

# 웨이블릿 변환 영역에서 영상 잡음 제거를 위한 다중 결정 모델

정회원 엄 일 규\*, 김 유 신\*\*

## Multiple Decision Model for Image Denoising in Wavelet Transform Domain

Il-kyu Eom\*, Yoo-shin Kim\*\* *Regular Members*

### 요 약

잡음 제거에 사용되는, 이진 결정 모델은 단지 이분적인 구분만을 수행하기 때문에 잡음에 대한 신호의 정확한 비율을 측정하기 어려운 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 복잡한 통계 모델 및 다운샘플링이 되지 않은 웨이블릿 변환을 사용하는 것이 일반적이다. 본 논문에서는 잡음 영상에서 잡음의 정도를 측정할 수 있는 다수준 결정 모델을 이용한 잡음 제거 방법을 제안한다. 제안 방법은 잡음에 대한 신호의 비율을 다수준 값의 형태로 계산할 수 있기 때문에 직교 웨이블릿 변환으로 좋은 잡음 제거 성능을 나타낼 수 있다. 모의실험 결과를 통하여 본 논문의 방법이 직교 웨이블릿 변환을 사용한 최신의 잡음 제거 방법보다 PSNR 측면에서 평균적으로 0.1dB 정도 우수한 성능을 나타낸다는 것을 보여준다.

### ABSTRACT

A binary decision model which is used to denoising has demerits to measure the precise ratio of signal to noise because of only a binary classification. To supplement these demerits, complex statistical model and undecimated wavelet transform are generally exploited. In this paper, we propose a noise reduction method using a multi-level decision model for measuring the ratio of noise in noisy image. The propose method achieves good denoising performance with orthogonal wavelet transform because the ratio of signal to noise can be calculated to multi-valued form. In simulation results, the proposed denoising method outperforms 0.1dB in the PSNR sense than the state of art denoising algorithms using orthogonal wavelet transform.

### I. 서 론

효과적인 영상 처리를 위해서 영상에 대한 정확한 통계적 모델을 설정하기 위해 웨이블릿 변환을 사용하는 것이 일반적인 추세이다. 웨이블릿 변환은 실제계의 신호를 포함하는 영상 신호의 추정, 검출, 분류, 압축, 잡음 제거 등의 많은 응용 분야에서 강력한 정보를 제공하고 있다. 웨이블릿 변환 기반 영상 잡음 제거 방법은 웨이블릿 변환의 종류, 잡음의 종류, 영상 신호에 대한 prior 모델의 설정, 통계 파

라메타의 추정 방법, 신호의 추정 방법 등에 의해서 분류될 수 있다.

직교 웨이블릿[2,5,6]은 변환된 데이터의 수가 공간 영역 영상의 데이터 수와 동일하기 때문에 메모리의 관점에서 효율성을 가지고 있고, 변환과 잡음 제거를 하기 위한 계산량이 적은 장점을 가지고 있다. 반면에 직교 웨이블릿 변환은 공간적 변이에 대하여 변화하는 특성(shift variance)을 가지고 있기 때문에 상위 부 밴드와의 연관에 있어서 문제점을 가지고 있으며 prior 모델에 대한 정확한 통계적 추

\* 밀양대학교 정보통신공학과(ikeom@mnu.ac.kr), \*\* 부산대학교 전자공학과(kimys@pusan.ac.kr)

논문번호 : 040089-0225, 접수일자 : 2004년 2월 26일

※본 연구는 밀양대학교의 교내 학술연구비의 지원으로 수행되었음.

정이 어려운 단점이 있다.

샘플링된 직교 웨이블릿 변환과는 달리 다운샘플링이 되지 않은 웨이블릿 변환[3,4,7]은 많은 양의 메모리와 많은 계산량을 필요로 한다. 그러나 직교 웨이블릿 변환에서 나타나는 shift variance 특성이 없기 때문에 정확한 통계적 추정이 가능하며 다양한 형태의 통계적 방법을 사용할 수 있는 장점이 있다.

일반적으로 관찰된 웨이블릿 계수는 신호 성분이 많은 부분과 잡음 성분이 많은 부분으로 나누어진다. 따라서 잡음이 첨가된 웨이블릿 계수를 적절한 문턱값에 의하여 분리하고 분리된 정보를 사용하여 영상 잡음 제거에 이용하는 방법이 사용되고 있다 [3,5,11,12]. 그러나 웨이블릿 계수를 분리한 정보는 잡음 성분을 가지고 있기 때문에 이 정보를 다시 통계적인 방법을 사용하여 정교화하는 방법이 보고되고 있다[11,12].

[3,5,11,12]의 방법들은 잡음 영상에 신호 성분이 얼마나 있는가의 정보를 이진 결정법으로 판단하여, 이진 마스크에 의한 통계적 모델을 이용한 잡음 제거 방법이다. 이진 마스크에 의한 잡음 제거는 주변 정보를 이용한 방법[3], 이진 마스크에 의한 혼합 모델을 이용한 방법[5] 및 마코프 랜덤 필드[10,11]을 이용한 방법도 보고되고 있다. 특히 마코프 랜덤 필드를 이용한 방법은 샘플링되지 않은 웨이블릿 변환을 사용함으로써 성능을 높이고 있지만 많은 양의 메모리와 계산량을 필요로 한다.

본 논문에서는 신호성분과 잡음성분의 척도를 이진 결정법을 사용하지 않고 다수준으로 결정하는 방법을 제안한다. 본 논문의 방법은 이진 마스크 결정을 위한 문턱값으로 관찰된 웨이블릿 계수를 양자화함으로써 다중 마스크 값을 결정한다. 결정된 다중 마스크 값은 잡음에 대한 신호의 비율을 표현할 수 있다. 제안된 다중 마스크 값을 이용하여 간단한 잡음 제거를 위한 모델을 세우고 이를 이용하여 잡음 제거를 수행한다. 아울러 본 논문의 방법은 직교 웨이블릿 변환을 사용하기 때문에 계산량과 메모리의 증가 없이 성능을 개선할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II 장에서는 이진 결정 모델에 의한 웨이블릿 영역의 일반적인 잡음 제거 방법을 기술하고, III 장에서는 문턱값과 양자화를 이용한 다중 마스크 값의 결정 방법과 다중 마스크에 대한 이론적 고찰을 수행한다. 또한 다중 결정 모델에 의한 잡음 제거 방법을 제시한다. IV 장에서는 잡음 영상에 대하여 제안 방법과 기존 방

법들과의 성능 비교를 통하여 제안 방법의 우수성을 보이고 V 장에서 결론 및 앞으로의 연구 방향을 서술한다.

## II. 이진 결정법을 이용한 잡음 제거에

영상 획득 방법에 대한 기술이 발전하고 있지만, 획득된 영상에서 잡음을 제거하는 후처리의 필요성이 제기되고 있다. 디지털 영상에 대한 잡음 제거의 문제는 다음과 같이 모델링될 수 있다.

$$o = v + n \tag{1}$$

여기서  $v$ 는 잡음이 없는 화소값,  $o$ 는 관측된 잡음이 첨가된 화소값을 나타낸다.  $n$ 은 평균이 영이고 분산이  $\sigma_n^2$ 인 독립적이고 동일하게 분포된 가우스 랜덤 변수이다. 잡음에 대한 정보를 가지고 있다면, 관측된  $o$ 로부터 최적의  $v$ 를 추정하는 것이 잡음 제거의 목적이다.

Donoho와 Johnston[1]이 웨이블릿 영역에서의 임계화를 이용한 잡음 제거 방법을 발표한 이래 웨이블릿 변환을 이용한 영상 및 신호의 잡음을 제거하는 방법이 일반화되고 있다. 웨이블릿 영역의 잡음 제거에 대한 모델링은 식 (1)을 웨이블릿 변환함으로써 다음과 같이 구성된다.

$$y = w + n \tag{2}$$

여기서  $w$ 와  $y$ 는 각각 웨이블릿 영역에서의 원영상과 잡음이 첨가된 관찰 영상이다.  $n$ 은 식 (1)에서와 마찬가지로 분산이  $\sigma_n^2$ 인 가우스 랜덤 변수이다.

이진 결정법을 이용하여 잡음을 제거하기 위해서는 먼저 잡음 영상을 웨이블릿 변환하고, 적절한 문턱값을 정하여 이진 마스크 값을 구한다. 즉, 관찰된 하나의 웨이블릿 계수  $y_k$ 에 대한 이진 마스크는 다음과 같이 구해진다.

$$x_k = \begin{cases} 1 & |y_k| \geq t_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

$x_k \in \{0, 1\}$  및  $t_k$ 는 웨이블릿 영역의  $k$  위치에서의 이진 마스크와 문턱값이다.  $x_k = 1$ 인 경우는 잡음

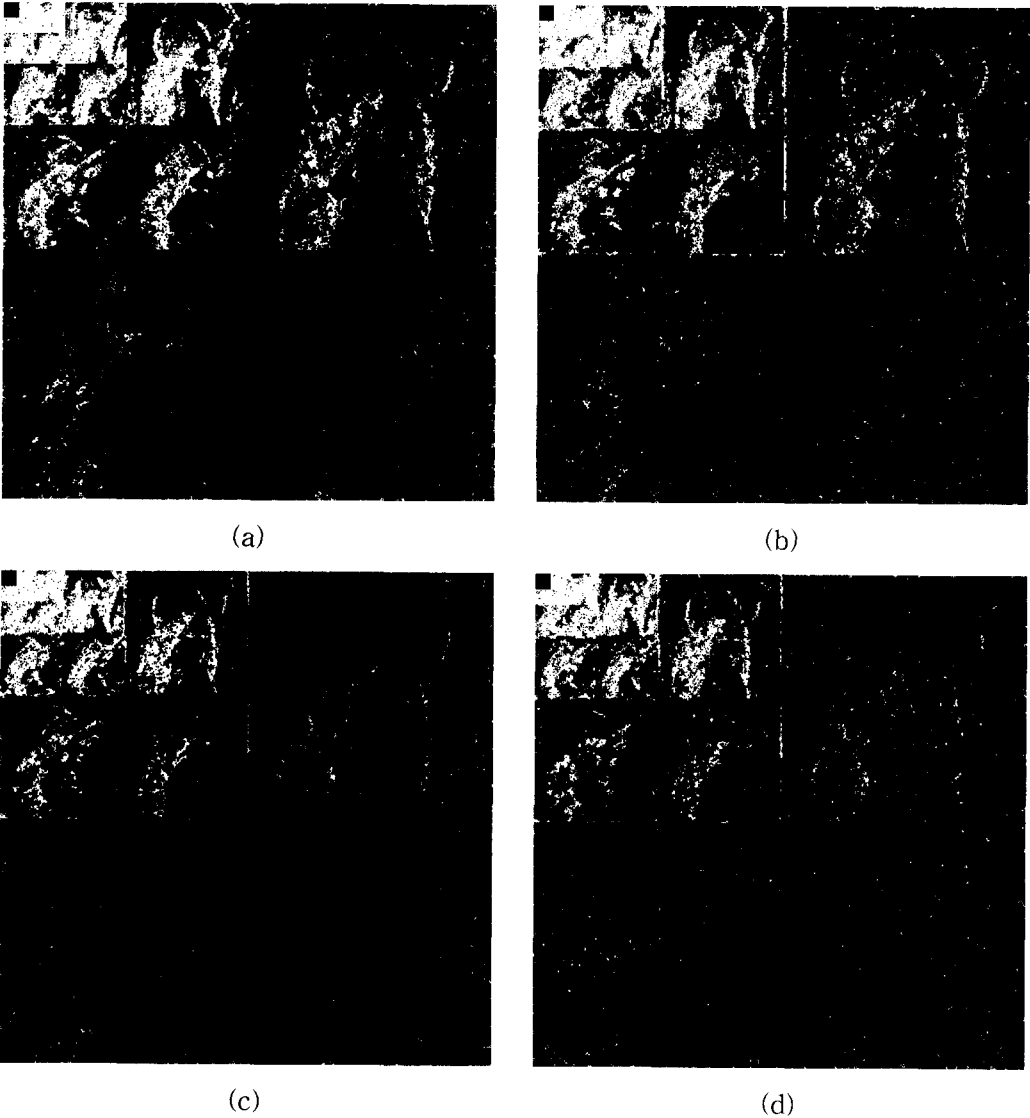


그림 1. 잡음이 첨가된 Lena 영상의 이진 마스크 값 (a)  $\sigma_n = 10$ , (b)  $\sigma_n = 15$ , (c)  $\sigma_n = 20$ , (d)  $\sigma_n = 25$ .

이 거의 없는 깨끗한 신호라 판단을 하고,  $x_k = 0$ 의 경우는 잡음 신호가 우세하다고 판단한다.

그림 1은 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_n = 10, 15, 20, 25$  일 때 Lena 영상에 대한 이진 마스크 값을 나타낸 예이다. 이진 마스크의 생성을  $t_k$ 는 [3]의 값을 사용하였다. 그림 1에서 하얀 부분은  $x_k = 1$ 인 경우이며, 검은 부분은  $x_k = 0$ 인 경우이다. 그림 1에서 볼 수 있는 바와 같이 대부분의 에너지가 집중된 에지 성분은  $x_k = 1$ 이 할당되어 중요한 신호 성분을 표현하고 있다. 그러나 잡음

성분과 신호 성분의 분리가 어려운 부분이 존재한다. 특히 잡음의 강도가 높을수록 신호 성분의 분리가 더 어려워짐을 알 수 있다. 일반적으로 이진 결정 모델에 의한 잡음 제거를 위해서는  $x_k$ 에 대한 잡음 제거 모델  $R(x_k)$ 를 설정하여 다음과 같이 수행된다.

$$\widehat{w}_k = R(x_k) \cdot y_k \quad (4)$$

식 (4)에서  $R(x_k)$ 는 마코프 랜덤 필드[10,11] 등

과 같은 통계적 방법으로 정의할 수 있다.

### III. 제안 방법

#### 3.1 다중 마스크 값의 결정

본 논문에서는 다중 마스크 값을 결정하기 위하여 기존의 이진 마스크 값을 결정하기 위한 문턱값으로 관찰된 웨이블릿 계수를 양자화하는 방법을 사용한다. 다중 마스크 값을 구하기 위해서는 먼저 적절한 문턱값의 결정이 필요하다. 문턱값은  $y_k$ 를 이용하여  $w_k$ 에 대한 국부 영역의 분산을 추정하고, 구해진 분산과 잡음의 분산에 대한 비로 결정하는 방법을 사용한다[3]. 즉,

$$t_k = \frac{\sigma_n^2}{(\sqrt{\sigma_k^2 - \sigma_n^2})_+} \quad (5)$$

여기서  $\sigma_k^2$ 은 관찰된 웨이블릿 계수  $y_k$  주변의 계수를 이용하여 계산된 국부 분산이다. 이 분산에는 잡음 성분이 포함되어 있다. 따라서 식 (5)의  $\sigma_k^2 - \sigma_n^2$  항은 원 계수  $w_k$ 에 대한 분산의 추정값으로 볼 수 있다.  $(h)_+$  연산은  $h < 0$  일 때  $h = 0$ 이고,  $h \geq 0$ 일 때  $h$ 의 값이 적용되는 연산이다. 식 (5)에서  $\sigma_n^2 \ll \sigma_k^2$ 의 조건에서는 신호 성분이 잡음 성분보다 아주 크기 때문에 문턱값이 아주 작아진다. 한편  $\sigma_n^2 \gg \sigma_k^2$ 의 조건에서는 잡음 성분이 아주 많기 때문에 문턱값이 아주 커져서  $x_k = 0$ 의 값을 가진다.

본 논문에서는  $t_k$ 를  $y_k$ 에 대한 양자화 요소로 사용하여 다수준 마스크  $m_k$ 를 결정하는 방법을 제안한다. 제안된  $m_k$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$m_k = \left[ \frac{|y_k|}{t_k} \right] \quad (6)$$

식 (6)에서  $[\ ]$ 은 가우스 기호를 나타낸다. 또한  $m_k$ 는  $m_k = 0, 1, 2, \dots$ 의 범위를 가진다. 따라서  $m_k = 0$ 의 경우는 잡음 성분이 우세한 경우이고,

$m_k$ 의 값이 커짐에 따라 잡음에 대한 신호 성분의 비율이 비례함을 알 수 있다. 이는 단지 신호성분이 우세한지 잡음성분이 우세한지 이진 결정을 하는  $x_k$ 를 사용하는 것보다 정밀한 척도라는 것을 알 수 있다.

그림 2는 잡음의 표준편차가 각각  $\sigma_n = 10, 15, 20, 25$  일 때 Lena 영상에 대한  $m_k$ 의 값을 나타낸다. 그림 2에서 볼 수 있는 바와 같이  $m_k$ 는  $x_k$ 와 비교하여 영상의 신호 성분을 훨씬 더 잘 표현해 주며, 잡음에 대한 영향을 거의 볼 수 없다. 또한 잡음의 분산이 높아질수록  $m_k$ 의 값이 작아지면서 신호에 대하여 잡음의 전력이 커지는 것을 볼 수 있다.

식 (5)의  $t_k$ 에서  $\sigma = \sqrt{\sigma_k^2 - \sigma_n^2}$ 은 원 영상의 분산을 추정한 값으로  $\sigma \geq 0$ 의 조건을 가진다. 또한 가우스 연산을 하기 전의  $m_k$ 를  $m'_k = |y_k|/t_k$ 라 하면,

$$(m'_k)^2 \approx \frac{y_k^2 \cdot \sigma^2}{\sigma_n^2} = \frac{(w_k + n_k)^2 \cdot \sigma^2}{\sigma_n^4} = \frac{\sigma^2 w_k^2 + \sigma^2 n_k^2 + 2\sigma^2 w_k n_k}{\sigma_n^4} \quad (7)$$

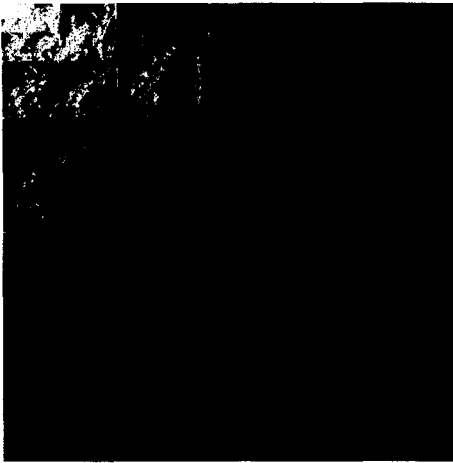
식 (7)의  $(m'_k)^2$ 에 대한 기대값을 취하면,

$$E[(m'_k)^2] = \frac{1}{\sigma_n^4} (\sigma^2 E(w_k^2) + \sigma^2 E(n_k^2)) = \left[ \frac{\sigma^2}{\sigma_n^2} \right]^2 + \frac{\sigma^2}{\sigma_n^2} \quad (8)$$

식 (8)에서의 통계 파라미터는 국부 영역의 값으로 추정된 것으로서  $\sigma^2$  및  $\sigma_n^2$ 은 주어진 영역에서  $w_k$  및  $n_k$ 에 대하여 상수로 볼 수 있다. 식 (8)의 항은 모두 잡음의 전력에 대비한 신호의 전력으로 SNR에 대한 항으로 나타낸다. 따라서 본 논문에서 제안한 다수준 마스크값은 잡음에 대한 영상 신호의 효과를 잘 반영하고 있다고 볼 수 있다.

#### 3.2 잡음제거 모델

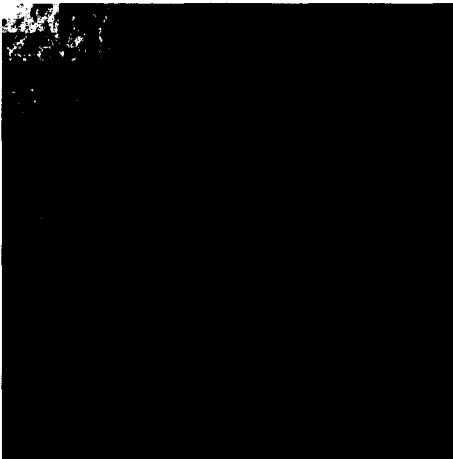
$m_k$ 를 이용하여 잡음을 제거하기 위해서는 잡음



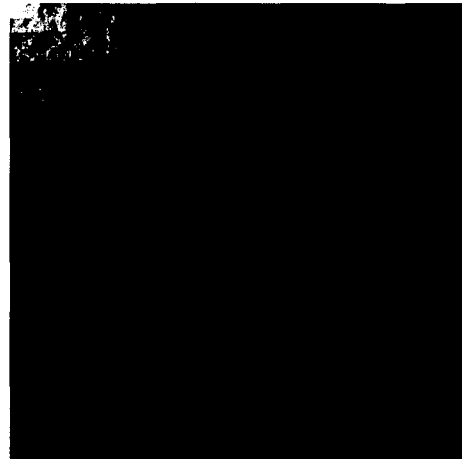
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2. 잡음이 첨가된 Lena 영상의 다중 마스크 값(밝을수록  $m_k$ 의 값이 커진다) (a)  $\sigma_n = 10$ , (b)  $\sigma_n = 15$ , (c)  $\sigma_n = 20$ , (d)  $\sigma_n = 25$ .

제거 모델  $R(m_k)$ 를 정의하여야 한다. 잡음 제거 모델의 기본 조건은 잡음이 작은 웨이블릿 계수는 그대로 보존하고, 잡음 성분이 강한 웨이블릿 계수는 제거되도록 하는 특성을 가져야 한다. 본 논문에서는 다음과 같이 잡음 제거 모델을 정의한다.

$$R(m_k) = \frac{r_k}{r_k + 1} \quad (9)$$

식 (9)에서  $r_k$ 는 다음과 같다.

$$r_k = \frac{1}{|c(k)|} \sum_{l \in c(k)} m_l \quad (10)$$

여기서  $c(k)$ 는  $y_k$ 를 포함한 정방향의 이웃에 분포하는 웨이블릿 계수의 집합이며,  $|c(k)|$ 는  $c(k)$ 에 속하는 웨이블릿 계수의 수이다. 그러므로 추정할 웨이블릿 계수  $\widehat{w}_k$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\widehat{w}_k = R(m_k) \cdot y_k = \frac{r_k}{r_k + 1} \cdot y_k \quad (11)$$

즉, 관찰된 웨이블릿 계수에서 신호의 성분이 없고 잡음 성분이 강하면,  $r_k=0$ 가 된다. 즉, 웨이블릿 계수  $\hat{w}_k=0$ 로 되어 잡음이 제거된다. 반면에  $r_k \gg 1$ 의 조건에서는  $\hat{w}_k \approx 1$ 이 되어 신호 성분의 거의 보존하게 된다. 신호와 잡음이 동일한 비율로 존재할 경우 즉,  $r_k=1$ 인 경우는  $\hat{w}_k=1/2y_k$ 이 된다. 따라서 식 (11)의 잡음 제거 모델은 웨이블릿 영역의 잡음 제거에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 본다.

#### IV. 모의실험 결과

제안된 영상 잡음 제거 방법을 이용하여 표준 영상(Lena, Barbara:8bpp)에 대하여 모의실험을 하였다. 가우스 백색 잡음은 MATLAB의 randn 함수를 사용하여 생성하였고, VC++ 6.0을 사용하여 Pentium 4 2.6GHz의 컴퓨터로 모의실험을 수행하였고, 수행시간은 1초 정도로 측정되었다.  $t_k$ 를 구하기 위한 국부 분산을 계산하기 위한 이웃 영역은  $5 \times 5$  정방형 영역을 설정하였다. 웨이블릿 변환을 위해서는 다른 잡음 제거 결과들과의 비교를 위해서 Daubechies의 8-탭 직교 웨이블릿 필터를 사용하였으며, 웨이블릿 변환은 다섯 번으로 수행하였다.

표 1은 Lena 영상에 대하여 제안 방법과 다양한 잡음 제거 방법을 비교한 결과를 나타낸다. 표 1에서 보와 바와 같이 제안 방법의 결과가 다른 방법의 결과 보다 우수함을 알 수 있다. 잡음의 분산이 적은 경우( $\sigma_n=10$ )에는 다른 방법에 비하여 0.14-0.28dB로 PSNR의 성능이 개선되었으며, 잡음의 분산이 큰 경우( $\sigma_n=25$ )에서 0.03-0.45dB의 성능 개선이 있었다. 잡음의 분산에 대하여는 기존의 방법 중 가장 높은 PSNR을 나타내는 방법과 비교하여 0.03-0.14dB의 개선 폭을 보이고 있다. Bivariate 확률 모델을 이용한 잡음 제거 방법[12]은 다른 방법에 비하여 성능이 우수하지만 이는 부모 영역의 계수를 고려하여 잡음 제거를 함으로써 스무딩된 효과를 가지기 때문으로 볼 수 있다. 이 방법은 고주파 성분이 많은 영상에 대하여는 오히려 성능을 떨어지는 결과를 초래한다.

일반적으로 신호 성분이 강한 저주파 대역에는 적은 크기의 이웃 영역  $c(k)$ 를 설정하고, 상대적으로

로 잡음 성분이 우세한 고주파 대역에는 큰 크기의  $c(k)$ 를 설정하는 것은 좋은 잡음 제거 결과는 나타나지 않는다. 제안방법 1은 식 (10)의  $c(k)$ 의 크기를 모든 웨이블릿 부밴드에 대하여  $5 \times 5$ 의 정방형으로 사용한 경우이고, 제안방법 2는 가장 주파수가 높은 주파수 대역에는  $5 \times 5$ 의 정방형을 사용하고, 나머지 부밴드에 대하여  $3 \times 3$  정방형 이웃을 적용한 경우이다. 표 1에서 볼 수 있듯이  $c(k)$ 를 혼합하여 적용한 제안방법 2의 PSNR이 0.06 - 0.13dB 정도 높은 것을 알 수 있다.

표 1. 다양한 잡음 제거 방법 및 잡음 강도에 대한 잡음 제거된 Lena 영상의 PSNR 값.

PSNR/ $\sigma_n$	10	15	20	25
		28.13	24.61	22.11
LAWML[2]	34.18	32.11	30.65	29.50
LAWMAP[2]	34.32	32.33	30.90	29.80
Bivariate[12]	34.23	32.32	31.04	29.92
Cai[13]	34.22	32.23	30.85	29.79
제안방법 1	34.40	32.39	30.98	29.88
제안방법 2	34.46	32.47	31.07	29.95

표 2는 Barbara 영상에 대하여 제안 방법과 다양한 잡음 제거 방법을 비교한 결과를 나타낸다. Lena 영상과 마찬가지로 Barbara 영상에 대해서도 제안 방법의 결과가 다른 방법의 결과 보다 우수함을 알 수 있다. 특히 고주파 성분을 많이 가지고 있는 Barbara 영상의 경우에는 잡음의 분산에 대하여 0.11-0.26dB로 개선된 성능의 폭이 Lena 영상 보다 크지 않음을 알 수 있다. 또한 앞서 언급했듯이 [12]의 방법은 고주파 성분이 많은 Barbara 영상에 대하여는 다른 방법과 비교하여 성능이 떨어짐을 알 수 있다.

표 2. 다양한 잡음 제거 방법 및 잡음 강도에 대한 잡음 제거된 Barbara 영상의 PSNR 값.

PSNR/ $\sigma_n$	10	15	20	25
		28.13	24.60	22.11
LAWML[2]	32.50	30.10	28.50	27.26
LAWMAP[2]	32.60	30.19	28.53	27.24
Bivariate[12]	32.36	29.94	28.30	27.07
Cai[13]	-	-	-	-
제안방법 1	32.65	30.28	28.69	27.47
제안방법 2	32.71	30.34	28.75	27.52

그림 3 및 그림 4는  $\sigma_n=20$  일 때 각각 Lena

및 Barbara 영상에 대하여 최신의 결과와 제안된 방법의 결과를 주관적으로 비교한 것이다. 그림 3

본 논문에서는 신호성분과 잡음성분의 척도를 이진 결정법을 사용하지 않고 다수준으로 결정하는



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 3.  $\sigma_n = 20$  일 때의 Lena 영상에 대한 기존 방법과 제안 방법의 잡음 제거 결과. (a) LAWML (30.65dB), (b) LAWMAP (30.90dB), (c) Bivariate (31.04dB), (d) 제안 방법 (31.07dB).

및 4에서 볼 수 있는 바와 같이 PSNR 뿐만 아니라 주관적 화질에서도 우수한 결과를 나타낸다는 것을 알 수 있다. 특히 PSNR에 많은 차이가 없는 Bivariate 방법과 비교해서도 배경 및 에지 부분의 화질이 우수함을 알 수 있다.

## V. 결론

방법을 제안하였다. 본 논문에서는 이진 마스크 결정을 위한 문턱값을 이용하여 관찰된 웨이블릿 계수를 양자화함으로써 다중 마스크 값을 결정하고 이에 대한 이론적 분석을 통하여 제안 방법에 대한 타당성을 논의하였다. 다중 마스크 값을 이용하여 간단한 잡음 제거를 위한 모델을 세우고 이를 이용하여 잡음 제거를 수행하였다. 본 논문의 방법은 직교 웨이블릿 변환을 사용하기 때문에 계산량과 메

모리의 증가 없이 평균적으로 0.1 dB 정도의 PSNR 성능을 개선할 수 있었다. 특히 고주파 성분은 많은

shrinkage," *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 90, no. 432, pp. 1200-1224, 1995.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.  $\sigma_n = 20$  일 때의 Barbara 영상에 대한 기존 방법과 제안 방법의 잡음 제거 결과. (a) LAWML (28.50dB), (b) LAWMAP (28.53dB), (c) Bivariate (28.30dB), (d) 제안 방법 (28.75dB).

Barbara 영상의 경우는 PSNR 개선이 평균 0.2dB 정도로 높게 나타남을 알 수 있었다.

### 참 고 문 헌

[1] D. L. Donoho and I. M. Jonhstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet

[2] M. K. Mihcak, I. Kozintsev, K. Ramchandran, and P. Moulin, "Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 6, pp. 300-303, 1999.

[3] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising," *IEEE*



- Trans. Image Processing*, vol.9, pp.1522-1531, 2000.
- [4] M. K. Mihcak, I. Kozintsev, K. Ramchandran, "Spatially Adaptive statistical Modeling of Wavelet Image Coefficients and Its Application to Denosing," *Proc. IEEE Int. Conf. Acous., Speech and Signal Processing*, vol.6, pp. 3253-3256, 1999.
- [5] J. Liu and P. Moulin, "Image denoising based on scale-space mixture modeling of wavelet coefficients," *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing*, Kobe, Japan, 1999.
- [6] M. S. Crouse, R. D. Nowak, and R.G. Baraniuk, "Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models," *IEEE. Trans. Image Processing*, vol.46, pp. 886-902, 1998.
- [7] J. K. Romberg, H. Choi, and R. G. Baraniuk, "Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models," *IEEE. Trans. Image Processing*, vol.10, no.7, pp. 1056-1068, 2001.
- [8] H. Choi, J. Romberg, R. Baraniuk, and N. Kingsbury, "Hidden Markov Tree Modeling of Complex Wavelet Transforms," *Proc. IEEE Int. Conf. Acous., Speech and Signal Processing*, Istanbul, Turkey, June, 2000.
- [9] J. K. Romberg, H. Choi, and R. Baraniuk, "Bayesian tree structured image modeling using wavelet domain hidden Markov model," *Proc. SPIE*, vol.3816, pp.31-44, 1999.
- [10] M. Malfiat and D. Roose, "Wavelet-based image denoising using a Markov random field a priori model," *IEEE. Transaction on Image Processing*, vo.6, no.4, pp.549-565, 1997.
- [11] A. Pizurica, W. Ohulips, I. Lemahieu, and M. Achero, "A joint inter- and intra scale statistical model for Bayesian wavelet based image denoising," *IEEE. Transaction on Image Processing*, vol.11, no.5, pp.545-557, 2002.
- [12] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate shrinkage with local variance estimation," *IEEE Signal Processing Letters*, vol.9, no.12, pp.438-441, 2002.
- [13] Z. Cai, T. H. Cheng, C. Lu, and K. R. Subramanian, "Efficient wavelet based image denoising algorithm," *Electron. Lett.*, vol. 37, no.11, pp.683-685, 2001.

엄 일 규(Il-Kyu Eom)

정회원



1990년 2월 : 부산대학교

전자공학과 졸업

1992년 2월 : 부산대학교

전자공학과 석사

1998년 2월 : 부산대학교

전자공학과 박사

1997년 3월~현재 :

밀양대학교

정보통신공학과 부교수

<주관심분야> 통계신호처리, 영상처리, 웨이블릿 변환 신호처리, 신경회로망

김 유 신(Yoo-Shin Kim)

정회원

한국통신학회 논문지 제27권 6A호 참조

현재 : 부산대학교 전자공학과 교수