

# 웨이브렛 변환 영역에서의 국부 적응 Wiener 필터에 의한 영상 신호의 잡음 제거

正會員 張 益 熏\*, 金 南 哲\*

## Denoising of Images Using Locally Adaptive Wiener Filter in Wavelet Domain

Ick Hoon Jang\*, Nam Chul Kim\* *Regular Members*

※본 논문은 한국과학재단(과제번호: 94-0100-06-05-3)의 목적기초 연구비 지원에 의한 결과임.

### 요 약

본 논문에서는 백색 잡음으로 훼손된 영상을 복원하기 위하여 웨이브렛 변환 영역에서의 Wiener 필터링 기법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 웨이브렛 변환 신호의 특성과 각 부대역 내에서의 국부 통계를 이용한다. 각 부대역에서 국부 통계를 구할 때는 스케일에 따라 필터 창 크기를 달리하였다. 이때 웨이브렛 부대역에서는 필터 창내의 통계적 특성이 유사한 화소들만으로 국부 통계를 구하였다. 실험결과, 제안된 방법은 고정된 필터 창 크기를 갖는 Lee 필터에 비하여 성능이 우수함을 알 수 있었다.

### ABSTRACT

In this paper, a Wiener filtering method in wavelet domain is proposed for restoring an image corrupted by additive white noise. The proposed method utilizes the characteristics of wavelet transform signal and the local statistics of each subband. When estimating the local statistics in each subband, the size of filter window is varied according to each scale. At this point, the local statistics in each wavelet subband is estimated only by using pixels which have similar statistical property. Experimental results show that the proposed method has better performance over the conventional Lee filter with a window of fixed size.

\*경북대학교 전자·전기공학부  
論文番號: 97249-0721  
接受日字: 1997年 7月 21日

## I. 서 론

영상 복원은 잡음으로 훼손된 영상을 복원하기 위하여 널리 사용되어 왔다. 지금까지 사용된 대부분의 복원 필터들은 주로 공간 영역에서 제안되었다[1, 2]. 이들 중 가장 널리 알려진 필터는 공간 평균 필터(spatial averaging filter)로서, 구조가 간단하여 구현이 용이하고 가산 백색 잡음에 대하여 비교적 좋은 성능을 가지나 에지를 뭉롱화(blurring) 시키는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 Lee[3]는 고정된 크기의 필터 창(window)내의 국부 통계를 이용한 공간 적용 필터를 제안하였다. 흔히 Lee 필터라고 불리는 이 필터는 Wiener 필터로부터 몇 가지 가정 하에서 유도될 수 있다[2]. 이 필터는 평탄 영역에서는 좋은 성능을 보이나 중요한 정보를 보유하고 있는 에지 영역의 잡음은 거의 제거하지 못한다[4]. 최근에 웨이브렛 변환과 같이 신호나 영상을 인간 시각 특성에 적합하도록 여러 개의 대역으로 분해하는 다해상도 기법이 많이 연구되고 있다[5-7]. 다해상도 기법에서는 각 대역 내에 있는 신호를 신호의 support가 스케일에 따라 변하는 주파수가 어떤 범위 내에 존재하는 공간 신호로 간주한다. 이러한 특성으로 인하여 다해상도 기법에 관한 다양한 응용이 여러 분야에서 연구되어왔다. 이러한 응용 중에서 대표적인 웨이브렛 기반 Wiener 필터에 의한 영상 복원에 관한 연구는 [8]과 [9]에 있다. 이들 방법은 웨이브렛 변환 영역에서 국부적인 적용성을 고려하지 않고 처리하는 웨이브렛 변환 영역에서의 공간 비적용 필터이다.

본 논문에서는 영상에 섞인 백색 잡음을 효과적으로 제거하기 위하여 웨이브렛 변환의 다해상도 분해 특성과 각 부대역 내에서의 국부 통계를 이용한 웨이브렛 기반의 국부 적용 Wiener 필터를 제안한다. 제안된 방법에서는 먼저 잡음이 섞인 영상에 대한 웨이브렛 변환을 수행하여 영상을 다해상도의 부대역으로 분해한다. 필터링이 다해상도 공간에서 수행되기 때문에 다해상도로 분해된 부대역 내에서의 잡음은 국부적으로 백색이라고 간주한다. 그리고 기저 대역의 국부 평균은 0이 아니고 나머지 웨이브렛 부대역은 국부 평균이 거의 0에 가까운 사실에 근거하여, 기저 대역에서는 국부 평균을 고려하고 나머지 웨이브렛 부대역에서는 국부 평균을 고려하지 않는 Lee 필

터링을 수행한다. 이때 스케일이 감소함에 따라 에지의 support는 넓어지는 반면에 신호 대 잡음의 비와 인간 시각에 대한 중요도가 떨어지므로 필터 창의 크기는 스케일이 감소함에 따라 커지도록 한다. 또한 웨이브렛 부대역에서 국부 통계를 구할 때는 필터 창 내에서 통계적 특성이 유사한 화소들만으로 계산하여 추정치의 정확성이 향상되도록 하였다.

이와같이 Lee 필터링한 다음 역 웨이브렛 변환을 수행하여 복원된 영상을 얻는다. 제안된 방법을 백색 잡음이 섞인 영상에 대하여 적용한 결과 기존의 공간 Lee 필터에 비해 성능이 우수함을 확인하였다.

## II. 기존의 Wiener 필터

원 영상  $x(i, j)$ 에 백색 잡음  $n(i, j)$ 이 섞인 관측 영상  $y(i, j)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \quad (1)$$

여기서 잡음은 정재적(stationary)이며 평균이 0 분산이  $\sigma_n^2$ 이고, 원 영상과 상관성이 없는 것(uncorrelated)으로 가정한다. 원 영상이 국부적으로 정재적이라고 가정하면, 국부 영역 내에서의 원 영상  $x(i, j)$ 는 다음과 같이 모델링될 수 있다.

$$x(i, j) = m_x + \sigma_x w(i, j) \quad (2)$$

여기서  $m_x$ 와  $\sigma_x$ 는 각각  $x(i, j)$ 의 국부 평균과 표준편차를 나타내고,  $w(i, j)$ 은 평균이 0이고 분산이 1인 백색 잡음을 나타낸다. 이때  $m_x$ 와  $\sigma_x^2$ 이 각 화소마다 새롭게 계산된다고 가정하면 평균 자승 오차(mean square error: MSE)를 최소화하는 Wiener 필터는 다음과 같이 주어진다[2].

$$\hat{x}(i, j) = m_x(i, j) + \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2} [y(i, j) - m_x(i, j)] \quad (3)$$

여기서  $\hat{x}(i, j)$ 은 복원 영상이다. 이 필터는 Lee[3]가 제안한 필터와 동일한 필터로서 흔히 Lee 필터라고 한다. (3)식의  $m_x(i, j)$ 와  $\sigma_x^2(i, j)$ 는 원 영상의 통계치이지만 잡음이 섞인 관측 영상으로부터 추정할 수 있다. Lee는 이들을 다음과 같이 국부 통계를 이용하여

추정하였다.

$$\hat{m}_x(i, j) = \frac{1}{(2m+1)(2n+1)} \sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{l=j-n}^{j+n} y(k, l) \quad (4)$$

$$\hat{\sigma}_x^2(i, j) = \max\{\hat{\sigma}_x^2(i, j) - \sigma_n^2, 0\} \quad (5)$$

여기서

$$\hat{\sigma}_x^2(i, j) = \frac{1}{(2m+1)(2n+1)} \sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{l=j-n}^{j+n} [y(k, l) - \hat{m}_x(i, j)]^2 \quad (6)$$

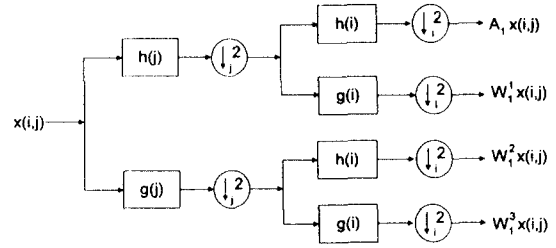
이다. 그리고  $(2m+1) \times (2n+1)$ 은 필터 창의 크기로서 주로  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ , 또는  $7 \times 7$ 이 사용되며 관측 영상의 전체에 걸쳐서 고정된 크기를 사용한다. 이 필터는 이들 추정치를 얼마나 정확하게 추정하느냐가 필터 성능에 큰 영향을 미친다. 그러나 이 추정치들은 배경 영역과 같이 국부적인 밝기의 변화가 심하지 않은 영역에서는 비교적 정확히 추정되나, 밝기의 변화가 심한 에지 영역에서는 추정치의 정확성이 떨어진다[4].

### III. 웨이블릿 변환 영역에서의 국부 적응 Wiener 필터

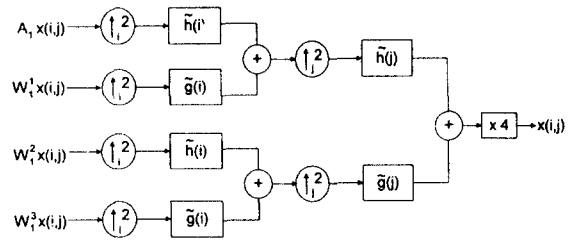
본 장에서는 영상 신호에 대한 웨이블릿 변환에 관하여 간략히 살펴본 후, 제안한 웨이블릿 변환 영역에서의 국부 적응 Wiener 필터를 설명하기로 한다.

#### 1. 웨이블릿 변환[6]

1차원 이산 신호에 대한 웨이블릿 변환은 디지털 LPF 필터  $h(i)$ 와 HPF 필터  $g(i)$  그리고 downsampler의 조합으로써 수행된다. 역 웨이블릿 변환은 디지털 LPF  $\tilde{h}(i)$ 와 HPF 필터  $\tilde{g}(i)$  그리고 upsampler의 조합으로써 수행된다. 영상 신호에 대한 웨이블릿 변환은 수평 방향으로 1차원 변환을 수행하고 그 결과를 다시 수직 방향으로 1차원 변환하는 것으로 수행될 수 있다. 그림 1은 원 영상을 디지털 필터에 의한 웨이블릿 변환을 첫 번째 스케일까지 수행하여 4개의 부대역으로 분해하는 과정과 이들로부터 역 웨이블릿 변환을 수행하여 원 영상을 합성하는 과정이다. 1보다 큰 임의의  $J$ 번째 스케일까지의 웨이블릿 변환은 첫 번째



(a)



(b)

그림 1. (a) 웨이블릿 변환, (b) 역 웨이블릿 변환

Fig. 1 (a) Wavelet transform, (b) inverse wavelet transform.

스케일에서 분해된 부대역 신호 중에서 주파수가 가장 낮은 기저 대역 신호를 입력 신호로 하여 그림 1(a) 과정을  $J$ 번째 스케일까지 반복하여 수행함으로써  $3J+1$ 개의 부대역으로 분해하는 것이다. 그리고 역 웨이블릿 변환은 가장 높은 스케일에서 분해된 4개의 부대역을 입력으로 하여 그림 1(b) 과정을 반복적으로 수행하여 원 영상을 합성하는 것이다.

#### 2. 웨이블릿 변환 영역에서의 국부 적응 Wiener 필터

잡음이 섞인 관측 영상  $y(i, j) = A_0 y(i, j)$ 를 그림 1과 같은 웨이블릿 변환을  $J$ 번째 스케일까지 수행하여  $\{A_J y(i, j), (W_s^1 y(i, j), W_s^2 y(i, j), W_s^3 y(i, j))_{1 \leq s \leq J}\}$ 와 같은  $3J+1$ 개의 부대역으로 분해한다. 여기서  $A_J x(i, j)$ 와  $W_s^d x(i, j)$ 는 각각 기저 대역 신호와  $s$ 번째 스케일의  $d(1 \leq d \leq 3)$ 방향의 웨이블릿 부대역 신호를 나타낸다. 이렇게 분해된 각 부대역은 어떤 범위 내의 주파수를 갖는 공간 대역의 영상으로 볼 수 있기 때문에 각 부대역별로 공간 Lee 필터링 할 수 있다. 이때 영상에 섞인 잡음의 분산이  $\sigma_n^2$ 이라는 가정으로부터  $s$ 번째 스케일 부대역에서의 잡음의 분산은  $\sigma_n^2/4^s$

으로 간주할 수 있다. 그리고 기저 대역을 제외한 나머지 웨이브렛 부대역은 대역내에서의 평균이 0이므로 Lee 필터의 국부 평균을 0으로 대치하여 다음과 같은 웨이브렛 변환 영역에서의 Lee 필터를 구성할 수 있다.

$$A_J \hat{x}(i, j) = m_{A,x}(i, j) + \frac{\sigma_{A,x}^2(i, j)}{\sigma_{A,x}^2(i, j) + \sigma_n^2/4^J} \times [A_J y(i, j) - m_{A,x}(i, j)] \quad (7)$$

$$W_s^d \hat{x}(i, j) = \frac{\sigma_{w_s^d x}^2(i, j)}{\sigma_{w_s^d x}^2(i, j) + \sigma_n^2/4^s} W_s^d y(i, j), \quad W_s^d y(i, j), \quad 1 \leq s \leq J, \quad 1 \leq d \leq 3 \quad (8)$$

여기서  $A_J \hat{x}(i, j)$ 와  $W_s^d \hat{x}(i, j)$ 은 각각 기저 대역과  $s$  번째 스케일의  $d$ 방향의 웨이브렛 부대역에서 필터링된 신호이다. (7)식의  $m_{A,x}(i, j)$ ,  $\sigma_{A,x}^2(i, j)$ ,  $\sigma_{w_s^d x}^2(i, j)$ 는 각각 원 영상의 기저 대역과 나머지 웨이브렛 부대역에서의 통계치이지만 잡음이 섞인 관측 영상의 각 부대역 신호로부터 추정할 수 있다. 공간 영역에서의 Lee 필터는 이러한 통계치를 영상 전체에 걸쳐 고정된 크기의 필터 창을 사용하여 추정하므로써 에지 영역에서 추정치의 정확성이 떨어진다. 에지 영역에서의 추정치의 정확성은 에지 신호 성분에 따라 필터 창의 크기를 적용시키면 추정치의 정확성을 향상시킬 수가 있으나, 공간 영역에서 필터 창의 크기를 적용적으로 사용하기는 쉽지 않다. 그러나 각 스케일 별로 주파수 범위가 제한되어 있는 공간 영역으로 볼 수 있는 웨이브렛 변환 영역에서는 에지 신호 성분이 퍼져있는 정도를 감안하여 어느 정도 필터 창의 크기를 적용시킬 수 있다.

본 논문에서는 웨이브렛 변환 영역에서 스케일이 감소할수록 각 부대역에서 에지 성분이 넓게 퍼져있고 신호 대 잡음의 비와 인간 시각에 대한 중요도가 떨어지므로 필터 창의 크기를 스케일이 감소함에 따라 커지도록 하여 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{m}_{A,x}(i, j) = \frac{1}{[2m(J) + 1][2n(J) + 1]} \sum_{k=i-m(J)}^{i+m(J)} \sum_{l=j-n(J)}^{j+n(J)} A_J y(k, l) \quad (9)$$

$$\hat{\sigma}_{A,x}^2(i, j) = \max\{\hat{\sigma}_{A,y}^2(i, j) - \sigma_n^2/4^J, 0\} \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_{w_s^d x}^2(i, j) = \max\{\hat{\sigma}_{w_s^d y}^2(i, j) - \sigma_n^2/4^s, 0\} \quad (11)$$

여기서 관측 영상의 각 부대역에서의 분산치들은 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{\sigma}_{A,y}^2(i, j) = \frac{1}{[2m(J) + 1][2n(J) + 1]} \times \sum_{k=i-m(J)}^{i+m(J)} \sum_{l=j-n(J)}^{j+n(J)} [A_J y(k, l) - \hat{m}_{A,x}(i, j)]^2 \quad (12)$$

$$\hat{\sigma}_{w_s^d y}^2(i, j) = \frac{1}{[2m(s) + 1][2n(s) + 1]} \times \sum_{k=i-m(s)}^{i+m(s)} \sum_{l=j-n(s)}^{j+n(s)} [C(k, l) W_s^d y(k, l)]^2 \quad (13)$$

이다. (13)식의  $C(k, l)$ 은 각 웨이브렛 부대역에서의 국부 분산  $\hat{\sigma}_{w_s^d y}^2(i, j)$ 를 추정할 때 추정치의 정확성을 향상시키기 위하여 필터 창내에서 통계적 특성이 유사한 화소들만으로 추정하도록 하는 조건상수이다. 이러한 조건상수  $C(k, l)$ 은 추정에 사용되는 화소값의 범위를 제한시키는 역할을 한다. 즉, 조건상수  $C(k, l)$ 은 중심이  $(i, j)$ 이고 필터에 사용되는 가장 작은 필터 창과 필터 창의 크기가 같은 부창(subwindow)내에서 추정된 국부 평균과의 차가 크지 않은 경우에만 1이 된다. 즉, (13)식의 조건상수  $C(k, l)$ 은 다음과 같이 결정된다.

$$C(k, l) = \begin{cases} 1, & \text{if } |W_s^d y(k, l) - \hat{m}'_{w_s^d y}(i, j)| \leq \alpha \cdot \hat{\sigma}'_{w_s^d y}(i, j) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

여기서

$$\hat{m}'_{w_s^d y}(i, j) = \frac{1}{[2m(J) + 1][2n(J) + 1]} \times \sum_{k=i-m(J)}^{i+m(J)} \sum_{l=j-n(J)}^{j+n(J)} W_s^d y(k, l) \quad (15)$$

$$\hat{\sigma}'_{w_s^d y}(i, j) = \frac{1}{[2m(J) + 1][2n(J) + 1]} \times \sum_{k=i-m(J)}^{i+m(J)} \sum_{l=j-n(J)}^{j+n(J)} [W_s^d y(k, l) - \hat{m}'_{w_s^d y}(i, j)]^2 \quad (16)$$

이다. (14)식에서  $\alpha$ 는 비례상수를 나타내고,  $\hat{m}'_{w',s}(i, j)$ 와  $\hat{\sigma}'_{w',s}(i, j)$ 는 부창 내에서 추정된 국부 통계치를 나타낸다. 이상과 같은 필터로 웨이브렛 변환 영역의 각 부대역에서 필터링을 수행한 다음 역 웨이브렛 변환을 수행하여 복원된 영상을 얻는다.

#### IV. 실험 결과 및 검토

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 그림 2의 8비트 512×512 Lena, Pepper, Goldhill, 그리고 Boat 영상에 가산 백색 가우스 잡음(additive white Gaussian noise)이 섞인 경우에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 이때 객관적인 성능평가의 척도로는 다음과 같은 ISNR을 사용하였다.

$$\begin{aligned} \text{ISNR} &= 10 \log_{10} \frac{\text{output SNR}}{\text{input SNR}} \\ &= 10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2 / \sigma_n^2}{\sigma_x^2 / \sigma_n^2} \end{aligned} \quad (17)$$

여기서  $\sigma_x^2$ ,  $\sigma_n^2$ 은 각각 원 영상의 전체 분산 및 잡음의 전체 분산을 나타내고,  $\sigma_r^2$ 은 다음과 같은 재생오차 전력을 나타낸다.

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{512 \times 512} \sum_{i=1}^{512} \sum_{j=1}^{512} [x(i, j) - \hat{x}(i, j)]^2 \quad (18)$$

여기서  $x(i, j)$ 와  $\hat{x}(i, j)$ 는 각각 원 영상과 복원 영상을 나타낸다.

웨이브렛 변환 필터로는 LPF 필터의 필터 계수가 표 1과 같고 필터 특성이 다음과 같은 Irie의 QMF 필터[10]를 사용하였다.

$$h(i) = h(L-1-i), \quad 0 \leq i \leq L/2-1 \quad (19)$$

$$g(i) = (-1)^i h(i) \quad (20)$$

$$|H(e^{j\omega})|^2 + |G(e^{j\omega})|^2 = 1 \quad (21)$$

여기서  $h(i)$ 는 LPF,  $g(i)$ 는 HPF 필터이며,  $L=16$ 은 필터 탭의 크기,  $H(e^{j\omega})$ 와  $G(e^{j\omega})$ 는 각각  $h(i)$ 와  $g(i)$ 의 Fourier 변환 계수이다. 그리고 역 웨이브렛 변환 LPF 필터  $\tilde{h}(i)$ 와 HPF 필터  $\tilde{g}(i)$ 는 다음과 같이 주어진다.

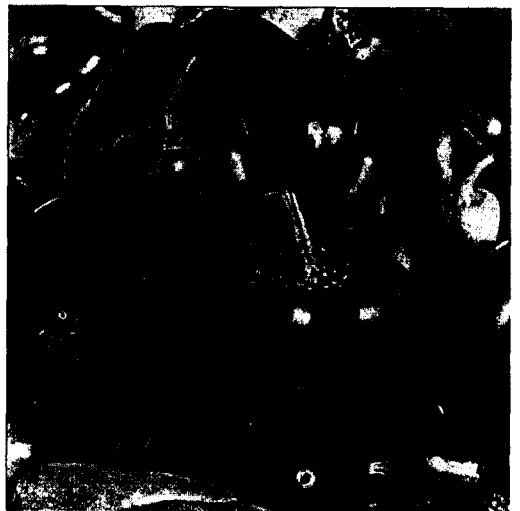
$$\tilde{h}(i) = h(i) \quad (22)$$

$$\tilde{g}(i) = -g(i) \quad (23)$$

제안된 방법으로 영상에 섞인 잡음을 제거하기 위하여 관측 영상에 대한 웨이브렛 변환을 세 번째 스케일까지 수행( $J=3$ )하여 10개의 부대역으로 분해한다. 이렇게 나누어진 각 부대역에서 필터링을 수행하



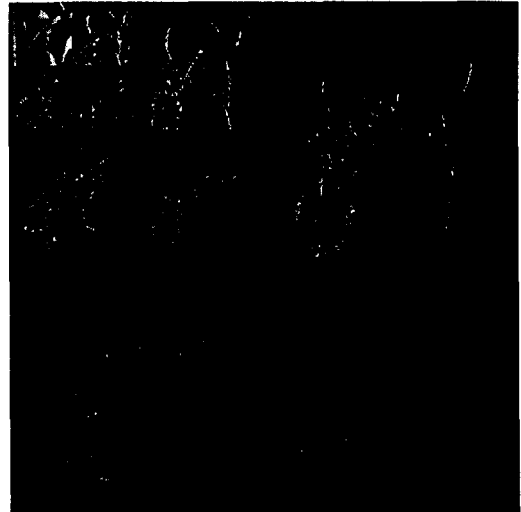
(a)



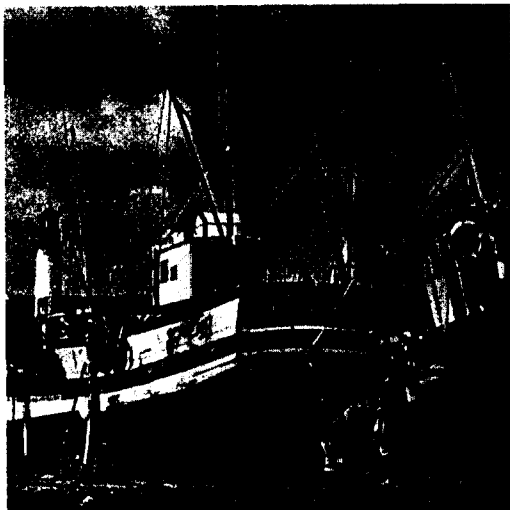
(b)



(c)



(a)

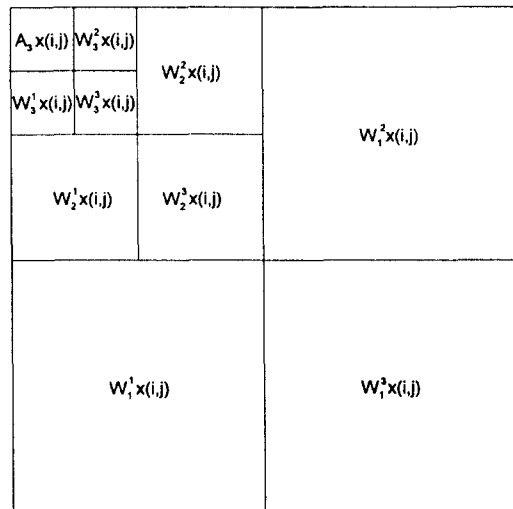


(d)

그림 2. 실험에 사용된 영상: (a) Lena; (b) Pepper; (c) Goldhill; (d) Boat

Fig. 2 Images used in experiments: (a) Lena; (b) Pepper; (c) Goldhill; (d) Boat.

는데, 이때 사용하는 필터 창 크기는 첫 번째 스케일에서는  $7 \times 7$ , 즉,  $m(1) = n(1) = 3$ 로 한 다음 스케일이 증가할수록 각 부대역 내에서의 신호의 support가 수평, 수직 방향으로 1/2씩 감소하므로 필터 창 크기의 수평, 수직 방향 크기를 1/2씩 감소시킨다. 이 과정에서



(b)

그림 3. 10개의 부대역으로 분해된 Lena 영상과 부대역들의 배치도

Fig. 3 Lena decomposed in 10 subbands and configuration of the subbands.

$1/2$ 로 감소시킨  $m(\cdot)$ ,  $n(\cdot)$ 이 정수가 아닌 경우에는 그 보다 크고 가장 가까운 정수, 즉,  $m(s) = \text{round off} [m(s-1)/2]$ ,  $n(s) = \text{round off} [n(s-1)/2]$ , ( $2 \leq s \leq 3$ )의 관계를 갖도록 결정한다. 따라서  $m(s) = n(s) = 4 - s$ , ( $1 \leq s \leq 3$ )이 되므로 사용하는 필터 창 크기는 첫 번

제 스케일에서는  $7 \times 7$ , 두 번째 스케일에서는  $5 \times 5$ , 그리고 세 번째 스케일에서는  $3 \times 3$ 이 된다. 이러한 필터 크기로  $N \times N$  크기의 영상에 대하여 필터링을 수행하면 계산량이 (13)식의 조건상수  $C(k, l)$ 에 따라  $O(188N^2) \sim O(207N^2)$  정도가 된다. 반면에  $5 \times 5$  Lee 필터의 계산량은  $O(29N^2)$  정도로서 제안된 방법이 약 6.48~7.14배의 계산량이 증가되는데, 이 대부분이 웨이브렛 변환과 역 웨이브렛 변환에 소요되기 때문이다. 그림 3(a)는 Lena 영상에 대하여 세 번째 스케일 까지 웨이브렛 변환한 영상이며, (b)는 각 부대역을 나타낸다.

먼저, 제안한 방법의 각 웨이브렛 부대역에서의 국부 분산을 추정할 때 (13)식의 조건상수  $C(k, l)$ 이 1인 경우와 (14)식에 근거하여 정한 경우에 Lena 영상에 대한 여러 가지 입력 SNR에 따른 성능을 비교하면 표 2와 같다. 이때 (14)식의  $\alpha = 2$ 이다. 이는 필터 성능이  $\alpha$ 값에 민감하지 않으면서  $\alpha = 2$ 일 때 가장 우수한 성능을 보이는 실험 결과에 근거한 것이다. 표 2에서 보면 (14)식과 같이 정하였을 때의 성능이 더 우수함을 알 수 있다. 그리고 처리한 영상에 대한 관측 결과 주관적 화질도 개선됨을 알 수 있었다.

다음으로, 각 실험 영상에 대한 여러 가지 SNR에 따른 기존의  $5 \times 5$  Lee 필터와 제안한 필터의 성능은 표 3과 같다. 표 3에서 보면 제안한 방법이 공간 영역



(b)



(c)



(a)

그림 4. Lena 영상에 대한 결과: (a) 잡음이 섞인 영상 (입력 SNR = 10 dB); (b)  $5 \times 5$  Lee 필터; (c) 제안한 방법

Fig. 4 Results for Lena: (a) Noisy image (input SNR = 10 dB); (b)  $5 \times 5$  Lee filter; (c) proposed method.

표 1. symmetric FIR QMF의  $i=8\sim 15$ 사이의  $h(i)$  필터 계수  
Table 1. Coefficients of  $h(i)$ ,  $i=8\sim 15$  of symmetric FIR QMF.

Tab	Coefficients
8	0.4812062E 00
9	0.9783431E -01
10	-0.9042564E -01
11	-0.9669948E -02
12	0.2765162E -01
13	-0.2590713E -02
14	-0.5056394E -02
15	0.1050555E -02

표 2. Lena 영상에 대한 제안된 방법의 조건 상수  $C(k, l)$ 에 따른 성능 비교

Table 2. Performance comparison of proposed method according to conditional constant  $C(k, l)$  for Lena.

Input SNR [dB]	ISNR [dB]	
	$C(k, l) = 1$	$C(k, l)$ based on (14) with $\alpha = 2$
10	7.99	8.16
5	10.13	10.46
0	12.37	12.68

표 3. 실험 영상에 대한 여러 가지 입력 SNR에 따른 필터들의 성능

Table 3. Performance of the filters according to various input SNR for test images.

Test image	Input SNR [dB]	ISNR [dB]	
		5×5 Lee	Proposed
Lena	10	6.50	8.16
	5	8.64	10.46
	0	10.89	12.68
Pepper	10	6.93	8.02
	5	8.98	10.37
	0	11.05	12.35
Goldhill	10	5.35	6.16
	5	7.86	8.76
	0	10.44	11.44
Boat	10	6.11	7.79
	5	8.16	9.77
	0	10.36	11.71

에서 필터 창 크기가 5×5로 고정된 Lee 필터보다 Lena 영상에 대하여 1.66~1.82 dB, Pepper 영상에 대하여 1.09~1.39 dB, Goldhill 영상에 대하여 0.81~1.00 dB, 그리고 Boat 영상에 대하여 1.35~1.68 dB의 ISNR 향상이 있음을 알 수 있다.



(a)



(b)

그림 5. 그림 4의 복원 영상에 대한 차영상 (증폭 = 5)

Fig. 5 Error images for the reconstructed images in Fig. 4 (amplification = 5).



그림 4는 앞에서 조사한 ISNR과 함께 주관적인 화질 평가를 위하여 입력 SNR이 10 dB인 경우에 대한 Lena 영상의 처리 결과이다. 그림 4에서 보면 기존의 Lee 필터로 처리한 영상은 에지의 잡음이 잘 제거되지 않으나, 제안된 방법에 의한 영상은 에지의 잡음이 잘 제거됨을 알 수 있다. 특히 배경 영역에서 Lee 필터링에 비하여 더욱 깨끗한 화질을 얻을 수 있음을 알 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 6. Pepper 영상에 대한 결과:(a)잡음이 섞인 영상(입력 SNR = 10 dB);(b)5×5 Lee 필터;(c)제안한 방법  
Fig. 6 Results for Pepper:(a) Noisy image (input SNR = 10 dB);(b) 5×5 Lee filter;(c) proposed method.

그림 5는 원 영상과 필터링된 재생 영상과의 차이를 5배로 증폭한 영상들로서, 여기서도 제안된 방법에 의한 영상이 Lee 필터링에 의한 영상에 비해서 에지는 물론이고 배경 영역의 화질도 훨씬 개선됨을 알 수 있다.



(a)



그림 7. 그림 6의 복원 영상에 대한 차영상 (증폭 = 5)  
Fig. 7 Error images for the reconstructed images in Fig. 6  
(amplification = 5).

다음으로 Pepper 영상에 대한 실험 결과는 그림 6, 7과 같다. 여기서도 Lena 영상의 경우와 마찬가지로 제안한 방법이 기존의 Lee 필터링에 비하여 유사한 화질 개선이 있음을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 백색 잡음이 섞인 영상을 복원하기 위하여 웨이브렛 변환 영역에서의 국부 적응 Wiener 필터를 제안하였다. 제안된 방법에서는 주파수 영역에서 사용되는 Wiener 필터와 몇 가지 가정 하에서 동일한 필터인 공간 Lee 필터의 특성과 웨이브렛 변환의 특성을 이용한다. 먼저, 잡음이 섞인 영상을 세 번째 스케일까지 웨이브렛을 수행한 다음 각 부대역 별로 공간 Lee 필터링을 수행한다. 이때 기저 대역을 제외한 나머지 웨이브렛 부대역은 국부 평균을 추정하지 않는 Lee 필터링을 수행한다. 그리고 필터 창 크기는 첫 번째 스케일에서는  $7 \times 7$ , 두 번째 스케일에서는  $5 \times 5$ , 세 번째 스케일에서는  $3 \times 3$ 으로 한다. 또한 각 웨이브렛 부대역에서 통계적 특성이 유사한 화소들만으로 국부 분산을 구하여 추정치의 정확성

을 향상시키기 위하여  $3 \times 3$  크기의 창 내에서 구한 국부 평균과의 차이가 제한된 범위내에 있는 화소들만으로 국부 분산을 구하였다. 실험결과, 제안된 방법은 입력 SNR이 0~10 dB일 때 기존의 Lee 필터에 비하여 각 실험 영상에 따라 0.81~1.82 dB의 ISNR 성능 향상과 주관적 화질 개선이 있음을 알 수 있었다.

## 참 고 문 헌

1. W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 2nd ed. New York: Wiley, 1991.
2. J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1990.
3. J. S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-2, no. 2, pp. 165-168, Mar. 1980.
4. N. C. Kim and S. H. Jung, "Adaptive image restoration using local statistics and directional gradient information," *IEE Electron. Lett.*, vol. 23, no. 12, pp. 610-611, June 1987.
5. O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and signal processing," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 8, no. 4, pp. 14-38, Oct. 1991.
6. S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July 1989.
7. Special Issue on Wavelets and Signal Processing, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 41, no. 12, Dec. 1993.
8. M. R. Banham *et al.*, "Multichannel restoration of single channel images using a wavelet-based subband decomposition," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 6, pp. 821-833, Nov. 1994.
9. J. L. Starck and A. Bijaoui, "Filtering and deconvolution by the wavelet transform," *Signal Processing*, vol. 35, pp. 195-211, Feb. 1994.
10. K. Irie and R. Kishimoto, "A study on perfect reconstructive subband coding," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 42-48, Mar. 1991.



張 益 薰(Ick Hoon Jang) 정회원

1963년 10월 2일생

1986년 2월:경북대학교 공과대  
학 전자공학과 졸업  
(공학사)

1988년 2월:경북대학교 대학원  
전자공학과 졸업(공  
학석사)

1994년 3월~현재:경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정

1988년 2월~1994년 2월:국방과학연구소 연구원

※주관심분야: 영상처리, 영상압축 및 컴퓨터비전

金 南 哲(Nam Chul Kim)

정회원

한국통신학회논문지 제22권 제6호 참조

현재:경북대학교 전자전기공학부 교수