

# 웨이블릿을 이용한 영상개선 기법

정희원 이 해 성\*, 변 헤 란\*, 유 지 상\*\*

## Image Enhancement Techniques Based on Wavelets

Hae-Sung Lee\*, Hyeran Byun\*, Jisang Yoo\*\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문에서는 영상에 불필요한 잡음과 블록현상을 동시에 제거할 수 있는 웨이블릿 기반 영상개선 기법을 제안하고자 한다. 최적의 경계선 검출을 위하여 설계된 프레임 구조의 웨이블릿이 이용되었다. 본 논문에서 제안된 기법은 릿슈츠 정규도, 공간적 상관도, 그리고 몇 개의 중요한 이론적 가정에 근거하고 있다. 영상처리 분야에서 많이 사용되고 있는 여덟 가지 영상을 가지고 수행된 모의실험 결과, 제안된 영상개선 기법은 공간적 평균 필터, 가우시안 필터, 미디안 필터, 위너 필터, 그리고 최근에 제시된 다른 웨이블릿 기반 필터들 보다 잡음제거 성능이 PSNR 및 사람의 시각적인 측면 모두에서 우수함을 입증할 수 있었으며 블록현상제거의 성능은 기존 방법과 대등한 결과를 보여주었다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a technique for image enhancement, especially for denoising and deblocking based on wavelets. In this proposed algorithm, frame wavelet system designed as a optimal edge detector was used. And our theory depends on Lipschitz regularity, spatial correlation, and some important assumptions. The performance of the proposed algorithm was compared with three popular test images in image processing area. Experimental results show that the performance of the proposed algorithm was better than other previous denoising techniques like spatial averaging filter, Gaussian filter, median filter, Wiener filter, and some other wavelet based filters in the aspect of both PSNR and human visual system, The experimental results also show approximately the same capability of deblocking as the previous developed techniques

## I. 서 론

### 1.1. 기존의 잡음제거 기술들

대부분의 영상에는 다양한 잡음(noise)이 존재한다. 이를 해결하기 위한 잡음제거 기법의 개발은 지난 30 여년 동안 영상처리분야 및 컴퓨터 비전 분야에서 매우 큰 관심사항 중 하나였다<sup>[1]</sup>. 잡음에는 여러 가지 형태가 존재하나 가장 일반적이고 많이 연구되는 잡음은 가산백색잡음(additive white

gaussian : AWG)이다<sup>[2]</sup>. 이 잡음은 보통 공간적 평균필터(spatial averaging filter), 가우시안 필터(Gaussian smoothing filter), 위너 필터(Wiener filter) 등 선형필터를 통하여 제거가 가능하다.

한편 잡음의 형태가 가우시안이 아니고 충격성(impulse-type) 잡음의 형태인 경우에는 미디안 필터, 형태학적 필터, 스택 필터(stack filter) 등의 비선형 필터가 효과적으로 사용된다. 선형필터의 경우에는 AWG 잡음제거에 좋은 성능을 발휘하지만, 잡

\* 연세대학교 컴퓨터과학과(geneel@aipiri.yonsei.ac.kr; hrbyun@aipiri.yonsei.ac.kr)

\*\* 광운대학교 전자공학과(jsyoo@kwangwoon.ac.kr)

논문번호 : 99420-1019, 접수일자 : 1999년 4월 20일

\* 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(98-0701-0201-3) 지원으로 수행되었습니다.

음이 제거된 영상에 퍼짐(blurring) 효과를 초래하는 한계를 가지고있다. 따라서 아직도 영상개선을 위한 완벽한 기법은 존재하지 않으며 각 응용에 따라 최적의 기법이 개발 사용되고 있는 상황이다<sup>[1,2]</sup>.

David Donoho는 웨이블릿에 기반한 성능이 우수한 새로운 영상개선 기법을 제안하였다<sup>[3,4,5]</sup>. Mallat도 경계선 검출기술과 더불어 잡음제거를 위한 기법을 웨이블릿에 기반하여 제안하였는데 계산이 복잡하다는 단점이 있다<sup>[6,7]</sup>. 특히 그의 기법은 립쉬츠 정규도(Lipschitz regularity) 개념을 사용하여 전개되었는데, 립쉬츠 정규도는 본 논문의 이론 전개에서도 중요한 개념으로써 활용된다.

그 후, 웨이블릿 해석과 영상의 공간적 상관도(spatial correlation)를 동시에 고려한 새로운 잡음제거 기술이 Xu 등에 의하여 제안되었다<sup>[8]</sup>. 이 방법에서는 잡음성분을 실제 영상으로부터 잘 분리해 낼 수 있으나, 역시 계산이 복잡하다는 단점이 있다.

### 1.2. 기존의 블록현상제거 기술들

JPEG과 MPEG은 각각 정지영상과 동영상 압축 표준안으로 현재 널리 사용되고 있다<sup>[9]</sup>. 표준안의 핵심 기술중 하나인 블록기반 DCT(discrete cosine transform)는 STFT(Short Time Fourier Transform)에 이론적 근거를 두고 있으며, 따라서 깃스(Gibbs) 현상 또는 블록현상(blocking effect)의 문제가 존재한다<sup>[10]</sup>. 블록현상은 압축률이 높아질수록 심해지는데 압축률이 0.25bpp에 이르게 되면 사람의 시각에 쉽게 감지될 수 있는 정도이다<sup>[9]</sup>.

블록현상을 제거하기 위하여 많은 기술들이 JPEG과 MPEG의 후처리 기술로 개발되었는데, 영상적응 필터(image adaptive filtering), 블록집합사영(projection on convex sets), 마코프 임의장(Markov random fields), 웨이블릿 변환, 그리고 비선형 필터 등이 그것이다<sup>[11]</sup>. 특히, 블록집합사영을 기반으로 한 블록제거 기술은 그 성능이 뛰어난데, 문제는 바로 계산량이 많다는 것이다<sup>[12,13]</sup>. 한편 성능 면에서 대등하면서 계산량을 줄인 방법이 웨이블릿 변환을 기반으로 Xiong 등에 의하여 제안되었고<sup>[13]</sup>, 또한 실시간 실행을 목적으로 Chou 등에 의하여 제안된 기술도 성능면에서는 거의 대등한 것으로 나타났다<sup>[11]</sup>. 그런데 Chou 등에 의하여 제안된 블록제거 기술은 개념적으로 블록과 비슷하게 취급될 수 있는 일반적인 잡음에 대해서는 그 효과가 거의 없다고 할 수 있다. 왜냐하면 Chou 등의 방법

은 블록현상이 나타나는 특정 위치의 최소 값만을 조작하기 때문이다.

### 1.3. 제안된 영상개선 기법의 특징

잡음 및 블록현상 제거를 위해 주로 사용되는 웨이블릿 변환은 프레임(frame) 구조의 웨이블릿 변환이다. 본 논문에서도 프레임 구조의 웨이블릿 변환을 사용하였는데, 특히 Hsieh 등에 의하여 개발된 쌍직교(biorthogonal) 웨이블릿 필터를 사용하였다<sup>[14]</sup>. 그 이유는 잡음과 블록현상을 제거하는 핵심기술은 제거되어야 할 잡음과 블록성분을 영상의 경계선 성분과 구별하는 데에 있고, Hsieh의 웨이블릿 필터가 이 조건을 만족하기 때문이다.

Hsieh 등은 Canny의 경계선 검출을 위한 조건들을 이용하여 AWG 잡음을 최소화하고, 경계선을 극대화 할 수 있는 웨이블릿 필터를 설계하였으며, 그 성능은 Canny의 방법보다 뛰어난 것으로 발표되었다<sup>[14,15]</sup>.

본 논문에서는 영상의 경계선과 잡음 및 블록 성분의 구분을 더욱 확실하게 하기 위하여 웨이블릿 변환된 영상에서 공간적 상관도를 이용하였는데, 이 개념은 Xu 등의 잡음제거 기술에서도 이미 사용된 바 있다<sup>[8]</sup>. 그러나, Xu 등의 잡음 제거 방법과는 달리, 본 연구에서는 립쉬츠 정규도라는 개념을 이용하여 공간적 상호관계의 의미를 자세히 분석하였다. 제안된 기법은 계산복잡도 측면에서 Xu 등의 방법보다 우수하며, 성능면에서도 우수하거나 대등한 PSNR 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 본 논문에서 제안된 기법은 잡음과 블록현상을 동시에 제거할 수 있는 특징을 가지고 있다.

본 논문의 2장에서는 웨이블릿 변환과 립쉬츠 정규도를 소개하였고 3장에서는 영상개선 기법을 설명하였다. 4장에서는 본 논문에서 제안된 기법과 기존 기법들과 성능을 비교하여 그 결과를 제시하였으며 5장에서 결론을 맺었다.

## II. 웨이블릿 변환의 이론적 배경

### 2.1. 웨이블릿 변환

Morlet와 Grossmann에 의하여 연속 웨이블릿 변환이 정형화되었으며 이산 웨이블릿 변환은 Mallat에 의하여 정형화되었다. 본 논문에서 웨이블릿은 다음과 같이 정의되었다<sup>[14,16,17,18]</sup>.

**[정의1]** 함수  $\psi(x)$ 의 푸리에 변환  $\psi(\omega)$ 가 식 (1)을 만족할 때  $\psi(x)$ 를 웨이블릿이라고 정의한다.

$$\int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega = C_\psi^{-1} \tag{1}$$

$$= \int_{-\infty}^0 \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega = C_\psi^{-1} < +\infty$$

식 (1)은 다음의 식 (2)를 의미한다.

$$\int_{-\infty}^\infty \psi(u) du = 0 \tag{2}$$

이때 식 (2)를 허용조건(admissibility condition)이라고 하며  $\psi_s(x) \equiv \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$ 를 스케일  $s$ 만큼의  $\psi(x)$ 에 대한 불림(dilation)으로 정의한다.

**[정의2]**  $W_s f(x) = f * \psi_s(x)$ 를 함수  $f(x) \in L^2(R)$ 의 (연속)웨이블릿 변환이라고 정의한다.

정의 2에서 \*는 컨볼루션(convolution) 연산을 의미한다.  $W_s f(x)$ 의 변수  $x$ 에 대한 푸리에 변환은 간단하게  $\overline{W_s f}(\omega) = \hat{f}(\omega) \hat{\psi}(s\omega)$ 으로 표현된다. 식 (3)을 이용하면 웨이블릿 변환된 결과를 역변환하여 원래의 함수  $f(x)$ 를 다시 얻을 수 있다.

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_s f(u) \overline{\psi_s(u-x)} du \frac{ds}{s} \tag{3}$$

식 (3)에서  $\overline{\psi_s}(x)$ 는  $\psi_s(x)$ 의 켈레복소함수를 의미한다.

위 정의에서는 스케일  $s$ 가 실수이지만 정수라는 제약을 가하면 즉  $s \in Z$  를 만족하면, 앞에서 정의된 웨이블릿 변환은 이산 웨이블릿 변환이 된다. 많은 경우  $s = 2^j (j \in Z)$ 를 만족하고, 이 경우 이산 웨이블릿 변환은 dyadic하다고 한다.

### 2.2. 립쉬츠 정규도(Lipschitz Regularity)

웨이블릿 변환을 이용하면 함수의 지역 정규도(local regularity)에 대한 정보를 얻을 수 있다. 함수의 지역 정규도는 종종 립쉬츠 지수(Lipschitz exponent)를 이용하여 측정되며 본 논문에서 매우 중요한 개념으로 활용된다. 립쉬츠 지수 및 립쉬츠 정규도는 다음과 같이 정의된다<sup>6,7)</sup>.

**[정의3]**  $n$ 은 양의 정수이고  $n \leq \alpha \leq n+1$ 이 성립된다고 가정하자. 어떤 함수  $f(x)$ 에 대하여 두 개의 상수  $A, h_0 > 0$ , 그리고  $n$ 차의 다항식  $P_n(x)$ 가 존재하여  $h < h_0$ 에 대하여  $|f(x_0+h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha$ 가 성립된다고 할 때, 이 함수는  $x_0$ 에서 립쉬츠  $\alpha$  (Lipschitz  $\alpha$ )라고 정의한다. 함수  $f(x)$ 가 구간

$x_0 + h \in (a, b)$ 에서  $|f(x_0+h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha$ 를 만족하면 이 함수는 구간  $(a, b)$ 에서 균일한 립쉬츠  $\alpha$ 라고 정의되며, 함수  $f(x)$ 에 대하여  $x_0$ 에서 립쉬츠  $\alpha$ 를 만족하는  $\alpha$ 들의 상극한값을 이 함수의 립쉬츠 정규도(Lipschitz regularity)라고 정의한다.

### 2.3. 웨이블릿 변환과 영상개선 기법

Mallat는 임의의 평활화함수  $\theta(x)$ 의 도함수들을 웨이블릿으로 가정하였다. 즉,  $\psi(x) = \frac{d\theta(x)}{dx}$  또는  $\psi(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2}$ 와 같이 가정하였다. 그리고 경계선 검출을 위한 세 가지의 접근 방법 즉 변환기반 방법, 일차 도함수를 이용한 방법, 그리고 이차 도함수를 이용한 방법이 모두 웨이블릿 해석이라는 수학적 구조에서 하나로 통합될 수 있음을 보여 주었다<sup>6,7)</sup>.

한 예로,  $\psi(x) = \frac{d\theta(x)}{dx}$ 로 가정하면

$$W_s f(x) = f * \psi_s(x) = f * \left( s \frac{d\theta_s}{dx} \right) (x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(x)$$

가 성립된다. 이 것은 웨이블릿 변환에 기반한 경계선 검출기법이 주어진 영상을 평활화한 다음 일차 도함수를 적용하여 경계선을 검출하는 기술과 동일함을 의미한다. 즉, 웨이블릿 변환이 Canny의 경계선 검출기<sup>15)</sup>와 마찬가지로 급격하게 변화되는 신호, 즉 경계선을 검출할 수 있는 이유를 설명한다.

한편, 영상의 퍼짐 효과를 초래하는 근본적인 원인은 기존의 선형 필터들이 고주파 성분에 해당되는 영상의 경계선 성분들을 잡음 및 블록 성분들과 구별할 수 없기 때문이다. 이 같은 문제점을 극복하기 위해서는 같은 고주파 성분이지만, 경계선 성분과 잡음 및 블록 성분을 구분할 수 있는 기술이 필요하다. 한 가지 해결책이 바로 웨이블릿 변환을 이용하는 방법이다<sup>3,4)</sup>. 왜냐하면, 언급한 바와 같이 웨이블릿 변환의 수학적 의미가 잡음 및 블록 성분을 최대한 억제시키면서, 경계선 성분들은 극대화시키는 것이기 때문이다.

## III. 제안된 영상개선 기법

### 3.1. 알고리즘 개요

영상개선 기법은 일반적으로 그림 1과 같이, 주어

진 영상을 웨이블릿 변환하고, 그 결과 영상을 처리한 후, 역웨이블릿 변환하여 잡음 및 블록현상을 제거하게 된다. 그림 1에서  $X$ 는 잡음 또는 블록현상이 삽입된 영상을 의미하며,  $\tilde{X}$ 는 잡음 및 블록현상이 제거된 결과 영상을 의미한다.

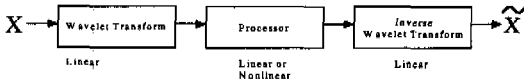


그림 1. 웨이블릿 기반 영상개선 기법

그림 2에 1차원 신호를 웨이블릿 변환한 결과물 예로 보여주고 있다. 그림 2의 처음 신호는 잡음이 없는 원신호를 의미한다. 두 번째 신호는 원신호에 AWG 잡음이 삽입된 결과이고 세 번째 신호는 두 번째 신호를 1 단계(스케일  $j=0 \Leftrightarrow s=2^j=1$ ) 웨이블릿 변환한 결과이다. 네 번째 신호는 두 번째 신호를 2 단계(스케일  $j=1 \Leftrightarrow s=2^j=2$ ) 웨이블릿 변환한 결과이며 다섯 번째부터 여덟 번째까지 신호들은 두 번째 신호를 각각 3, 4, 5, 6 단계(스케일  $j=2, 3, 4, 5 \Leftrightarrow s=2^j=4, 8, 16, 32$ ) 웨이블릿 변환한 결과들이다<sup>[6,7,8]</sup>.

그림 2의 세 번째 신호에는 여러 개의 지역극대값(Local Modulus Maxima : LMM)이 존재한다. 앞으로  $LMM(f(x))$ 는  $|f(x)|$ 의 절대값들을 의미하기로 한다. 그림 2에는 두 가지 종류의 지역극대값이 존재함을 알 수 있다. 즉, 일반적으로 경계선에 의한 지역극대값들은 잡음에 의한 지역극대값들에 비하여 상당히 크며 이것이 바로 고주파성분인 잡음과 경계선을 구별할 수 있는 기준이 된다. 이에 착안하여 Donoho는 잡음과 경계선 성분을 구별하는 기준으로 웨이블릿 계수의 크기를 사용하였다<sup>[3,4]</sup>.

그림 2에서는 웨이블릿 변환의 단계가 높아질수록 잡음에 의한 지역극대값들은 점차 소멸되고, 이와는 대조적으로 경계선에 의한 지역극대값들은 큰 변화가 없음을 알 수 있다. 따라서 1 단계와 2 단계 웨이블릿 계수간의 공간적 상관도(correlation)를 이용하면 경계선과 잡음을 구별하는데 효과적일 수 있다. 본 논문에서는 공간적 상관도를 같은 위치에 해당되는 1단계와 2 단계 웨이블릿 계수의 곱으로 정의하였다.

그림 3에서는 1차원 신호에 대한 공간적 상관도를 설명하고 있다. 그림 3의 첫 번째 신호는 AWG 잡음이 삽입된 신호의 1 단계 웨이블릿 계수이고, 두 번째 신호는 2 단계 웨이블릿 계수이다. 세 번째

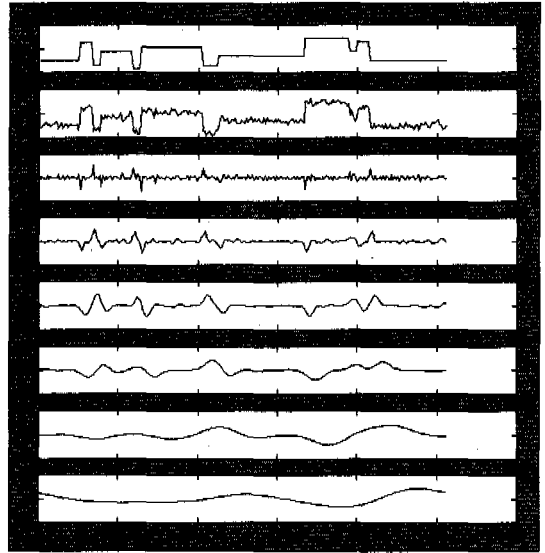


그림 2. 원신호, 잡음신호, 그리고 단계에 따른 웨이블릿 계수들

신호는 첫 번째 신호와 두 번째 신호의 공간적 상관도이며 네 번째 신호는 공간적 상관도에 역치(threshold)를 적용하여 역치 이하의 신호 성분들을 제거하기 위한 마스크(mask)이다. 마지막 신호는 마스크를 첫 번째 신호에 적용한 결과이다. 따라서 마지막 신호를 역웨이블릿 변환하게 되면 우리는 잡음이 제거된 신호를 얻을 수 있다. 본 논문의 알고리즘에서 가장 중요한 부분은 역치 값을 결정하는 것이다.

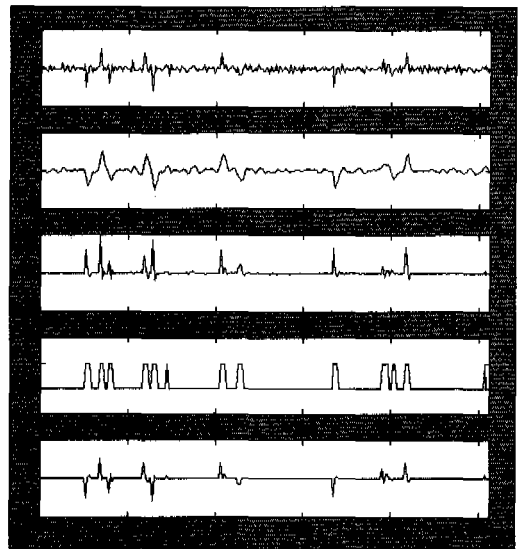


그림 3. 본 논문의 알고리즘에 대한 설명

3.2. 공간적 상관도의 해석

Xu 등의 연구에서 웨이블릿 변환과 공간적 상관도가 함께 적용된 적이 있다<sup>6)</sup>. 본 논문에서는 앞서 정의한 립쉬츠 정규도를 이용하여 Xu 등의 연구와는 다른 결과를 유도하였다. 편의를 위하여 본 논문에서는 1차원 신호에 대한 이론을 전개하였으며, 제거하고자 하는 잡음과 블록현상도 모두 AWG 잡음으로 가정하였다.

$I(x) = f(x) + n(x)$ 를 입력신호,  $O(x)$ 는  $I(x)$ 의 웨이블릿 계수라고 가정하자. 여기서  $f(x)$ 는 원신호를 의미하고,  $n(x)$ 는 이 신호에 포함될 AWG 잡음을 의미한다. 웨이블릿 계수와 입력신호와는 관계는 다음과 같다.

$$O_1(x) \equiv W_{2^0}I(x) = W_{2^0}(f(x) + n(x)) = W_{2^0}f(x) + W_{2^0}n(x)$$

$$O_2(x) \equiv W_{2^1}I(x) = W_{2^1}(f(x) + n(x)) = W_{2^1}f(x) + W_{2^1}n(x)$$

여기서  $W_{2^0}I(x)$ ,  $W_{2^1}I(x)$ 는 입력신호  $I(x)$ 를 각각 1, 2 단계에서 웨이블릿 변환한 계수이다. 편의상  $a(x), b(x), a'(x), b'(x)$ 를 다음과 같이 정의하도록 한다.

$$a(x) \equiv W_{2^0}f(x), \quad b(x) \equiv W_{2^0}n(x) \tag{4}$$

$$a'(x) \equiv W_{2^1}f(x), \quad b'(x) \equiv W_{2^1}n(x) \tag{5}$$

한편 웨이블릿 계수의 분포가 0에서 255의 값을 만족하도록 정규화하여  $SO_1(x), SO_2(x)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} SO_1(x) &\equiv \frac{255}{\max(O_1(x))} O_1(x) \\ &= \frac{255}{\max(a(x) + b(x))} a(x) \\ &\quad + \frac{255}{\max(a(x) + b(x))} b(x) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SO_2(x) &\equiv \frac{255}{\max(O_2(x))} O_2(x) \\ &= \frac{255}{\max(a'(x) + b'(x))} a'(x) \\ &\quad + \frac{255}{\max(a'(x) + b'(x))} b'(x) \end{aligned}$$

그리고 편의상  $k, k'$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} k &\equiv \frac{255}{\max(a(x) + b(x))} \\ k' &\equiv \frac{255}{\max(a'(x) + b'(x))} \end{aligned}$$

정의 4에서는 본 논문에서 사용될 경계선 성분을 정의하였다. 정의 4의 의미는 웨이블릿 변환의 단계가 높아지더라도 웨이블릿 계수의 지역극대값의 크기가 감소하지 않는 위치를 경계선으로 판단하고, 경계선과 경계선 주변에 존재하는 웨이블릿 계수 값이 0이 아닌 연속점들을 경계선 성분으로 정의한다는 것이다. 사실 경계선의 모델로는 계단 경계선(step edge), 지붕 경계선(roof edge), 그리고 이랑 경계선(ridge edge) 등이 있다<sup>14)</sup>. 그러나 본 논문에서는 영상에 존재하는 경계선을 단순히 계단 경계선으로 가정하였다. 왜냐하면, 앞서 논의한 바와 같이 입력 신호의 웨이블릿 변환은 그 신호를 명확화한 다음 미분한 결과와 동일하고, 입력 신호에 계단 경계선이 존재하면 이 부분은 웨이블릿 계수의 지역극대값으로 나타나기 때문이다<sup>6,7)</sup>.

**[정의4]**  $x = x_0$ 에서의 지역극대값  $LMM(W_{2^j}I(x))$ 이 0이나 양의 립쉬츠 정규도를 가지고, 더 큰 스케일 ( $j=1, 2, 3, \dots$ )에 대해서도 0이나 양의 립쉬츠 정규도를 가질 때,

$$\begin{aligned} \{ \exists (\alpha, \beta), \forall x \in \{x_{x_0-\alpha} < x < x_0 + \beta\}, (|W_{2^j}I(x)| > 0) \\ \wedge (W_{2^j}I(x_0 - \alpha) = W_{2^j}I(x_0 + \beta) = 0) \} \end{aligned}$$

을 만족하는 모든  $x$ 를 웨이블릿 변환된 영역의 스케일  $j$ 에서의 경계선 성분으로 정의한다.

일반적으로, 잡음이 삽입된 신호의 웨이블릿 계수의 지역극대값이 모두 경계선 성분이 되는 것은 아니다. 즉, 의미있는 경계선에 의한 지역극대값만이 모든 스케일에 대하여 0이나 양의 립쉬츠 정규도를 가지며, 잡음에 의한 지역극대값들은 이와는 다른 립쉬츠 정규도 분포를 보여준다<sup>6,7)</sup>. 따라서 잡음이 없는 신호의 웨이블릿 계수의 절대값을 취한 결과에서, 모든 지역극대값은 의미있는 경계선 성분이 되고 모든 스케일에 대하여 0이나 양의 립쉬츠 정규도를 갖게 된다. 이러한 사실을 이용하면 다음의 정리 1을 유도할 수 있다.

**[정리1]** 만약  $x \in \text{“EdgeComponent”}$  라면  $a(x) = a'(x) = 0$ 을 만족한다.

(증명)식 (4)와 (5)에 의하면  $a(x)$ 와  $a'(x)$ 는 원신호의 1 단계와 2 단계 웨이블릿 계수이다. 원신호에 존재하는 경계선 성분들은 모두  $|a(x)|$ 와  $|a'(x)|$ 에서 지역극대값들과 그 주변의 연속된 양수 값들로 나타나고, 이 지역극대값 중에서 잡음에 의한 것은 존재할 수 없다. 스케일  $j=0, 1$ 에서의 지역극대값  $LMM(a(x))$ 와  $LMM(a'(x))$ 는 모두 0이나

양의 림슈츠 정규도를 가진다. 즉  $|W_2 f(x)| > 0$ 을 만족하는  $x$ 는 모두 경계선 성분에 속한다는 것이다. 따라서  $a(x)$ 와  $a'(x)$ 에 대하여 경계선 성분에 속하지 않는  $x$ 의 집합을 유도하면 (세  $|W_2 f(x)| = 0$ )과 같으며, 따라서  $x$ 는  $a(x) = a'(x) = 0$ 을 만족하게 된다. ■

공간적 상관도  $D(x)$ 를 다음과 같이 정의하도록 하자.

$$D(x) = SO_1(x) \times SO_2(x) \\ = kk' [a(x)a'(x) + b(x)b'(x) + a'(x)b(x) + b'(x)a(x)]$$

일반적으로 영상에서 경계선 성분들이 차지하는 영역은 다른 영역에 비하여 매우 작다. 따라서, 경계선 영역에 잡음이 삽입될 확률은 나머지 영역에 잡음이 삽입될 확률에 비하여 매우 낮다. 그러므로 모든  $x$ ,  $x \in \text{"EdgeComponent"}$ 에 대하여  $n(x) = 0$ 이라고 가정하여도 큰 무리는 없다고 할 수 있다. 즉 경계선 영역에는 잡음이 포함되지 않았다고 가정할 수 있다는 것이다.

한편 식 (4)와 (5)에 의하면,

$$b(x) = \int_{-\infty}^{\infty} n(y) \psi(x-y) dy \\ b'(x) = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} n(y) \psi\left(\frac{x-y}{2}\right) dy$$

이다. 본 논문에서는 사용된 웨이블릿은 compact support를 가지며, 따라서  $\psi(x)$ 의 support가  $[-C_1, C_2]$ 라면,

$$b(x) = \int_{x-C_2}^{x+C_1} n(y) \psi(x-y) dy \\ b'(x) = \frac{1}{2} \int_{x-2C_2}^{x+2C_1} n(y) \psi\left(\frac{x-y}{2}\right) dy$$

가 성립된다. 정의 4에서 경계선 성분들은 특정 경계선과 그 근방의 연속된 위치라고 정의하였으며, 따라서 주어진 신호에서 경계선 성분들의 집합과 여집합 관계에 있는 비 경계선 성분들도 두 경계선 성분 사이에서는 연속되게 존재할 것이다. 그러므로 특정한  $x_0$ 가 경계선 성분에 속하지 않는다고 할 때, 이  $x_0$ 를 중심으로 하는 적분구간들,  $[x_0 - C_2, x_0 + C_1]$ ,  $[x_0 - 2C_2, x_0 + 2C_1]$ 도 경계선 성분에 속하지 않을 확률이 매우 크다. 이 경우에는 앞의 적분 결과 값들은 모두 0이 되어 버린다. 따라서 다음의 식 (6)을 가정할 수 있게 된다.

$$\forall x \in \text{"EdgeComponent"}, \\ b(x) = b'(x) = 0 \tag{6}$$

한편 정리 1과 식 (6)을 이용하여 공간적상관도  $D(x)$ 를 분석한 결과를 정리 2에 보였다.

[정리2]

$$D(x) = \begin{cases} kk' a(x)a'(x), & x \in \text{"EdgeComponent"} \\ kk' b(x)b'(x), & x \notin \text{"EdgeComponent"} \end{cases}$$

(증명) 먼저  $x \in \text{"EdgeComponent"}$ 인 경우를 가정해 보자. 이 경우에는 식 (6)에 의해  $b(x) = b'(x) = 0$ 이 성립되므로  $D(x) = kk' a(x)a'(x)$ 가 성립된다.  $x \notin \text{"EdgeComponent"}$ 인 경우에는 정리 1에 의하여  $a(x) = a'(x) = 0$ 이 성립된다. 따라서  $D(x) = kk' b(x)b'(x)$ 가 성립된다. ■

### 3.3. 공간적 상관도를 이용한 영상개선 기법

앞에서 얻은 결과들 중에서 특히 정리 1과 식 (6)을 이용하면 잡음이 삽입된 입력 신호  $f(x)$ 의 1단계, 2단계 웨이블릿 계수인  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 를 다음의 정리 3과 같이 나타낼 수 있다.

[정리3] 만약  $x \in \text{"EdgeComponent"}$ 라면  $O_1(x) = a(x)$ ,  $O_2(x) = a'(x)$ 를 만족하고  $x \notin \text{"EdgeComponent"}$ 라면  $O_1(x) = b(x)$ ,  $O_2(x) = b'(x)$ 를 만족한다.

(증명) 먼저  $x \in \text{"EdgeComponent"}$ 라고 가정하자. 이 경우에는 식 (6)에 의하여  $b(x) = b'(x) = 0$ 이 성립되고, 따라서  $O_1(x) = a(x)$ 와  $O_2(x) = a'(x)$ 가 된다.  $x \notin \text{"EdgeComponent"}$ 인 경우에는 정리 1에 의하여  $a(x) = a'(x) = 0$ 이 성립되고, 따라서  $O_1(x) = b(x)$ 와  $O_2(x) = b'(x)$ 을 얻을 수 있다. ■

한편, 인간의 시각을 통해 잡음 영상의 경계선 검출이 가능한 경우를 생각해 보자. 이 경우 잡음에 의한 웨이블릿 계수의 크기는 경계선에 의한 계수의 크기에 비하여 상당히 작을 것이다. 만약 그렇지 않다면 인간의 시각으로도 경계선 검출이 불가능할 정도로 심한 잡음이 포함된 상태이므로 경계선을 검출하는 일은 상당히 어렵게 된다. 따라서 일반적으로 다음의 식 (7)을 가정할 수 있다.

$$\forall LMM, LMM(a(x)) \gg LMM(b(x)) \tag{7}$$

Grossmann 등은  $|W_s n(x)|^2$ 의 기대값  $E(|W_s n(x)|^2)$ 이  $\frac{1}{s}$ 에 비례하여 감소한다는 것을 보여 주었다<sup>[18]</sup>. 즉 잡음에 의한 지역극대값의 크기는 스케일이 커

질수록 작아지며, 결국  $|b'(x)| < |b(x)|$ 를 의미한다. 반면에 정의 4에 의하여 경계선에서는 스케일  $s$ 와 상관없이 그 크기가 일정하다는 것을 알 수 있으며  $|a(x)| \approx |a'(x)|$ 이다. 따라서, 식 (7)은  $\forall LMM, LMM(a'(x)) > LMM(b'(x))$ 를 의미하게 된다. 이러한 사실을 이용하면 정리 4를 유도할 수 있다.

**[정리4]**

$$\forall LMM, LMM(kk' a(x)a'(x)) > LMM(kk' b(x)b'(x))$$

(증명) Mallat는 스케일  $j$ 에서의 어떤 지역극대값의 위치가  $x_0$ 라고 했을 때, 스케일  $j+1$ 에서의 지역극대값의 위치는  $x_0$ 가 아니라고 하였다<sup>[6,7]</sup>. 즉,  $LMM(a(x))$ 의 위치들은  $LMM(a'(x))$ 의 위치들과 정확히 일치하지는 않는다. 그러나 실제로 그 위치의 차이는 매우 작다<sup>[6,7]</sup>. 따라서,

$$LMM(a(x)a'(x)) \approx LMM(a(x)) \times LMM(a'(x))$$

라고 할 수 있다. 마찬가지로 다음이 식이 성립된다.

$$\begin{aligned} LMM(kk' a(x)a'(x)) &\approx kk' LMM(a(x)) \times LMM(a'(x)) \\ LMM(kk' b(x)b'(x)) &\approx kk' LMM(b(x)) \times LMM(b'(x)) \end{aligned}$$

한편 앞에서

$$\forall LMM, LMM(a(x)) > LMM(b(x)),$$

$$\forall LMM, LMM(a'(x)) > LMM(b'(x))$$

이었기 때문에

$$\forall LMM, LMM(kk' a(x)a'(x)) > LMM(kk' b(x)b'(x))$$

가 성립된다. ■

정리 2와 정리 4를 이용하면 웨이블릿 계수 중에서 경계선과 잡음성분을 구별할 수 있다. 또한 정리 3으로 부터 웨이블릿 계수를 이용한 잡음과 블록성분을 제거를 위한 방법을 정리할 수 있으며, 그 결과는 다음과 같다.

- a) 만약  $x \in \text{"EdgeComponent"}$  이라면  $O_1(x) = a(x)$ ,  $O_2(x) = a'(x)$ 가 성립한다. 따라서 잡음제거 및 블록현상제거를 위하여  $O_1(x), O_2(x)$ 를 그대로 유지한다.
- b) 만약  $x \in \text{"EdgeComponent"}$  이라면  $O_1(x) = b(x)$ ,

$O_2(x) = b'(x)$ 가 성립한다. 따라서 잡음제거 및 블록현상제거를 위하여  $O_1(x), O_2(x)$ 를 0으로 놓는다.

위에서 설명한 잡음 및 블록성분 제거 과정은 공간적 상관도  $D(x)$ 가  $\text{Max}(LMM(kk' b(x)b'(x)))$ 보다 작거나 같게되는  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$  값을 0으로 함으로써 가능하다. 그 이유는 다음과 같다. 정리 2에서  $D(x)$ 값은  $x$ 의 위치에 따라  $kk' a(x)a'(x)$ 와  $kk' b(x)b'(x)$ 로 나누어진다는 것을 알 수 있다. 정리 4에서  $\text{Max}(LMM(kk' b(x)b'(x)))$ 는  $LMM(kk' a(x)a'(x))$ 보다 항상 작으므로,  $D(x)$ 의 크기가  $\text{Max}(LMM(kk' b(x)b'(x)))$  보다 작은  $x$ 의 영역에는 모든 잡음 및 블록 성분과 경계선 성분 일부가 포함되어 있을 것이다. 그러므로 그림 4에서와 같이  $D(x)$ 가  $\text{Max}(LMM(kk' b(x)b'(x)))$ 와 같거나 작게되는  $x$  위치의  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$  값들을 0으로 만듦으로써 잡음과 블록 성분들을 제거할 수 있는 것이다. 물론 이러한 방법을 사용하면 그림 4의 동그라미 부분과 같이 경계선 성분들 가운데 일부분이 제거되는 문제점이 발생한다. 이 문제점을 해결하기 위한 방법은 아래에 설명하였다.

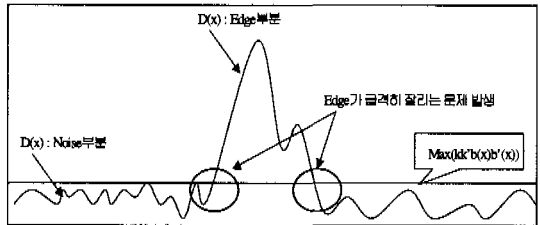


그림 4. 공간적 상관도를 이용한 잡음 및 블록현상 제거 개념도

잡음과 블록성분을 제거하여 얻은  $O_1(x), O_2(x)$ 를 각각  $\neq w O_1(x), \neq w O_2(x)$ 로 하자.  $\neq w O_1(x)$ 와  $\neq w O_2(x)$ 를 역웨이블릿 변환하면, 잡음 또는 블록현상이 제거된 새로운 신호를 얻을 수 있다. 그러나 위에 제시한 방법은 잡음 및 블록현상이 제거된 신호의 경계선 부근에 새로운 종류의 잡음을 만든다는 사실을 모의 실험을 통하여 알 수 있었다. 그 이유는 경계선 성분의 일부가 바로 그림 4에서와 같이 잡음 및 블록 제거와 함께 없어지기 때문이다. 또 다른 이유는 영상의 경계선 부분에도 잡음이 삼입될 수 있다는 것이다.

이러한 잡음의 특성을 분석한 결과, 충격성(impulsive) 잡음과 상당히 유사하다는 것을 알 수 있었으며 그 이유는 다음과 같다. 그림 4에 동그라

미로 표시된 부분은 제거되어서는 안되는 경계선 성분이지만, 앞에서 제안한 잡음 및 블록제거 기법을 적용하면 없어지게 된다. 즉 그림 4의 동그라미 부분은 경계선 성분이지만, 그 값이 0으로 떨어지는 부분을 나타낸다. 그리고 언급한 바와 같이  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 는 주어진 신호의 도함수로 생각할 수 있다. 따라서  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 에서 0으로 변형된 부분을 원신호의 측면에서 보기 위하여,  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 를 적분하면 그 부분에서 기울기의 변화가 없게 된다. 그러므로 그림 4의 동그라미로 표시된 부분은 역웨이블릿을 통하여 원래의 신호로 복원되었을 때, 일종의 불연속점 즉 계단 경계선(step edge)을 만들게 된다. 그리고 이러한 불연속점은 충격성 잡음으로 모델링될 수 있는 것이다.

이 문제를 해결하기 위해서는 경계선 성분들의 가장자리 부분에 있지만,  $Max(kk' b(x)y)b'(x))$ 보다  $D(x)$ 의 크기가 작은 경계선 성분도 일정 부분만큼 복원시켜야 한다. 본 논문에서는 경계선 성분들이 잘리는 부분부터  $D(x)$  profile의 기울기가 변하지 않는 즉 단조감소하거나 단조증가하는 부분까지,  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 의 값들을 복원하였다. 그러나 이 방법으로도 그림 4의 왼쪽 동그라미 안의 잘려나간 경계선 부분은 완전하게 복원되지 못한다.

따라서, 본 논문에서는 위의 방법을 통하여 잡음 및 블록현상을 제거한 결과에 미디안 필터를 적용하였다. 그 이유는 미디안 필터는 충격성 잡음의 제거에 효과가 크고, 구현이 용이하기 때문이다<sup>[12]</sup>. 모의 실험결과 잡음과 블록현상의 정도가 작을 때에는 미디안 필터의 적용 영역을  $O_1(x)$ 와  $O_2(x)$ 의 값을 0으로 수정한 부분에 국한하는 것이, 반대로 잡음과 블록현상의 정도가 클 때에는 적용영역을 영상 전체로 하는 것이 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

### 3.4. 새로운 영상개선 기법

지금까지의 결과를 가지고 본 논문에서 제안하는 새로운 영상개선 기법을 정리하면 다음과 같다.

a) 잡음이 포함된 영상을 1 단계와 2 단계에서  $x$  축 방향과  $y$  축 방향으로 각각 웨이블릿 변환하고, 그 결과를  $O_{1,x}(x,y)$ ,  $O_{1,y}(x,y)$ ,  $O_{2,x}(x,y)$ ,  $O_{2,y}(x,y)$ 라 하며 이 결과로부터  $O_1(x,y)$ 와  $O_2(x,y)$ 를 다음식과 같이 구한다.

$$O_j(x,y) = \sqrt{(O_{j,x}(x,y))^2 + (O_{j,y}(x,y))^2}, \quad j=1,2$$

b)  $O_1(x,y)$ 과  $O_2(x,y)$  절대값의 범위를 0-255로 정규화하여  $SO_1(x,y)$ 과  $SO_2(x,y)$ 를 구한다.

c)  $D(x,y) = SO_1(x,y) \times SO_2(x,y)$ 를 계산한다.  $D(x,y)$ 로부터 잡음이나 블록현상에 의한 최대값 즉  $Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 를 구한다.

d) 전체  $(x,y)$  영역에서  $D(x,y) \leq Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 를 만족하는  $(x,y)$ 의 영역에 대하여  $O_{1,x}(x,y)$ ,  $O_{1,y}(x,y)$ ,  $O_{2,x}(x,y)$ ,  $O_{2,y}(x,y)$ 를 0으로 만든다. 0으로 만든  $(x,y)$ 의 영역을  $Set(x,y)$ 에 기억시킨다.

e) 3.3 절에서 기술한 방법을 적용하여 잘려나간 경계선 성분들의 가장자리 값을 복원하여  $"\neq w" O_{1,x}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{1,y}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{2,x}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{2,y}(x,y)$ 를 구한다.

f)  $"\neq w" O_{1,x}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{1,y}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{2,x}(x,y)$ ,  $"\neq w" O_{2,y}(x,y)$ 를 역웨이블릿 변환하여 잡음이 제거된 영상을 얻는다.

g) d)에서 구한  $Set(x,y)$ 의 영역에서 미디안 필터를 적용하여 최종 영상을 얻는다. 만약 잡음이나 블록현상의 정도가 매우 클 때에는 이 미디안 필터를 영상의 전체영역에 적용한다.

## IV. 실험 및 결과

### 4.1. $Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 를 찾는 방법

제안한 기법에서는  $Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 을 구하는 것이 필요하다. 이 값을 찾으려면  $D(x,y)$ 의 전체 영역에서 경계선 부분과 그렇지 않은 부분을 구분하여야 한다. 그러나 경계선의 정확한 위치는 찾을 필요 없이, 잡음 및 블록 성분으로만 구성된 지역을 찾을 수 있다면 이 지역에서의 최대값을  $Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 라고 가정할 수 있다. 왜냐하면, 본 연구에서 고려하는 잡음은 AWG 잡음이며, White 성질은 모든 영역에서 웨이블릿 변환된 잡음 성분의 통계적 분포가 같다는 것을 의미하기 때문이다. 즉, 웨이블릿 변환된 영상에서 경계선이 포함되지 않은 순수 잡음영역의 웨이블릿 계수의 분포는 나머지 잡음영역에서의 웨이블릿 계수와 비슷한 분포를 하게된다<sup>[9]</sup>. 또한 본 연구에서 사용한 프레임 구조의 쌍직교 웨이블릿 필터는 white 잡음에 대하여 필터링을 한 결과도 white의 성질을 보존한다는 것을 실험으로 확인할 수 있었다. 이러한 사실을 이용하면  $Max(kk' b(x,y)b'(x,y))$ 를 아래와 같이 구할 수 있다.



먼저 순수 잡음영역을 찾기 위하여 2단계의 웨이블릿 계수  $O_2(x, y)$ 의 각 영역에서의 분산값 차이를 이용하였다. 이유는 경계선 성분과 잡음 성분을 동시에 포함한 영역의 분산 값은 순수한 잡음 영역의 분산값에 비하여 매우 클 것이라는 예측 때문이었다. 표 1은 이러한 예측이 타당함을 보여주고 있다.

표 1의 실험결과에 의거하여 본 연구에서는  $16 \times 16$  화소 크기의 영역에 대하여 분산 값이 100 미만인 영역을 순수 잡음영역으로 가정하고, 이 영역의  $D(x, y)$  최대값을 바로 전체영역의  $Max(kk' b(x, y) b'(x, y))$  값으로 설정하였다.

표 1. 웨이블릿 계수의 영역에 따른 분산 값

영상종류	순수 잡음영역	경계선 포함 잡음영역
Fruit	1	195
Fruit with 4.5% noise	11	460
Ffruit with 9.5% noise	46	374
Lena	2	800
Lena with 4.5% noise	23	712
Lena with 9.5% noise	53	239
Peppers	3	464
Peppers with 4.5% noise	34	1367
Peppers with 9.5% noise	40	302

한편 블록현상을 제거하기 위해서는 잡음의 특성 상 위와는 다른 가정이 필요하다. JPEG과 MPEG 등에 사용되는 블록기반 DCT는 블록의 크기가  $8 \times 8$  이기 때문에 잡음성분으로 생각할 수 있는 블록의 경계선이  $x$ 와  $y$  방향으로 8의 배수에 해당되는 화소에 존재한다<sup>[9,11,12,13]</sup>. 본 논문에서는  $x$ 와  $y$  방향 모두 8의 배수에 해당되는 임의의 화소에서 시작하여  $x$ 축,  $y$ 축 방향으로 각각  $+8, -8$  범위의 32개 화소를 이용하여 분산 값을 구하였다. 물론 이 경우도 잡음제거의 경우와 마찬가지로 2 단계 웨이블릿 계수  $O_2(x, y)$ 의 분산을 구하였다. 이 경우 고려해야할 문제는 블록 경계선에 대한 웨이블릿 계수의 경우에도 앞서서와 마찬가지로 일부의 분포를 가지고 전체 분포를 예측할 수 있는냐 하는 것이다. 이에 대한 이론적 근거를 찾는 것은 쉬운 일이 아니며, 본 연구에서는 실험결과를 통하여 타당성을 확인하였다. AWG 잡음의 경우와 마찬가지로, 블록 현상 제거의 경우에도 분산값의 기준

을 100으로 하였을 때 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

#### 4.2. 잡음제거에 대한 실험 결과

다양한 영상과 잡음의 분포에 대하여 실험을 수행하였으나, 본 논문에서는 fruit, lena, peppers, babara, mandrill, brain, head-f, head-s 영상들의 4.5%(표준편차 11.5), 9.5%(표준편차 23.5) AWG 잡음에 대한 결과만을 보였다. 표 2에 잡음이 있는 영상들에 대하여, 본 논문에서 새롭게 제안한 기법과 Xu 등의 알고리즘, 위너 필터, 공간평균 필터, 가우시안 필터, 미디안 필터 등에 대하여 성능을 비교(PSNR)한 결과를 보였다. 본 논문에서 제안한 기법이 기존의 다른 기법들에 비하여, 실험된 모든 영상들에 대해서 PSNR이 높은 것을 알 수 있다.

각 영상에 존재하는 잡음의 정도에 따라 여러 기법의 PSNR의 변화 양상을 비교하여 그림 5와 6의 그래프에 보였다. 실험 결과를 보면, 본 논문에서 새로이 제안한 잡음제거 기법이 기존의 잡음제거 기법에 비하여 그 성능이 PSNR 관점에서 전반적으로 우수함을 알 수 있다.

표 2-1. 잡음성능 비교(PSNR:dB)

영상종류 \ 기법	잡음 영상	본 논문	Xu	Wiener
lena4.5	22.27	27.73	26.91	27.15
lena9.5	16.47	24.5	20	22.28
peppers 4.5	22.29	27.9	27.2	27.25
peppers 9.5	16.48	24.81	20.28	22.36
fruit4.5	22.23	30.16	27.46	28
fruit9.5	16.51	26.08	20.14	22.87
babara4.5	22.14	26.8	25.85	22.01
babara9.5	16.39	24.5	19.69	21.19
mandrill 4.5	22.04	23.79	23.51	20.39
mandrill 9.5	16.16	21.26	18.63	19.89
brain4.5	23.2	26.68	26.48	25.3
brain9.5	17.47	23.45	20.77	20.31
head-f 4.5	23.57	27.74	27.45	25.85
head-f 9.5	17.71	23.6	21.26	20.8
head-s 4.5	23.74	28.43	28.38	26.37
head-s 9.5	17.91	23.98	21.95	20.97

표 2-2. 잡음성능 비교(PSNR:dB)

영상종류 \ 기법	Averaging	Gaussian	Median
lena4.5	27.05	23.06	26.77
lena9.5	23.71	22.59	22.4
peppers4.5	26.93	21.92	27.07
peppers9.5	23.81	21.82	22.58
fruit4.5	29.82	25.55	28.35
fruit9.5	24.84	24.31	22.95
babara4.5	26.74	23.89	26.04
babara9.5	23.79	22.76	22.32
mandrill4.5	21.95	16.05	21.5
mandrill9.5	20.64	19.96	19.77
brain4.5	26.33	25.72	26.42
brain9.5	23.06	23.07	23.12
head-f4.5	26.83	25.92	27.47
head-f9.5	22.94	22.87	23.54
head-s4.5	27.15	25.92	28.05
head-s9.5	23.31	21.17	24.11

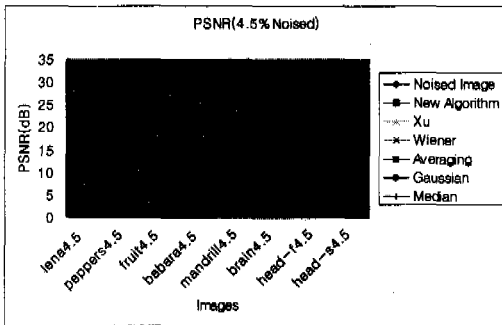


그림 5. 4.5% 잡음 삽입 영상들의 PSNR비교

그림 7에, 실험에 사용된 peppers 원영상과 4.5% 잡음영상, 9.5% 잡음영상을 각각 보였다. 그림 8과 9는 본 논문에서 새로이 제안한 기법과 기존의 다른 기법들을 4.5%와 9.5%의 잡음영상에 적용한 결과 영상들을 보여주고 있다. 그림 8과 그림 9의 결과영상을 보면, 본 논문의 제안된 기법이 다른 기법에 비하여 사람의 시각적인 측면에서도 좋은 성능을 보여줌을 알 수 있다. 또한 본 논문에서 제안한 기법은 계산량에서도 Xu 등이 제안한 방법<sup>[8]</sup>에 비하여 작다는 것도 확인하였다. Xu 등이 제안한 알고리즘을 7단계 웨이블릿 변환까지 적용하여 실험한 결과, 최소 295117, 최대 381432의 CPU clock cycle을 기록한 반면, 본 논문의 알고리즘은 똑같은 실험 환경 아래에서, 최소 5367, 최대 44604의 CPU clock cycle을 기록하였다.

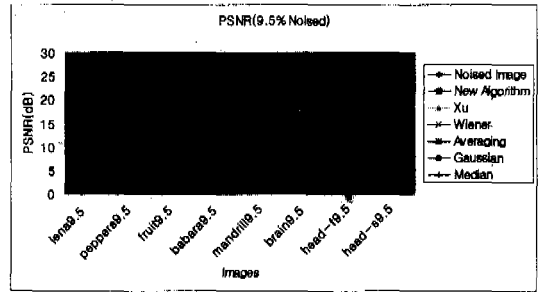
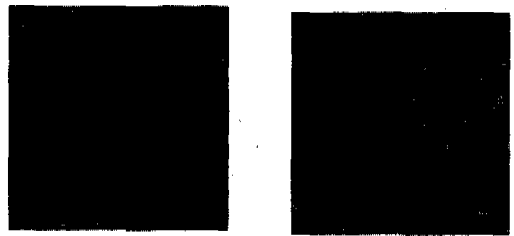


그림 6. 9.5% 잡음삽입영상들의 PSNR비교



(a)Peppers 원영상

(b)4.5% 잡음영상

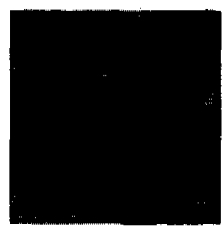


(c) 9.5% 잡음영상

그림 7. 실험에 사용된 Peppers 원영상과 잡음영상



(a) 본 논문 기법



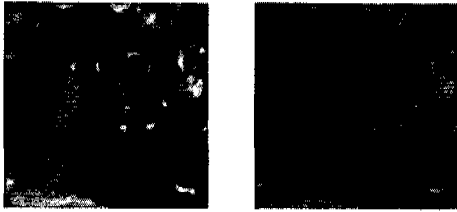
(b) Xu의 기법



(c) 위너 필터

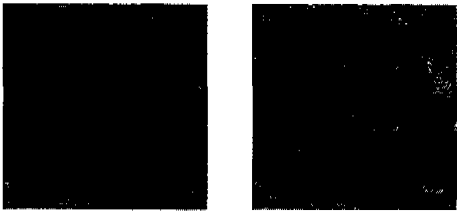


(d) 공간 평균 필터

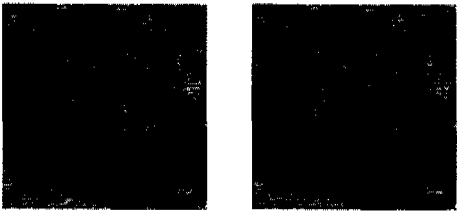


(e) 가우시안 필터 (f) 미디안 필터

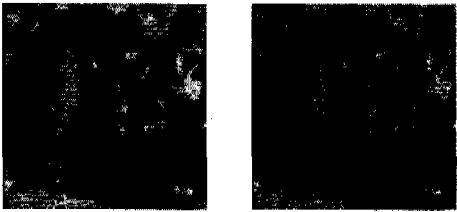
그림 8. 4.5% AWG 잡음을 가진 Peppers영상에 대한 잡음 제거 성능 비교



(a) 본 논문의 기법 (b) Xu의 기법



(d) 위너 필터 (e) 공간 평균 필터



(f) 가우시안 필터 (g) 미디안 필터

그림 9. 9.5% AWG 잡음삽입 peppers에 여러 가지 영상개선 기술을 적용한 결과 비교

### 4.3. 블록현상제거에 대한 실험 결과

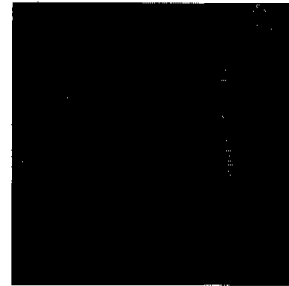
본 논문에서 제안한 기법의 블록현상제거 성능을 기존의 기법들과 비교하기 위하여, 512×512의 크기를 가지는 lena 영상을 0.13bpp, 0.15bpp, 0.24bpp의 압축률로 JPEG 압축하였다. 표 3 에는 본 논문에서 제안된 기법을 기존의 기법과 PSNR의 관점에서 비교한 결과를 보였다. 표 3에서 알 수 있듯이, 본 논문에서 제안하는 기법은 기존의 기법들과 비

교할 때 거의 대등한 성능을 보여주었다.

표 3. 기존방법들과의 성능비교(PSNR:dB)

적용 기술	0.13bpp	0.15bpp	0.24bpp
JPEG	24.52	26.44	29.58
본 논문의 기법	25.57	27.55	30.38
Yang et al. <sup>[12]</sup>	-	27.58	30.43
Xiong et al. <sup>[13]</sup>	-	27.58	30.37
Chou et al. <sup>[11]</sup>	-	27.50	30.37

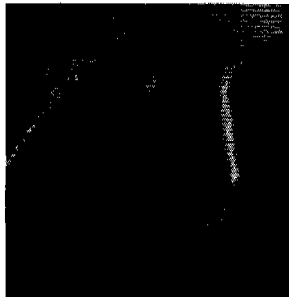
그림 10은 JPEG을 이용하여 0.24bpp의 압축률로 압축된 lena 영상에, 본 연구의 알고리즘을 적용하여 블록현상을 제거한 결과와 Xiong 등의 기술을 적용한, 결과 비교 영상들을 보여주고 있다.



(a) 0.24bpp 압축 영상



(b) 본 논문의 기법



(c) Xiong 등의 기법

그림 11. 0.24bpp로의 압축률로 JPEG 압축된 Lena 영상에 대한 성능비교 결과

위의 실험결과를 보면 본 연구에서 제시한 기법은 사람의 시각과 더불어 PSNR의 관점에서도 그 성능이 좋다는 것을 알 수 있다. 결론적으로 본 논문에서 제시하는 영상개선 기법은 AWG 잡음제거와 블록현상 제거에, 동시에 좋은 성능을 발휘함을 확인할 수 있었다.

### V. 결론

본 논문에서는 웨이블릿을 이용한 새로운 영상개선 기법을 제안하였다. 여기서 말하는 영상개선이란 AWG(additive white gaussian) 잡음제거 기술과, JPEG이나 MPEG에서 흔히 발생하는 블록현상을 제거하는 기술을 의미한다.

본 논문에서는 웨이블릿과 린쉬츠 정규도에 대한 수학적 정의와 의미를 가지고 이론을 전개하여, 영상개선을 위한 새로운 기법을 제안하였다. 특히 본 논문의 핵심은 웨이블릿 계수간의 공간적 상관도를 해석하여 그 의미를 파악하였다는데 있다. 또한 유용한 몇 개의 가정을 통하여 기존의 연구 결과와는 다른 결과를 도출할 수 있었다. 실험 결과에 통하여, 본 논문의 영상개선 기법이 다른 기법들에 비하여 상대적으로 좋은 성능을 가지고 있음을 보였다. 특히 본 논문의 기술은 실험에 사용된 기존의 모든 잡음제거 기술들을 PSNR 관점에서 능가하였으며, 블록현상제거에서도 기존의 블록현상제거 기술과 대등한 성능을 보여 주었다.

본 논문에서 제안된 영상개선 기법의 또 다른 특징은 하나의 알고리즘으로 잡음과 블록현상을 동시에 제거할 수 있다는 점이다. 이는 VLSI등을 이용한 실질적인 하드웨어 시스템 구현 시, 시스템의 최적화에 기여할 것으로 기대된다.

### 참고 문헌

[1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, p.183-450, Addison Wesley, 1993

[2] Arthur R. Weeks, Jr., *Fundamentals of Electronic Image Processing*, p.121-227, SPIE/IEEE, 1996

[3] David L. Donoho and Iain M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage.", *Biometrika*, 81:425-455, 1994

[4] David L. Donoho, "De-noising by soft-

thresholding.", *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(3):613-627, May 1995

[5] C. Sidney Burrus, Ramesh A. Gopinath, and Haitao Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms : A Primer*, p.196-218, Prentice-Hall, 1998

[6] S. Mallat and W. L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 38, pp. 617-643, No. 2, March 1992

[7] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, pp. 710-732 No. 7, July 1992

[8] Yansun Xu, John B. Weaver, Dennis M. Healy, Jr., and Jian Lu, "Wavelet Transform Domain Filters : A Spatially Selective Noise Filtration Technique", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.3, No.6, Nov. 1994

[9] K. R. Rao and J. J. Hwang, *Techniques & Standards for Image, Video & Audio Coding*, p.43-84, p.127-386, Prentice-Hall, 1996

[10] M. Vetterli and J. Kovacevic, *Wavelets and Subband Coding*, p.1-86, Prentice-Hall, 1995

[11] J. Chou, M. Crouse and K. Ramchandran, "A simple algorithm for removing blocking artifacts in block-transform coded images", *Proc. ICIP'98*, Vol. I, pp. 377-380, Chicago, Illinois, October 1998

[12] Y. Yang, N. P. 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

[13] Z. Xiong, M. T. Orchard and Y. Zhang, "A simple deblocking algorithm for JPEG compressed images using overcomplete wavelet representations", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 1996. Submitted

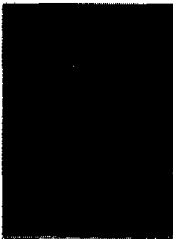
[14] Jun-Wei Hsieh, Hong-Yuan Mark Liao, Ming-Tat Ko and Kuo-Chin Fan, "A new wavelet-based edge detector via constrained optimization", *Image and Vision Computing*, Vol. 15, ISS. 7, pp. 511-527, 1997

[15] J.F.Canny, "A computational approach to edge

detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no.6, pp.679-697, Nov.1986

- [16] A. Grossmann and J. Morlet, "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape," *SIAM J. Math.*, Vol. 15, pp. 723-736, 1984
- [17] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation", *IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 7, pp. 674-693, July 1989
- [18] A. Grossman, "Wavelet transform and edge detection", *Stochastic Processes in Physics and Engineering*, M. Hazewinkel, Ed. Dodrecht : Reidel, 1986
- [19] E. R. Davis, *Machine Vision*, p.248-249, Academic Press, 1997
- [20] Ingrid Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*, p.24, p.63, SIAM, 1992

이 해 성(Hae-Sung Lee)



1995년 2월 : 연세대학교  
물리학과 졸업  
1995년 1월~1997년 2월 :  
삼성코닝 연구원  
1999년 2월 : 연세대학교  
인지과학과 공학석사

1999년 3월~현재 : 연세대학교 컴퓨터과학과 박사  
과정  
<주관심 분야> 웨이블릿 이론 및 응용, 신호처리,  
영상처리, 컴퓨터 그래픽스, 전산물리학  
E-Mail : geneel@aipiri.yonsei.ac.kr

변 헤 란(Hyeran Byun)

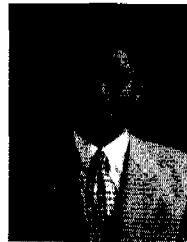


1980년 2월 : 연세대학교 수학과  
졸업  
1983년 2월 : 연세대학교 수학과  
이학석사  
1987년 2월 : Univ. of Illinois,  
Dept of Computer  
Science, M.S.

1993년 2월 : Purdue Univ., Dept. of Computer  
Science, Ph.D.  
1994년~1995년 : 한림대학교 정보공학과 조교수  
1995년~1998년 : 연세대학교 컴퓨터과학과 조교수  
1998년~현재 : 연세대학교 컴퓨터과학과 부교수  
<주관심 분야> 인공지능, 영상인식, 영상처리, 컴퓨  
터 그래픽스  
E-Mail : hrbyun@aipiri.yonsei.ac.kr

유 지 상(Jisang Yoo)

정회원



1985년 2월 : 서울대학교  
전자공학과 졸업  
1987년 2월 : 서울대학교 대학원  
전자공학과 공학석사  
1993년 5월 : Purdue Univ.  
Dept. of EE, Ph.D.

1993년 9월~1994년 8월 : 현대전자산업(주) 산전연  
구소 선임연구원  
1994년 9월~1997년 8월 : 한림대학교 전자공학과  
조교수  
1997년 9월~현재 : 광운대학교 전자공학과 조교수  
<주관심 분야> 웨이블릿 기반 영상처리, 영상압축,  
영상인식, 비선형 신호처리  
E-Mail : jsyoo@kwangwoon.ac.kr