

# 가변적인 국부 추정 윈도우를 이용한 방향성 Wiener filter에 의한 잡음 제거

정회원 우 동 헌\*, 김 유 신\*, 김 재 호\*\*

## Noise reduction based on directional Wiener filter using local adaptive estimation window

Dong-hun Woo\*, Yoo-shin Kim\*, Jae-ho Kim\*\* *Regular Members*

### 요 약

영상의 잡음 제거에 있어서 주된 문제는 에지를 보존하면서 잡음을 제거하는 것이다. 이러한 목적을 위해 사용되는 Wiener filter는 단일 크기의 추정 윈도우를 사용함으로써, 에지 부분의 잡음과 평탄 영역의 잡음을 동시에 잘 제거할 수 없고, 화소들 사이의 상관도를 무시하는 단점들이 있다. 그러므로 제안 알고리즘은 첫번째 문제를 해결하기 위해, 추정 윈도우의 크기를 평탄 영역과 에지 영역의 특성에 따라 가변 시켜주어 평탄 영역과 에지 영역, 양쪽에서 효율적으로 잡음을 제거하도록 했다. 또한 에지의 선명도를 높여주기 위하여 방향성 Gaussian mask와 방향성 추정 윈도우를 에지의 방향성에 따라, 기존의 Wiener filter에 결합하였다. 실험 결과로부터, 제안 알고리즘이 PSNR을 통한 객관적인 평가와 주관적인 평가 모두 성능을 개선시킴을 알 수 있다.

### ABSTRACT

The main issue of noise reduction of image is how to preserve edge and reduce noise. Usually, The Wiener filter is used for this purpose. But the conventional Wiener filter cannot remove noise well in both edge and smooth region due to the single size estimation window. In addition, it ignores the correlation between pixels. In this paper, we propose a new noise reduction algorithm, in which adaptive estimation window is used according to property of smooth region and edge region. In order to make edge more clear, directional Gaussian mask and directional estimation window combines to the Wiener filter according to direction of edge. From the simulation results, it can be seen that the proposed algorithm showed improves performance in both PSNR and subjective evaluation

### 1. 서 론

영상 처리에서 잡음 제거의 주된 목표는 에지의 선명도를 유지하면서 잡음을 제거하는 것이다. 이를 위해 지난 수 십년 간 많은 알고리즘들이 제안되었다. 그 중에서 널리 알려진 Wiener filtering 방식<sup>[1]</sup>은 신호와 잡음의 분산을 이용하여 필터 계수를 구한 후, 에지 영역과 평탄 영역을 적응적으로 필터링

한다. 이 방식은 통계적인 관점에서 최적의 필터 계수를 이용하여 잡음을 제거한다는 측면에서 의미를 지닌다.

그러나 Wiener filter를 영상의 잡음 제거에 실제로 적용할 때에는 다음과 같은 몇 가지 문제점들이 발생한다. 첫째로, 기존의 방법에서는 모든 영역에 대해 일정한 크기의 추정 윈도우를 이용하고 있다. 그렇지만 실제로는, 평탄 영역에서는 Wiener filter

\* 부산대학교 전자공학과 인공지능 연구실(dhwoo@pusan.ac.kr),  
논문번호 : 020165-0415, 접수일자 : 2002년 4월 15일

\*\* 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소

※ 본 연구는 부산대학교 연구(보조)비(4년과제)에 의한 연구임

의 정재적(stationary)에 대한 가정이 잘 맞으므로, 보다 정확한 추정을 위해, 큰 크기의 윈도우를 사용하는 것이 좋다. 그러나, 에지 영역은 정재적이지 않기 때문에, 보다 작은 윈도우를 사용하는 것이, 더 정확한 추정 결과를 가져온다. 둘째로 계산의 복잡성을 감소시키기 위하여 일반적으로 first-order Wiener filter가 영상에 적용된다. 이것은 인접 화소 간에 상관도(correlation)가 없다는 가정에 토대를 두고 있다. 그러나 실제로 영상의 인접 화소들 간에는 상당히 높은 상관도가 있다. 따라서 이 같은 상관성을 무시한 first-order Wiener filter의 적용은 에지의 방향성을 잘 살려 주지 못한다.

위에서 언급한 문제점들로 인한 필터의 성능저하를 극복하기 위해, 최근에는 First-order Wiener filter를 wavelet domain에서 적용하는 알고리즘들이 제안되었다.<sup>[4][5][6]</sup> Jang<sup>[4]</sup>에 의해 제안된 알고리즘은 first-order Wiener filter를 wavelet domain에 그대로 적용시켰다. 그리고 Mihcak<sup>[5]</sup>은 Jang<sup>[4]</sup>의 알고리즘에, bootstrap에 의한 최적의 추정 윈도우 크기 결정 방식을 결합한 알고리즘을 제안했다. 그리고 Huang<sup>[6]</sup>은 wavelet domain에서 first-order Wiener filter 대신 주위의 화소들과 상관도를 고려한 Wiener filter를 유도하였다. 그러나 wavelet domain의 값들은 주파수 영역에서의 계수들이므로, 이에 대한 Wiener filtering은 wavelet 영역에서의 필터링이므로, 영상에서 링 효과(ringing effect)를 초래한다.

본 논문은 위의 연구들과 달리, 공간 영역에서 위에 언급된 문제들을 해결하고자 했고 다음과 같은 방법들을 제안한다. 첫째로, 영상의 특성에 따른 최적의 추정 윈도우의 크기를 결정하기 위해, 영상을 평탄 영역, 길고 강한 에지, 복잡한 에지, 일반 에지 영역들로 나누었다. 그리고 각 영역들의 특성에 맞게, 추정 윈도우의 크기를 가변적으로 적용해서 잡음들이 잘 제거될 수 있도록 했다. 둘째로, 영상의 에지를 Wiener filtering 할 때, 화소 간의 상관도를 활용한 방향성 Gaussian mask와 방향성 추정 윈도우를 사용해서, 에지의 방향성을 개선시켰다.

본 논문은 2장에서 기존의 Wiener filter의 장단점을 살펴보고, 3장에서는 영상 특성에 따라 추정 윈도우를 가변적으로 적용하는 방법을 제안한다. 그리고, 4장에서는 에지의 인접 화소들을 이용하여, 에지의 방향성을 살리는 방법에 대해서 설명한다. 끝으로, 5장에서는 모의 실험을 통하여 제안 알고리즘의 성능을 살펴보고 6장에서 결론을 맺는다.

## II. 기존의 Wiener filter

화소(i,j)에서 AWGN(Additive White Gaussian Noise)에 의해 손상된 영상은 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \tag{1}$$

여기서,  $x(i, j)$ 는 손상되기 전의 원 영상이고,  $n(i, j)$ 는 AWGN 잡음이다. 이 때, 주파수 영역에서 Wiener filtering의 수식은 아래의 식(2)과 같다.

$$H(w_1, w_2) = \frac{P_x(w_1, w_2)}{P_x(w_1, w_2) + P_n(w_1, w_2)} \tag{2}$$

Lee<sup>[1]</sup>는 식(2)에서, 영상의 autocorrelation에서 직접  $P_x(w_1, w_2)$ ,  $P_n(w_1, w_2)$ 을 구하는 방법을 피하고, 다음과 같은 가정으로 수식을 단순화했다. 먼저, white noise 인  $n(i, j)$ 의 파워 스펙트럼은 다음과 같다.

$$P_n(w_1, w_2) = \sigma_n^2 \tag{3}$$

$\sigma_n^2$ 은 영상에서 추정된 잡음의 분산이다.

좁은 영역에서, 영상은 정재적이고 ergodic하며, 화소들은 서로 독립적이라고 가정한다. 따라서 신호는 다음과 같이 모델링될 수 있다<sup>[2]</sup>.

$$x(i, j) = m_x(i, j) + \sigma_x n(i, j) \tag{4}$$

여기서,  $m_x(i, j)$ 와  $\sigma_x(i, j)$ 는 각각 신호의 국부 평균과 분산이다. 정재적이고, ergodic하다는 가정이 있으므로, 평균과 분산은 공간 영역에서 국부 평균과 분산으로 추정될 수 있다.

따라서, 식(3), 식(4)를 가지고, 식(2)를 다음과 같이 단순화시킬 수 있다.

$$H(w_1, w_2) = \frac{P_x(w_1, w_2)}{P_x(w_1, w_2) + P_n(w_1, w_2)} \tag{5}$$

$$= \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2}$$

식(5)를 inverse fourier transform 하면,

$$H(i, j) = \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2} \delta(i, j) \tag{6}$$

식(6)에 평균값을 고려하면 다음과 같이 정리된다.

$$x'(i, j) = m_x(i, j) + \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2} [y(i, j) - m_x(i, j)] \quad (7)$$

여기서  $x'(i, j)$ 는 화소(i,j)에서 필터링 결과이다. 그리고  $m_x(i, j)$ ,  $\sigma_x^2(i, j)$ 는 각각 원 영상의, 화소(i,j)를 중심으로 하는 추정 윈도우에서의 평균과 분산이며,  $\sigma_n^2$ 은 잡음의 분산이며, 본 논문에서는 그 값을 안다고 가정한다. 위의 식에서 원 영상의 잡음과 분산  $m_x(i, j)$ ,  $\sigma_x^2(i, j)$ 은 다음과 같은 근사치로 추정한다.

$$\begin{cases} m_x(i, j) = m_y(i, j) \\ \sigma_x^2(i, j) = \max[\sigma_y^2(i, j) - \sigma_n^2, 0] \end{cases} \quad (8)$$

여기서,  $m_y(i, j)$ ,  $\sigma_y^2(i, j)$ 은 각각, 손상된 영상의 국부 평균과 분산의 추정치이다.

이 추정치들을 이용해서 식(7)을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$x'(i, j) = m_y(i, j) + \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2} [y(i, j) - m_y(i, j)] \quad (9)$$

식(9)의 필터의 물리적인 효과를 살펴보면, 필터링을 할 때, 평탄 영역에서는  $\sigma_n^2 \gg \sigma_x^2(i, j)$ 이므로 식(9)에서 고주파 성분  $[y(i, j) - m_y(i, j)]$ 은 거의 0이 되어 국부 평균값이 필터의 결과가 된다. 그리고, 에지 영역에서는  $\sigma_n^2 \ll \sigma_x^2(i, j)$ 이므로 이번에는 필터의 고주파 성분이 거의 1에 가깝게 되어, 필터의 결과는 입력 영상 그대로가 된다. 따라서 Wiener filter는 평탄 영역에서는 화소들의 평균값으로 잡음을 제거하고, 에지 영역에서는 입력 영상을 그대로 통과시켜 에지를 살리는 효과를 낸다.

그러나 식(9)는 앞의 식의 유도에서 본 것 같이, 정재적이고, ergodic 하며, 화소 상호간에 서로 독립적이라는 가정을 가지고 있다. 그런데 영상 신호가 정재적이라는 가정은 평탄 영역에서는 합리적이지만, 에지 영역에서는 국부 평균이 계속 변하므로, 맞지 않는다. 그리고 화소 상호간이 서로 독립적이라는 가정도, 일반적으로 에지 영역의 화소간에는 많은 상관도가 있으므로, 적절하지 않는 가정이다. 따라서, 에지 영역의, 공간 영역에서의 분산 값은 실제의 통계적 분산 값보다 큰 값이 추정하게 된다. 그러므로 식(9)에서의 고주파 성분  $[y(i, j) - m_y(i, j)]$ 은 거의 그대로 통과하게 되므로 에지 부분의 잡음이 그대로

남게 되는 단점을 가지게 된다<sup>3)</sup>.

### III. 가변적인 추정 윈도우

정재적이고, ergodic한 영역에서는 평균과 분산을 추정할 때, 보다 넓은 영역에서 추정하는 것이 더 정확한 추정치를 구하는 데 좋다. 그러나 앞에서 언급한 것처럼, 에지 영역에서는 정재적이고 ergodic이라는 가정이 맞지 않다. 그러므로, 에지에서는 추정의 정확도를 다소 희생하더라도, 가능한 한 추정 윈도우의 크기를 줄이는 것이 정재적이고 ergodic이라는 가정을 위해서 좋다. 그 물리적인 효과를 살펴보면, 그림 1에서 보는 것과 같이 추정 윈도우의 크기가 3일 때는, 신호의 분산  $\sigma_x^2(i, j)$ 가 충분히 크지 않다. 따라서 식(9)에서 필터의 고주파 성분에 붙어 있는 가중치 항인  $\sigma_x^2(i, j) / (\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2)$ 은 1에 가깝게 되지 않는다. 이로 인해 에지 부근의 잡음 성분이 줄어들게 되는 반면, 좁은 영역에서의 평균을 내기 때문에, 신호의 고주파 부분의 일부가 평균으로 들어가게 되므로 신호 성분은 어느 정도 보전된다. 반면에 필터 사이즈가 7인 경우에는,  $\sigma_x^2(i, j) / (\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2)$ 이 거의 1에 가깝게 되어 신호의 고주파 부분을 그대로 통과시키게 되기 때문에, 에지 부분의 잡음이 그대로 살아남게 된다.

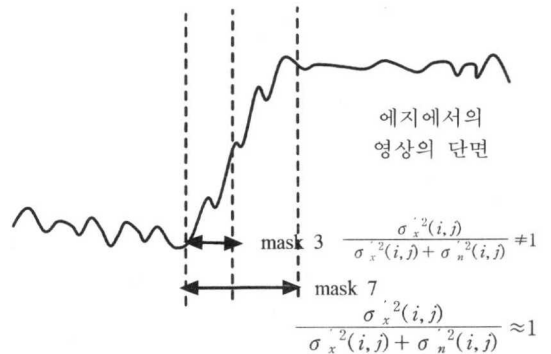


그림 1. 추정 윈도우 크기에 따른 Wiener filtering의 특징

반면에 앞서 언급한 것처럼, 평탄영역은 정재적이고 ergodic하다는 가정이 상당히 잘 들어맞는다. 그러므로 추정 윈도우의 크기를 크게 해주어 평균과 분산의 추정에서 정확성을 높이는 것이 좋다.

결론적으로, 평탄 영역에서는 추정 윈도우의 크기를 크게 하는 것이 좋고, 에지 영역에서는 크기를



작게 하는 것이 효과적이다. 그러나 기존의 방법에서는 단일 크기의 추정 윈도우를 사용했다. 따라서 윈도우의 크기가 큰 경우에는 평탄 영역의 잡음을 잘 제거되나 에지 영역의 잡음은 그대로 남게 되었고, 윈도우의 크기를 작게 해 준 경우에는 반대로 평탄 영역의 잡음이 잘 제거되지 않는다. 따라서 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 다음과 같은 방법을 제안한다.

먼저, 입력 영상에 Kirsh mask<sup>[2]</sup>를 사용해서 에지 영역과 평탄 영역을 구분한다. 그리고 구분된 영역에 따라 서로 다른 크기의 추정 윈도우를 사용한다. 이를 통해 평탄 영역의 잡음을 충분히 제거하고, 동시에 에지 영역의 잡음도 상당부분 줄일 수 있었다.

또 에지 영역의 경우에는, 에지의 특성에 따라 보다 세분된 크기의 추정 윈도우들을 사용한다. 만일 에지가 Lena 영상의 모자 처럼, 길고 강한 에지인 경우에는 보다 큰 크기의 윈도우를 사용한다. 왜냐하면, 이런 에지는 다른 에지들 보다 더 정재적이고 ergodic하기 때문이다. 이와는 반대로 Lena 영상의 머리카락 부분처럼 짧고 복잡한 에지의 경우에는 보다 작은 크기의 윈도우를 사용하는 것이 좋다. 본 논문에서는 에지의 복잡성을 판별하기 위해, 전처리로 영상을 average filter로 평탄화 시킨 후, Kirsh mask를 가지고 각 에지의 방향성을 구한 후, 다음과 같은 방법으로 판별했다.

$$\alpha_i = \frac{E_i}{E_{total}} \quad (i=1,2,3,4) \quad (10)$$

$$\begin{cases} \text{complex edge} : \alpha_i < T_1 \\ \text{long edge} : \alpha_i > T_2 \\ \text{normal edge} : \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

위의 식에서  $E_i$  는 정해진 국부 영역에서의 Kirsh mask의  $i$ 번째의 방향의 에지의 개수를 나타내고,  $E_{total}$ 는 그 국부 영역에서 에지의 총 개수이다. 이 수식에 따르면, 국부 영역에서 한 방향의 에지의 총 에지에 대한 비가 정해진 문턱값  $T_2$ 을 넘으면, 이것을 길고 강한 에지로 판단했고, 또 다른 문턱값  $T_1$  보다 작은 경우에는 복잡한 에지로 판단했다. 그리고 나머지 경우는 일반적인 에지로 판별한다. 복잡한 에지를 판단할 때, 에지에서 떨어진 잡음들을 복잡한 에지로 오판하는 경우를 피하기 위해서 주어진 국부 영역 안의 에지 화소가 총 화소의 반 이상이 되는 경우만 고려하도록 했다. 본 알고리

즘의 모의 실험에서는 평탄 영역에 크기 9의 추정 윈도우를 할당했고, 복잡한 에지의 경우에는 크기 3의 추정 윈도우를, 일반 에지에는 크기 5를, 길고 강한 에지에는 크기 7의 추정 윈도우를 할당했다.

#### IV. 방향성 Wiener 필터

앞 장에서는 추정 윈도우의 크기를 영상의 특성에 따라 조절함으로써, 최적의 추정 윈도우의 크기를 결정하는 방법에 대해 설명했다. 여기서는 Wiener 필터의 두 번째 문제인 화소 간의 상관도를 고려하는 방법에 대해 설명한다. 제안 알고리즘에서는 에지의 선명도를 될 수 있는 데로 살리기 위해 Gaussian mask에다, 앞에서 Kirsh mask를 사용하여 구한 에지의 방향 정보를 추가한, 방향성 Gaussian mask를 이용한다. 이는 Gaussian mask에다가 에지의 방향성을 추가해주기 때문에 에지의 선명도를 높여준다. 본 알고리즘에 사용된 방향성 Gaussian mask의 형태와 이것을 식(9)와 합쳤을 때의 수식은 다음과 같다.

$$x'(i,j) = m_x(i,j) + \frac{\sigma_x^2(i,j)}{\sigma_x^2(i,j) + \sigma_n^2} [y(i,j) - m_x(i,j)] \quad (12)$$

$$\text{where, } y(i,j) = \sum_{m=0}^W \sum_{n=0}^W \text{mask}_k(n,m) \times y(i-(W-1)/2+n, j-(W-1)/2+m) \quad (13)$$

위의 수식에서  $W$ 는 방향 마스크의 크기이며,  $\text{mask}_k(i,j)$  ( $k=1,2,3,4$ )는  $k$ 번째 방향에 대한 방향성 Gaussian mask이다.

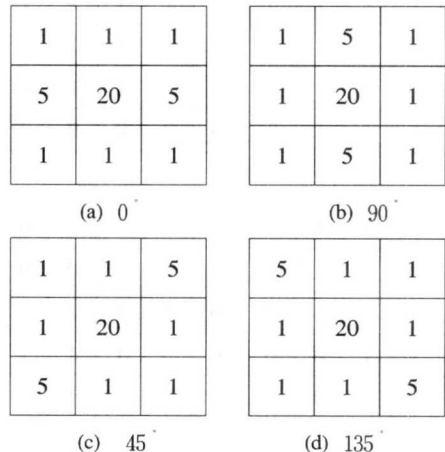


그림 2. 방향성을 가진 Gaussian mask

Prieto<sup>[7]</sup>는 Wiener filter에 분산을 구할 때, 4 방향의 방향성 추정 윈도우에서 구한 후, 가장 작은 분산 값이 나오는 윈도우를 선택해서, 그 방향성 추정 윈도우로 분산과 평균을 구해 줌으로써, Wiener filtering에서 에지의 방향성을 살려 주었다. 그러나 그가 제안한 윈도우는 방향에 대한 폭이 너무 좁아서 실제 영상의 에지의 다양한 변화를 반영하기는 어렵고 또 매 화소마다 4방향의 분산을 계산해 주기 때문에 계산량도 증가한다. 이러한 점들을 고려해서, 제안 알고리즘에서는 3장에서 언급한 가변적인 추정 윈도우에 다음과 같은 요소를 첨가한다. 앞의 Kirsh mask로 찾은 에지의 방향 정보를 사용해서, 선택된 방향으로만 방향성 추정 윈도우를 사용한다. 또한 방향성 추정 윈도우의 폭도 더 넓혔다. 그 구체적인 모양과 수학적 표현은 각각 그림.3과 식(14), (15)에 나타나 있다.

요약하면, 제안 알고리즘에서는 화소간의 상관도를 이용하기 위해, Kirsh mask에 의한 에지의 방향 정보를 활용해서, 방향성 Gaussian mask를 가해 주고, 3장의 가변적인 추정 윈도우에 방향성을 가해줌으로써 에지의 방향성과 선명도를 살려주었다.

$$m_x(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{W-1} mask_k(n, m) \times y(i - (W-1)/2 + n, j - (W-1)/2 + m) \quad (14)$$

$$\sigma_x(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{W-1} [mask_k(n, m) \times y(i - (W-1)/2 + n, j - (W-1)/2 + m) - m_x(i, j)]^2 \quad (15)$$

0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0

(a) 0°

0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
0	0	0	0	0

(b) 90°

0	0	0	1	1
0	0	1	1	1
0	1	1	1	0
1	1	1	0	0
1	1	0	0	0

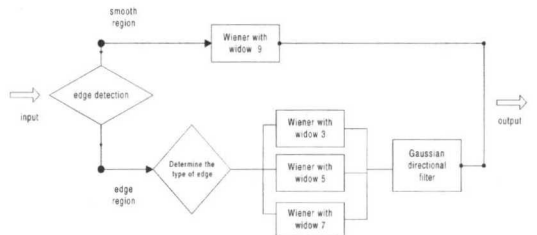
(c) 45°

1	1	0	0	0
1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	0	1	1

(d) 135°

그림 3. 평균과 분산 추정을 위한 방향성 윈도우 (크기가 5인 경우)

여기서  $mask_k(i, j)$  ( $k=1,2,3,4$ )는 그림.3에 묘사된 방향성 추정 윈도우이고,  $M$ 은 방향성 추정 윈도우의 값이 1인 화소들의 개수이다. 그림 4는 전체 알고리즘의 블록 다이어그램이다.



### V. 모의 실험 결과

제안 알고리즘의 모의 실험은 Lena, Airplane, Boat, Peppers, Tiffany 등의 512\*512 영상에 대해 행해졌으며, 각 영상에는 7dB와 10dB의 AWGN가 가해졌다. 또한 Median, 기존의 Wiener filter, wavelet Wiener filter<sup>[4]</sup> 등이 성능 비교를 위해 사용되었다. 모의 실험의 PSNR 결과는 표1, 표2에 나타나 있고, 제안 알고리즘과 비교 알고리즘들을 Lena 영상에 적용한 결과 영상이 그림.5에 나타나 있다. 표1 과 표2에서 Proposed Wiener 1 은 3장의 가변적인 추정 윈도우를 추가한 Wiener filter를 뜻하고, Proposed Wiener 2 는 Proposed Wiener 1에 4장의 방향성 Gaussian mask와 방향성 추정 윈도우를 추가해 준, 전체 제안 알고리즘을 뜻한다.

PSNR의 관점에서 볼 때 제안된 알고리즘은 wavelet-Wiener filter보다 전체적으로 개선된 성능을 보인다. 세부적으로 분석해 볼 때, 가변적인 추정 윈도우는 심한 잡음에서 좋은 개선 효과를 보여준다. 이는 가변적인 추정 윈도우가 더 좋은 잡음 감소를 목표로 설계되었기 때문에 많은 잡음에서 보다 큰 성능을 발휘한다. 반면에 잡음 제거보다는 에지의 방향성을 살리는 데, 더 큰 비중을 두고 있는 방향성 Gaussian mask와 방향성 추정 윈도우는 잡음이 보다 약한 상태에서 상대적으로 많은 개선 효과를 보여준다.

그림 4의 주관적 비교에서, 제안 알고리즘은 가변적인 추정 윈도우의 사용으로 기존의 Wiener filter와 비교해 볼 때, 평탄 영역에서 잡음이 잘 제거되고, 에지 영역에서의 잡음도 상당히 제거되었다. 또한 방향 윈도우들의 사용으로 에지 영역의 방향



성도 비교적 잘 살려 주었다. 한편, 단일 크기의 추정 윈도우를 사용한 기존의 Wiener filter는 평탄 영역에도 잡음이 상당 부분 남아 있고, 에지 영역의 잡음도 많이 남아 있는 것을 볼 수 있다. 그리고 Wavelet-filter와 비교해 볼 때, 제안한 알고리즘은 공간 영역에서 필터링을 해 주기 때문에, wavelet domain에서 필터링을 함으로써 생기는 링 효과가 거의 없음을 알 수 있다.

## VI. 결론

본 논문은 영상에 나타나는 잡음 제거를 위해서, 기존의 Wiener filter에 다음 두 가지 제안 방법을 첨가했다. 첫째로, 최적의 추정 윈도우의 크기를 결정하기 위해, 평탄 영역과 에지 영역에 다른 크기의 추정 윈도우를 사용하여, 평탄 영역과 에지 영역의 특성에 맞게 필터가 동작하도록 했다. 또한 에지 영역에서는 추가적으로 에지의 특성에 따라 또 다른 크기의 윈도우들을 사용함으로써, 필터가 에지의 여러 가지 형태의 특성에 알맞게 동작하게 했다. 또한 화소들 사이에 상관도 정보를 이용하기 위해, 방향성 Gaussian mask를 영상에 적용하고, 추정 윈도우에 방향성을 가했다. 본 알고리즘으로 실험한 결과, median, 기존의 Wiener filter에 대해서는 1.5dB, 그리고 wavelet Wiener filter에 비해서는 0.3dB 정도의 PSNR 개선을 보였다. 또 주관적인 관점에서 볼

때, 기존의 Wiener filter에 남아 있는 에지 영역과 평탄 영역의 잡음이 효과적으로 제거되었고, wavelet Wiener filter에 나타나는 링 효과도 볼 수 없었다.



(a) Median filter



(b) Wiener filter



(c) Wavelet-Wiener filter

표 1. 7dB AWGN의 여러 영상들에서의 PSNR 비교

	Median	Wiener	Wavelet Wiener	Proposed Wiener1	Proposed Wiener2
Peppers	29.08	29.22	30.28	30.57	30.68
Boat	26.18	27.18	28.50	27.82	28.73
Tiffany	29.01	29.76	30.61	30.77	30.81
Lena	28.51	29.05	30.15	29.91	30.62
F-16	27.89	28.54	29.76	29.95	30.26

표 2. 10dB AWGN의 여러 영상들에서의 PSNR 비교

	Median	Wiener	Wavelet Wiener	Proposed Wiener1	Proposed Wiener2
Peppers	30.58	31.20	32.06	31.96	32.68
Boat	27.02	29.22	30.46	28.86	30.51
Tiffany	30.53	31.73	32.53	32.08	32.71
Lena	29.60	30.90	32.25	31.08	32.30
F-16	29.01	30.47	31.71	31.26	32.20



(d) Proposed Wiener filter

그림 5. 제안 알고리즘에 대한 Lena 영상의 주관적 비교

참 고 문 헌

[1] J.S. Lee, Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics, *IEEE Trans. Patt. Ana. Mach. Int.*, Vol. PAMI-2, pp. 165-168 March 1980.

[2] Jae. S. Lim, *Two-Dimensional signal and image processing*, 1990

[3] D.T. Kuan, A. A. Sawchuk, T.C. Strand, and P. Chavel, Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise, *IEEE Trans. Patt. Ana. Mach. Int.*, Vol. PAMI-7, pp. 165-177, March 1985

[4] I. H. Jang and N. C. Kim, Locally adaptive Wiener filtering in wavelet domain for image restoration TENCON '97. IEEE Region 10 Annual Conference. Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications., Proceedings of IEEE, vol.1, Page(s): 25 -28, 1997

[5] M. Kivanc Mihcak et. al. Spatially adaptive statistical modeling of wavelet image coefficient and its application to denoising, Proceedings, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol.6, Page(s): 3253 -3256, 1999

[6] Huipin Zhang et. al, Image denoising via wavelet-domain spatially adaptive fir wiener filtering, Proceedings. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal

Processing, vol.4, Page(s): 2179 -2182, 2000

[7] Prieto, Y. Lindquist C.S. Locally adaptive orientation Wiener image filter with local noise estimate, Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, vol.1, Page(s): 338 -342, 1997

우 동 헌(Dong-hun Woo)

준회원

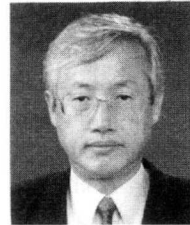


1998년 2월 : 부산대학교  
전자공학과 졸업  
2000년 2월 : 부산대학교  
전자공학과 석사  
2000년 3월~현재 : 부산대학교  
전자공학과  
박사과정

<주관심 분야> 영상처리, 음성 처리, 신경 회로망

김 유 신(Yoo-Shin Kim)

정회원



1974. 2 : 서울 대학교  
전자공학과 졸업  
1980. 6 : U.C. Berkeley  
전자공학 석사  
1983. 6 : Stanford University  
전자재료 박사과정

1995. 1 : Cornell University Ph. D  
1974. 3~1978. 8 : 한국원자력 연구소 근무  
2002~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수  
한국과학철학회 부회장, 공학기술학회 공학교  
육연구 논문지 편집이사, 한국 과학사학회 이  
사, 한국통신학회 정보사회연구회 회장  
<주관심 분야> 정보사회론, 과학철학, 영상처리, 인  
공지능

김 재 호(Ho-Jae Kim)

정회원

한국통신학회논문집 제23권 제9A호 참조