디지털산업정보학회 논문지 제4권 제1호 - 2008년 3월

# 블록 나눔을 사용한 블로킹 아티팩트 잡음 감소

차 성 원* · 신 재 호**

# *Blocking artefact noise reduction using block division*

Cha, Seong Won · Shin, Jae Ho

〈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 block division. Furthermore, we also mention about the median filter which is often used in image processing.

Key Words: De-Noising, Blocking Artefact, Image Processing, Wavelet Transform

## Ⅰ. 서론

아마도 JPEG(Joint Photographic Experts Group)[1]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 coding[2]을 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.

* 동국대학교 신호처리연구실
** 동국대학교 전자공학과 교수

영상의 잡음을 감소하는데 일반적으로 중간값 필터(median filter)와 평균값 필터(mean filter)[3]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. 계산량이 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. 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>는 <그림 1>의 사각형 부분을 확대한 그림이다. 모자이크 형태의 블록을 확실히 알아 볼 수 있다.

그림 1. 압축된 lena 영상

그림 2. <그림 1>을 확대한 영상

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

## Ⅲ. 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)이 알려지기 시작한지가 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 발전되어 왔다. 오늘날 웨이브렛 변환은 여러 분야 에서 광범위하게 응용되고 있다.

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

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

여기서 $\psi(t)$ 는 기조 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 개발 되었는데 Mallet 알고리즘[4] 또는 고속 웨이브렛 변환[5]이라 불린다. 도식으로 <그림 3>과 같다.

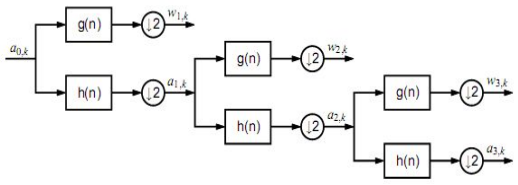


그림 3. 웨이브렛 분해 도식

<그림 3>에서 보는 바와 같이 신호를 고주파와 저주파 성분으로 분해한다. 특히 여기서 $w_{jk}$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 $w_{jk}$을 적절히 변화 시킨다.

아래는 lena 영상을 1 단계 변환한 그림이다.

그림 4. 2 차원 1 단계 이산 웨이브렛 변환

그림에서 'L'과 'H'는 각각 저주파와 고주파를 나타낸다. 영상의 저주파 성분과 고주파 성분이 나누어진 것을 볼 수 있다. 2차원 웨이브렛은 1차원 웨이브렛을 2차원으로 확장시키는데 우선 세로축(0~M-1, M은 세로 픽셀수)의 모든 곳에서 가로축으로 1차원 웨이브렛 변환을 한다. 그러면 세로축으로 왼쪽으로 저주파 성분(L)이 모이고 오른쪽으로 고주파 성분(H)이 온다. 다시 가로축(0~N-1, N은 가로 픽셀수)의 모든 곳에서 세로 방향으로 1차원 웨이브렛 변환을 하면 위쪽으로 저주파 성분이 오고 아래쪽은 고주파 성분들이다. LL은 두 방향 모두 저주파이고 HL은 세로축으로 고주파, 가로축으로 저주파를 뜻한다.

## Ⅳ. 문턱값 절단

신호를 웨이브렛 변환을 했으면 역변환을 하기 전에 신호의 압축, 잡음 제거 등 응용에 알맞은 적절한 조치를 취하는데 이것은 웨이브렛 계수인 w를 적당히 조작한다. 이와 같은 작업을 문턱값 절단(Thresholding)[6]이라 한다.

문턱값 절단는 두 종류가 있는데 하드 문턱값 절단와 소프트 문턱값 절단이다.

하드 문턱값 절단는 w의 절대치가 문턱 값보다 작을 경우 w를 '0'으로 치환한다. 그 외의 경우 w의 값은 변화 시키지 않는다.

<식 1>은 이 설명을 수식으로 나타낸 것이다.

$$\eta(w,\lambda)=\begin{cases} w & |w|>\lambda \quad \text{단 } \lambda \geq 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad \text{〈식 1〉}$$

소프트 문턱값 절단는 <식 4-2>과 같이 정의 된다.

$$\eta(w,\lambda)=\begin{cases} sgn(w)f(|w|-\lambda) & |w|>\lambda \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad \text{〈식 2〉}$$

여기서 함수 f(w)는 일반적으로 1차 함수이다. 그러나 때때로 스플라인 곡선(spline curve)이 쓰이기도 한다.

## Ⅴ. 중간값 필터를 이용한 아티팩트 잡음 제거

중간값 필터와 평균값 필터는 빠른 연산 시간과 만족스러운 결과로 많은 영상 처리에 사용되고 있다. 2가지 알고리즘 모두 잡음제거에 많이 사용되나 아티팩트 잡음의 경우 특성상 중간값 필터가 더 좋은 결과를 보여준다.

<그림 5>은 블로킹 아티팩트 잡음이 포함된 영상을 3x3 픽셀의 중간값 필터로 처리한 그림이다.

그림 5. 3x3 중간값 필터

<그림 5>과 <그림 1>을 비교하면 <그림 5>에서 아티팩트 잡음은 많이 제거된 것을 볼 수 있다. 그러나 전체적으로 영상이 흐려지고 윤곽이 불명확 하다. 이것은 평균값 필터가 일종의 저주파 통과 필터, 즉 고주파를 차단하기 때문에 생기는 효과이다.

## Ⅵ. 본 논문에서 제안하는 블록킹 아티팩트 잡음 감소 필터

아티팩트 잡음은 고주파이므로 웨이브렛 변환 또는 푸리에 변환 등을 사용하여 고주파를 제거하면 이 잡음을 제거 할 수 있다. 그러나 윤곽선 역시 고주파이므로 이 방법은 윤곽선을 제거하여 영상이 흐려진다. 그러므로 모든 고주파를 제거 할 수 없고 고주파의 일부만 제거하기 위해 적절한 문턱값을 알 수만 있다면 하드 문턱값 절단을 이용 잡음을 감소할 수 있다.

2장에서 블로킹 아티팩트 잡음은 8x8 픽셀 블록의 모임이라고 언급하였다. 여기서 영상의 각 8x8 픽셀 블록에는 서로 다른 값을 가지는 직류 성분을 포함하고 있다고 가정한다. 즉 영상의 한 블록은 '잡음이 없는 원본 영상'에 '직류 성분의 잡음'이 겹친 상태이다. 물론 이 잡음은 모든 8x8 블록에서 다른 값을 가진다. 이와 같은 가정은 블로킹 아티팩트 잡음이 영상을 블록으로 나누어 이산 코사인 변환 및 역변환 과정에서 일어나므로 이 가정은 정당하다.[7]

<그림 6>에 그 의미를 도시하였다. 영상의 픽셀수는 MxN이고 한 블록의 픽셀 수는 8x8이다. $\alpha_{i,j}$ ($1 \le i \le M/8, 1 \le j \le N/8$) 는 각 블록에 포함된 잡음이다.

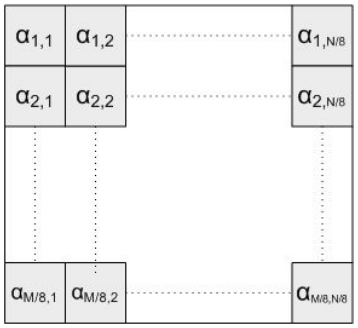


그림 6. 영상을 8x8 블록으로 나눈 그림

잡음 $\alpha_{i,j}$는 직류성분이므로 각 블록 안에서는 주파수가 '0'인 저주파이다. 그러나 가로축의 한 라인 또는 세로축의 한 라인에서는 각 $\alpha_{i,j}$ 이 틀리므로 고주파 성분이다. 즉 영상의 한 라인에서 그 라인 전체의 고주파 성분의 절대값 평균은 그 라인을 블록으로 나누어진 고주파 성분의 절대값 평균보다 크다고 볼 수 있다.

이것을 식으로 나타내면 <식 3>과 같다.

$$mean(|W_H(P_L)|) > mean(mean(|W_H(P_B)|)) \quad \langle 식\ 3 \rangle$$

$mean$ 함수는 수열의 평균값
$W_H$ 는 1차원 웨이브렛 변환의 고주파 영역 수열
$P_L$ 및 $P_B$ 는 각 라인 픽셀 수열 및 블록 픽셀 수열

이들의 차를 μ 라 하면 다음과 같다.

$$\mu_m = mean(|W_H(P_{Lm})|) - mean(mean(|W_H(P_{Bm})|))$$

여기서 m ($1 \le m \le M$)은 Y 축의 변수이다.

블록은 8x8 픽셀이고 한 블록의 잡음 $\alpha_{i,j}$ 는 동일하다는 것을 고려하면 Y축으로 8 픽셀 즉 한 블록의 패턴은 동일하므로 블록 평균값의 차 $\mu_i$ ($1 \le i \le M/8$)를 정의한다.

그림 6.2. 8x8 블록의 한 라인

여기서 4장에서 언급한 하드 문턱값 절단 함수 $\eta(w,\lambda)$의 문턱값 $\lambda$에 평균값의 차 $\mu$를 사용 하드 문턱값 절단을 한다. Y축으로 모든 절차가 끝나면 다시 X 축으로 같은 동일한 절차를 반복한다.

<그림 7>은 이 과정을 거친 영상의 변화를 보여준다. 웨이브렛은 쌍직교 스플라인 웨이브렛 5.3 (Biorthogonal Spline Wavelet 5.3)[8]을 사용하였다.

<그림 8>는 이 영상들을 확대한 그림으로 각 절차에 따라 블로킹 아티팩트 잡음의 감소를 보여준다.

<그림 7>에서 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 과정을 잘 보여준다. <그림 7> (b)에서 원 영상 (a)의 가로축 방향의 블로킹 아티팩트 잡음이 감소되었다. <그림 7> (c)에서 (b)의 세로 방향 잡음이 감소되어 원 영상 a)의 모든 블로킹 아티팩트 잡음이 감소된 것을 볼 수 있다.

a) 원 영상 b) 본 알고리즘을 세로축으로 적용한 영상 c) 본 알고리즘을 다시 가로축으로 적용하여 완성된 영상

그림 6. 본 논문의 알고리즘을 적용한 영상

a) 원 영상 b) 본 알고리즘을 세로축으로 적용한 영상 c) 본 알고리즘을 다시 가로축으로 적용하여 완성된 영상

그림 7. <그림 6>을 확대한 그림

## Ⅶ. 본 알고리즘의 평가

본 알고리즘의 평가 방법으로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)[9]을 사용하였다.

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

$$MSE = \frac{1}{MN}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{M-1}(O_{i,j}-F_{i,j})^2 \quad \langle 식\ 5 \rangle$$

$O_{i,j}$ : 원영상
$F_{i,j}$ : 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.

다음은 PSNR의 정의식이다.

$$PSNR = 20\log(\frac{V}{\sqrt{MSE}}) \quad \langle 식\ 6 \rangle$$

여기서 V는 각 픽셀의 최대값이다. 만일 8 bit 영상 즉 픽셀 값이 0-255 사이에 놓여있다면 V는 255고 <식 6>는 다음과 같다.

$$PSNR = 20\log(\frac{255}{\sqrt{MSE}}) \quad \langle 식\ 7 \rangle$$

PSNR은 클수록 더 원 영상과 유사하다. <표 1>에서 JPEG, 중간값 필터 및 본 논문의 알고리즘의 PSNR을 비교하였다. 오리지널(Original) 영상으로 무 압축의 원본 영상을 사용하였다.

표 1. PSNR의 비교

| | PSNR 값 |
|---|---|
| JPEG 영상 | 50.4678127373 |
| 중간값 필터 | 47.0952049140 |
| 본 알고리즘 | 53.3740683742 |

본 알고리즘으로 JPEG 영상을 수정하였으므로 시각적으로는 더 좋아보여도 수치적으로는 더 나빠질 것이라고 예상했는데 놀랍게도 중간값 필터뿐만 아니라 JPEG 영상보다도 더 결과가 좋았다.

## Ⅷ. 결론

블록킹 아티팩트 잡음은 상당히 거슬리는 잡음이므로 감소하는 것이 바람직하다. 특히 동영상에서는 그 정도가 심하므로 절대적으로 감소해 줘야만 한다.

모든 잡음 제거 알고리즘이 잡음을 완벽하게 제거할 수 없는 것 같이 본 논문에서 제안하는 알고리즘 역시 블로킹 아티팩트 잡음을 완벽하게 제거 할 수는 없다. 그러나 윤곽선을 잘 보존하면서 블로킹 아티팩트 잡음을 최대한 감소한다는 평가를 받을 수 있을 것이다.

## 참고문헌

[1] Official site of the Joint Photographic Experts Group http://www.jpeg.org/
[2] Wikipedia - Huffman coding http://en.wikipedia.org/wiki/Huffman_code
[3] R. Gonzales, R. Woods, Digital Image Processing,

Addison Wesley, 1992, pp.192~199

[4] S. Mallat, A theory of multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 7, July 1989, pp. 674~693

[5] M. A. Cody, The Fast Wavelet Transform, Dr. Dobb's Journal, Apr 1992, pp. 16~91

[6] I. Daubechies, Ten lectures on Wavelets, CBMS-NSF Ser, Appl. Marh. 61. Philadelphia, SIAM, 1992, pp. 326

[7] J. Fauqnet, F. Coudoux, M. G. Gazalet, Algorithm for removing DCT noise patterns in block encoded images, IEEE Transaction, Vol. 34, Issue 24, Nov 1998, pp. 2322~2323

[8] J. C. Goswami, A. K. Chan, C. K. Chui, On a spline-based fast integral wavelet transform algorithm, Plenum Press, 1995, pp. 455~463

[9] Y. Kawai, Y. Fukase, F. Tomita, and H. Hirukawa, A stereo vision system for the hrp-2 humanoid robot to act tonomously, Computer Vision, Vol. 2, 2004, pp. 754~759

## ■ 저자소개 ■

차성원
Cha, Seong Won

현재 동국대학교 신호처리연구실
1995년 독일 Siegen 대학교 전자공학과 (공학석사)
1992년 독일 Siegen 대학교 전자공학과 (공학사))

관심분야 : 신호처리, 영상처리
E-mail : massac51@gmail.com

신재호
Shin, Jae Ho

현재 동국대학교 전자공학과 교수
1987년 서울대학교 전자공학과 (공학박사)
1982년 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
1979년 서울대학교 전자공학과 (공학사)

관심분야 : 신호처리
E-mail : jhshin@dongguk.edu

논문접수일 : 2008년 1월 15일
게재확정일 : 2008년 3월 6일