $N$  은 영상의 블록 개수이다.

$$\text{블록 } k \text{ 의 표준편차 } \sigma_k \text{ 는 } \sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_i}{N} \frac{\sigma_k}{\sigma}$$

이다.

이 식에 모든 블록의 표준편차의 평균인  $\bar{\sigma}$  에 영상 전체의 표준편차  $\sigma_H$  로 교환한다. 그러면 블록  $k$ 의 새로운 표준편차  $\sigma'_k$ 는 다음 식과 같다.

$$\sigma'_k = \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_i}{N} \frac{\sigma_k}{\sigma_H}$$

이제  $\sigma'_k$  를 사용하여 (식 3.2) 따라 각 블록의 문턱값  $\lambda$  를 구할 수 있다.

#### IV. 실험 및 결과

알고리즘의 평가 수단으로 시각적과 수치적 방법이 있다. 아래 lena 영상을 이 알고리즘을 적용하여 블로킹 아티팩트 잡음을 감소한 시각적 평가용 영상이다. 웨이브렛은 비교적 대칭성이 좋아 그러므로 선형 위상이 좋은 Symmlet8(6)을 사용하였다.



그림 4.1. 본 알고리즘을 사용하여 블로킹 아티팩트 잡음을 제거한 영상  
Fig 4.1. Removing blocking artefact noise using the algorithm in this paper

본 알고리즘의 수치적 평가 방법으로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)[3]을 사용하였다.

잘 알려진 직관적인 평가 식으로 MSE(Mean Square Error)가 있다. MSE는 다음과 같이 정의된다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (O_{i,j} - F_{i,j})^2 \quad (식 4-1)$$

$O_{i,j}$  : 원 영상  
 $F_{i,j}$  : 잡음이 포함된 영상

여기서 M과 N은 각각 영상의 세로와 가로 픽셀수이다. MSE는 단순히 원영상과 1 대 1로 픽셀을 비교해 얼마나 변화가 있는지 조사하는 방법이다. 값이 작을수록 원 영상에 유사하다.

MSE은 값이 작을수록 더 원 영상에 근접한 즉 잡음이 덜 포함된 영상이다. 이들 평가 방식은 신호의 차이가 두 배가 나면 평가 값도 두 배가 된다.

일반적으로 인간의 오감은 신호 강도의 로그에 비례해 강도를 느낀다. 그래서 위의 평가식의 로그를 취하는 PSNR이 보편적이다. PSNR의 단위는 데시벨이다.

다음은 PSNR의 정의식이다.

$$PSNR = 20 \log\left(\frac{V}{\sqrt{MSE}}\right) \quad (식 4-2)$$

여기서 V는 각 픽셀의 최댓값이다. 만일 8 bit 영상 즉 픽셀 값이 0-255 사이에 놓여있다면 V는 255고 PSNR은 (식 6-3)과 같다.

$$PSNR = 20 \log\left(\frac{255}{\sqrt{MSE}}\right) \quad (식 4-3)$$

PSNR은 클수록 더 원 영상과 유사하다. 표 6.1에서 JPEG, 중간값 필터 및 본 논문의 알고리즘의 PSNR을 비교하였다. 오리지널(Original) 영상으로 무 압축의 원본 영상을 사용하였다.

표 4.1. PSNR의 비교  
Table 4.1. Comparison of PSNR

|         | PSNR 값        |
|---------|---------------|
| JPEG 영상 | 49.3892630927 |
| 중간값 필터  | 46.3740296845 |
| 본 알고리즘  | 52.0283155930 |

본 논문의 알고리즘이 중간값 필터보다 더 좋은 결과를 보였다. 놀랍게도 JPEG 영상보다도 더 좋았는데 이 이유는 블로킹 아티팩트 잡음의 감소에 기인한다.

## V. 결론

처음에 블로킹 아티팩트를 백색 가우스 잡음으로 간주하는 발상은 다소 무리가 있어 보였다. 왜냐하면 블로킹 아티팩트는 외부에서 들어온 잡음이 아니기 때문이다. 그러나 결과는 상당히 만족할 만 했다.

표준편차  $\sigma$ 의 값을 구하기 위해 (식 3.3)를 사용 하였으며 대부분 만족 할만 했으나 몇몇 영상은 값을 조금 조정할 필요가 있었다. 그러나 (식 3.3)를 단순히 사용하여도 모든 영상에서 중간값 필터를 적용하였을 경우보다 더 나은 결과를 보였다.

블로킹 아티팩트 잡음 제거에 대해서 그동안 다양한 논문들이 발표되었고 또 부분적으로 성과를 거둔 알고리즘도 있었다. 그러나 이들 대부분 논문들은 블로킹 아티팩트를 고주파로 보고 영상의 고주파 영역을 제거하는 방식이 많았다. 이런 방식은 블로킹 아티팩트를 감소하는 거의 유일한 방법이지만 부작용으로 역시 고주파인 윤곽선 또한 제거해 영상의 질을 떨어뜨리는 효과가 있다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 가능한 윤곽선은 살리고 블로킹 아티팩트만 제거하는 효과가 있어 기존 논문의 단점을 개선했다고 볼 수 있다.

## 참고문헌

- [1] S. Mallat, A theory of multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989
- [2] Ivan S Sokolnikoff, Elijabeth S Sokolnikoff, Advanced Mathematics, Princeton University Press, 1960
- [3] S. Mallet, A wavelet tour of signal processing, Academic Press, 1999
- [4] D. L. Donoho, De-Noising by Soft-Thresholding, IEEE Transaction on Information Theory, Band 41, 1995
- [5] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, Ideal spatial adaption by wavelet shrinkage, Biometrika, Band 81, 1994
- [6] M. Jansen, P. Ooninx, Second generation wavelets and applications, Springer, 2005

- [7] I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, SIAM, 1992
- [8] Z. Xiong, M.T. Orchard, Y.Q. Zhang. A Deblocking Algorithm for JPEG Compressed Image Using Overcomplete Wavelet Representation, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Band 7, 1997
- [9] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins, Digital Image Processing using MATLAB, Prentice-Hall, 2003
- [10] R. Gonzales, R. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992
- [11] S. Wu, H. Yan, Z. Tan, An Efficient Wavelet-Based Deblocking Algorithm for Highly Compressed Images, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 11 No. 11, Nov 2001
- [12] Z. Xiong, M.T. Orchard, Y.Q. Zhang, A Deblocking Algorithm for JPEG Compressed Images Using overcomplete Wavelet Representations, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 7, April 1997

## 저자 소개



차성원  
 명지대학교 물리학과  
 시켄대학교 전자공학과  
 동국대학교 전자공학과

신재호  
 서울대학교 전자공학과  
 동국대학교 전자공학과 교수