

논문 2004-41SP-1-4

가우스 혼합모델과 형태학적 필터를 이용한 잡음 제거

(Noise Reduction Using Gaussian Mixture Model and Morphological Filter)

엄 일 규*, 김 유 신**

(Il-Kyu Eom and Yoo-Shin Kim)

요 약

웨이블릿 영역은 일반적으로 신호 성분을 많이 포함하는 큰 계수와 신호 성분이 작은 크기의 계수로 나누어 질수 있다. 이러한 웨이블릿 계수의 통계적 특성을 가우스 혼합 모델로 설정하고, 잡음 제거에 응용하는 것은 효율적이다. 본 논문에서는 웨이블릿 계수의 혼합 모델링을 이용하여 영상의 잡음 제거 방법을 제안한다. 적절한 문턱값을 이용하여 웨이블릿 계수를 두 영역으로 분리하여 이진 마스크를 생성하고, 생성된 마스크의 정보는 잡음 제거에 효율적으로 사용된다. 또한 생성된 마스크의 정보를 형태학적 필터를 이용하여 보다 정확히 추정하고 이를 이용하여 제안한 잡음 제거 방법의 성능을 높이는 방법을 제안한다. 모의실험 결과를 통하여 제안 방법이 최신 잡음 제거 방법보다 우수한 PSNR을 나타낸다는 것을 보여 준다.

Abstract

Generally, wavelet coefficients can be classified into two categories: large coefficients with much signal information and small coefficients with little signal component. This statistical characteristic of wavelet coefficient is approximated to Gaussian mixture model and efficiently applied to noise reduction. In this paper, we propose an image denoising method using mixture modeling of wavelet coefficients. Binary mask value is generated by proper threshold which classifies wavelet coefficients into two categories. Information of binary mask value is used to remove image noise. We also develop an enhancement method of mask value using morphological filter, and apply it to image denoising for improvement of the proposed method. Simulation results shows the proposed method have better PSNRs than those of the state of art denoising methods.

Keywords: Denoising, Wavelet transform, Gaussian mixture model, Morphological filter, Binary mask

I. 서 론

효과적인 영상 처리를 위해서 영상에 대한 정확한 통계적 모델을 설정하기 위해 웨이블릿 변환을 사용하는 것이 일반적인 추세이다. 웨이블릿 변환은 실제계의 신

호를 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 파라메타의 추정 방법, 신호의 추정 방법 등에 의해서 분류될 수 있다.

직교 웨이블릿^[1,4,5]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 웨

* 정희원 밀양대학교 정보통신공학부
(Dept. Information and Communication Eng., Miryang National University)

** 정희원, 부산대학교 전자공학과
(Dept. Electronics Eng., Pusan National University)
접수일자 : 2003년9월5일, 수정완료일 : 2003년12월26일

이블릿 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 추정이 어려운 단점이 있다. 샘플링된 직교 웨이블릿 변환과는 달리 다운샘플링이 되지 않은 웨이블릿 변환^[2,3,6]은 많은 양의 메모리로 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.

신호에 대한 prior 모델은 Bayesian 추정 방법에 꼭 필요한 요소로써 웨이블릿 변환 영역에서 영상 신호의 확률 밀도함수를 나타낸다. 일반화된 가우스 확률 분포^[1-3]는 상당히 복잡한 형태를 가지고 있지만 이것의 특수한 형태인 가우스 확률 분포 및 라플라스 확률 분포를 사용하여 잡음 제거에 적용하고 있다. 가우스 및 라플라스 확률 분포는 실제의 영상에 대한 모델로서 부족한 점이 있지만 계산적으로 다루기 쉽기 때문에 널리 사용되고 있다. 반면에 실제 자연계의 영상은 단순하지 않은 통계적 분포를 가진다. 앞서 언급한 계산상의 장점을 포기한다면 가우스 확률 분포의 선형 합으로 표현되는 가우스 혼합 모델^[4-7] 등으로써 비-가우스 특성을 나타낼 수 있다. 그러나 영상 잡음 제거를 위한 통계 파라미터를 구하기 위한 과정이 복잡한 단점이 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^[2,4,10,11]. 그러나 웨이블릿 계수를 분리한 정보는 잡음 성분을 가지고 있기 때문에 이 정보를 다시 통계적인 방법을 사용하여 정교화하는 방법이 보고 되고 있다^[10,11].

본 논문에서는 먼저 영상의 국부 분산을 사용하여 웨이블릿 계수를 두 개의 영역 즉, 신호 성분이 많은 영역과 잡음 성분이 많은 영역으로 분리하여 이진 마스크를 생성한다. 생성된 마스크를 이용하여 가우스 혼합 모델의 파라미터를 학습 과정 없이 추정하고 이를 Wiener 필터에 적용하여 영상 잡음을 제거하는 방법을 제안한다. 또한 형태학적 필터를 사용하여 이진 마스크 값을 보다 정교화하고 이를 이용하여 국부 적응적인 영상 잡음 제거에 적용하는 방법을 제안한다. 모의실험 결과를 통하여 제안 방법이 많지 않은 계산량으로 최신의 영상 잡음 제거 방

법보다 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II 장에서는 가우스 혼합 모델에 의한 웨이블릿 영역의 일반적인 잡음 제거 방법을 기술하고, III 장에서는 웨이블릿 계수의 분리와 가우스 혼합 모델을 이용한 잡음 제거 방법 및 형태학적 필터를 이용한 제안 방법의 성능 개선을 설명한다. IV 장에서는 잡음 영상에 대하여 제안 방법과 기존 방법들과의 성능 비교를 통하여 제안 방법의 우수성을 보이고 V 장에서 결론 및 앞으로의 연구 방향을 서술한다.

II. 가우스 혼합 모델에 의한 웨이블릿 영역의 잡음 제거

잡음 영상은 일반적으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{o} = \mathbf{v} + \mathbf{n} \quad (1)$$

여기서 \mathbf{o} 는 관찰된 영상, \mathbf{v} 는 원 영상, \mathbf{n} 은 분산이 σ_n^2 인 백색 가우스 잡음이다. 관찰된 영상 \mathbf{o} 를 웨이블릿 변환하면 잡음 영상은 다음과 같이 나타낸다. 즉,

$$\mathbf{y} = \mathbf{w} + \mathbf{n} \quad (2)$$

\mathbf{y} 및 \mathbf{w} 는 각각 웨이블릿 영역에서 관찰된 영상과 원 영상을 나타낸다. 관찰된 \mathbf{y} 에서 \mathbf{w} 를 추정하는 것이 잡음 제거의 목적이 된다.

일반적으로, 웨이블릿 계수는 적은 신호 성분을 가지는 많은 양의 작은 크기의 계수와 대부분의 신호 성분을 가지는 적은 양의 큰 크기의 계수로 나누어진다. 하나의 웨이블릿 계수를 w_k 라 하면 웨이블릿 계수의 통계적 특성을 가우스 랜덤 변수의 선형 합으로 표현되는 있는 가우스 혼합 랜덤 변수로 모델링할 수 있다. 여기서 k 는 웨이블릿 계수의 위치 정보를 나타내며, 스케일 및 방향 정보는 혼동이 없는 한 생략한다.

웨이블릿 계수에 대한 가우스 혼합 확률 밀도함수는 각 영역에 대하여 서로 다른 분산을 가지는 여러 개의 가우스 확률밀도 함수의 선형 조합으로 표현할 수 있다. 가우스 확률 밀도함수를

$$g(a; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{(a-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

로 표현하면, 평균이 0이고 각 영역(S)에 속하는 웨이블릿 계수에 대한 확률 밀도함수는 다음과 같다.

$$f(w_k | S = r) = g(w_k; 0, \sigma_{r,k}^2), r = 0, 1, \dots, R \quad (4)$$

식 (4)에 의해서 웨이블릿 계수에 대한 가우스 혼합 모델은 다음과 같이 나타난다.

$$f(w_k) = \sum_{r=0}^R f(w_k | S=r) = \sum_{r=0}^R p_{r,k} \cdot g(w_k | 0, \sigma_{r,k}^2) \quad (5)$$

여기서 $p_{r,k}$ 는 w_k 가 영역 $S=r$ 에 속하는 가중치를 표현한다.

본 논문에서는 웨이블릿 계수를 잡음 성분이 많은 영역($r=0$)과 신호 성분이 많은 영역($r=1$)으로 나누어 잡음 제거에 사용한다. 이 때 분산은 $\sigma_{0,k}^2 < \sigma_{1,k}^2$ 의 관계를 가진다. 가우스 혼합 확률 모델은 가우스 확률 모델의 선형 조합으로 표현되므로 $p_{1,k} = 1 - p_{0,k}$ 의 관계가 성립된다. 결론적으로 가우스 혼합 모델은 하나의 웨이블릿 계수에 대하여 $\{p_{1,k}, \sigma_{1,k}^2, \sigma_{0,k}^2\}$ 와 같은 파라미터들의 집합으로 설정된다. 가우스 혼합 모델을 웨이블릿 계수에 대한 prior로 설정하였을 경우 Wiener 필터를 사용한 잡음 제거 방법은 다음과 같다.

$$\hat{w}_k = \left(\sum_{r=0}^1 p_{r,k} \cdot \frac{\sigma_{r,k}^2}{\sigma_{r,k}^2 + \sigma_n^2} \right) y_k \quad (6)$$

식 (6)에서 $\{p_{1,k}, \sigma_{1,k}^2, \sigma_{0,k}^2\}$ 는 원 영상에 대한 모델이기 때문에 $\{\hat{p}_{1,k}, \hat{\sigma}_{1,k}^2, \hat{\sigma}_{0,k}^2\}$ 와 같이 추정된 값을 사용하여 잡음을 제거할 수 있다.

III. 제안 방법

3.1 웨이블릿 계수의 분리

웨이블릿 계수 w_k 두 개의 범주로 분리될 수 있다. 이러한 웨이블릿 계수의 영역을 표현하는 이진 마스크 값을 $x_k (x_k \in \{0, 1\})$ 이라 하면, 부르면 마스크 값은



(a)

다음과 설정될 수 있다.

$$x_k = \begin{cases} 0, & y_k < T_k \\ 1, & y_k \geq T_k \end{cases} \quad (7)$$

여기서 T_k 는 웨이블릿 계수를 분리하기 위한 문턱값이다. 이진 마스크를 구하기 위한 조건을 표현하는 값은 아주 중요한 역할을 수행하며, 웨이블릿 계수의 절대값^[2] 또는 Holder 지수^[10-11] 및 분산 등으로 다양하게 설정할 수 있다. 본 논문에서는 식 (7)에서 보는 바와 같이 웨이블릿 계수의 절대값을 마스크를 구하기 위한 조건으로 설정하였다. 문턱값은 y_k 를 이용하여 w_k 에 대한 국부 영역의 분산을 추정하고, 구해진 분산과 잡음의 분산에 대한 비로 결정된다. 즉,

$$T_k = \frac{\sigma_n^2}{(\sqrt{\sigma_k^2 - \sigma_n^2})_+} \quad (8)$$

σ_k^2 은 관찰된 웨이블릿 계수 y_k 주변의 계수를 이용하여 계산된 국부 분산이다. 그리고 $(h)_+$ 연산은 $h < 0$ 일 때 $h = 0$ 의 값을 할당하고 $h \geq 0$ 일 경우에는 h 값을 그대로 보존하는 연산이다. 식 (8)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. 그림 1은 잡음의 표준편차 $\sigma_n = 10$ 일 때 Lena 영상에 대한 이진 마스크를 나타낸다. 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 성분에 $x_k = 1$ 이 할당되어 중요한 신호 성분을 표현하고 있다. 그러나 잡음 성분과 신호 성분의 분리가 어려운 부분이 존재한다.



(b)

그림 1. (a) $\sigma_n = 10$ 일 때의 잡음이 섞인 Lena 영상 (b) 잡음이 첨가된 Lena 영상의 이진 마스크 값.

Fig 1. (a) Noisy Lena image with $\sigma_n = 10$ (b) Binary mask value of noisy Lena image.

3.2 통계 파라미터의 추정

T_k 에 의해 웨이블릿 계수가 분리되면, 잡음 제거에 사용하기 위한 통계 파라미터를 추정해야 한다. 가우스 혼합 모델의 통계 파라미터를 추정하기 위하여 먼저 이웃 영역의 집합 $c(k)$ 를 웨이블릿 계수의 위치 k 를 중심으로 하는 정방형 영역으로 설정한다. 설정된 이웃 영역 또한 이진 마스크 값에 대응하여 두 개의 범주로 분류된다. 그림 2는 분류된 이웃 영역을 표현한다. 그림 2에서 $c(k)$ 는 $c_0(k)$ (검은색)와 $c_1(k)$ (하얀색)으로 나누어진다. $c_0(k)$ 는 마스크 값이 0인 이웃들의 집합이고, $c_1(k)$ 은 마스크 값이 1인 이웃들의 집합이다.

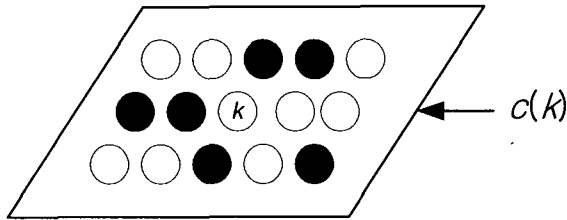


그림 2. 이진 마스크값에 이웃 영역의 설정.
Fig 2. Construction of neighboring region using binary mask values.

$c(k)$ 에 속하는 이웃들의 개수를 $c(k)$ 라 하고, $c_0(k)$ 및 $c_1(k)$ 에 속하는 이웃들의 개수를 각각 $c_0(k)$, $c_1(k)$ 이라 하면 $c_0(k)$ 및 $c_1(k)$ 는 서로 중복되는 성분이 없으며, $c_0(k) + c_1(k) = c(k)$ 의 관계가 성립한다. w_k 가 $r=1$ 의 영역에 있을 가중치를 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{p}_{1,k} = \frac{c_1(k)}{c(k)} \quad (9)$$

또한 식 (9)에 의해서 $\hat{p}_{0,k} = 1 - \hat{p}_{1,k}$ 를 추정할 수 있다.

가우스 혼합 모델에 대한 웨이블릿 계수의 분산은 대한 분산은 각각 가우스 확률 분포에 대한 분산을 ML(maximum likelihood) 방법으로 추정하여 구할 수 있다. 각 영역에 대한 가우스 prior에 대한 분산은 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}_{0,k}^2 = \left(\frac{1}{c_0(k)} \sum_{m \in c_0(k)} y_m^2 - \sigma_n^2 \right)_+ \quad (10-a)$$

$$\hat{\sigma}_{1,k}^2 = \left(\frac{1}{c_1(k)} \sum_{m \in c_1(k)} y_m^2 - \sigma_n^2 \right)_+ \quad (10-b)$$

식 (9-10) 및 Wiener 필터를 이용하여 추정된 웨이블릿 계수 \hat{w}_k 는 식 (6)에 의해서 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{w}_k = \left(\hat{p}_{0,k} \cdot \frac{\hat{\sigma}_{0,k}^2}{\hat{\sigma}_{0,k}^2 + \sigma_n^2} + \hat{p}_{1,k} \cdot \frac{\hat{\sigma}_{1,k}^2}{\hat{\sigma}_{1,k}^2 + \sigma_n^2} \right) y_k \quad (11)$$

추정된 \hat{w}_k 에 대하여 웨이블릿 역변환을 수행하면 잡음이 제거된 영상을 얻을 수 있다. 제안 방법에 의한 잡음 제거의 결과는 IV 장에 나타나 있다.

3.3 형태학적 필터를 이용한 이진 마스크의 개선

그림 1에서 보는 바와 같이 문턱값 T_k 은 신호 성분과 잡음 성분을 비교적 잘 표현해 주고 있지만, 영상 전반에 걸쳐 잡음으로 보이는 고립된 영역을 많이 보여 주고 있다. 이러한 영역은 영상 잡음 제거를 위한 정확한 통계적 파라미터 추정에 장애 요인으로 작용한다. 본 논문에서는 T_k 에 의해 구해진 x_k 마스크의 값을 형태학적 필터를 이용하여 개선하는 방법을 제안한다.

형태학적 필터는 영상 내에 존재하는 객체의 모양과 구조를 추출하여 영상을 분석하고 처리하는데 사용되는 이론으로 영상처리 분야에 널리 사용되고 있다. 형태학적 필터는 팽창(dilation)과 침식(erosion) 연산을 기본으로 다양한 연산을 수행한다. 팽창은 집합 A 및 B 의 각 요소에 대하여 모든 가능한 벡터 합의 요소를 구하는 연산으로 다음과 같이 나타난다.

$$A \oplus B = \{d \in D : d = a + b, \forall a \in A, \forall b \in B\} \quad (11)$$

여기서 집합 D 는 영상에서 이차원의 전체 영역을 표현한다. 팽창 연산은 영상 객체의 작은 구멍 또는 가는 골들을 채우는 효과를 가진다. 침식은 복잡한 객체를 단순화하는 데 주로 사용되며 다음과 같이 표현된다.

$$A \circ B = \{d \in D : d + b \in A, \forall b \in B\} \quad (12)$$

팽창 및 침식 연산을 조합하여 개방 연산 및 폐쇄 연산 등을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 x_k 의 값에 대하여 폐쇄(closing) 연산을 사용하여 이진 마스크 값을 새로

설정한다. 즉,

$$x_k^{new} = (x_k \oplus B) \circ B \quad (13)$$

식 (13)에서 집합 B 는 k 주변에 대하여 3×3 의 정방 영역을 사용하였다. 그림 3은 $\sigma_n = 10$ 일 때의 잡음이 섞인 Lena 영상의 이진 마스크 값에 폐쇄 연산을 수행하여 x_k^{new} 값을 표현한 것이다. 그림 3에서 보는 바와

같이 폐쇄 연산의 효과는 신호 성분에 대한 클러스터링을 강화하는 반면 잡음에 대한 클러스터링은 상대적으로 약하게 하기 때문에 웨이블릿 계수를 보다 정확한 분류하는 데 있음을 알 수 있다. 형태학적 필터를 이용한 잡음 제거는 x_k 대신 x_k^{new} 를 사용하여 식 (7-11)의 과정을 동일하게 수행하면 된다.

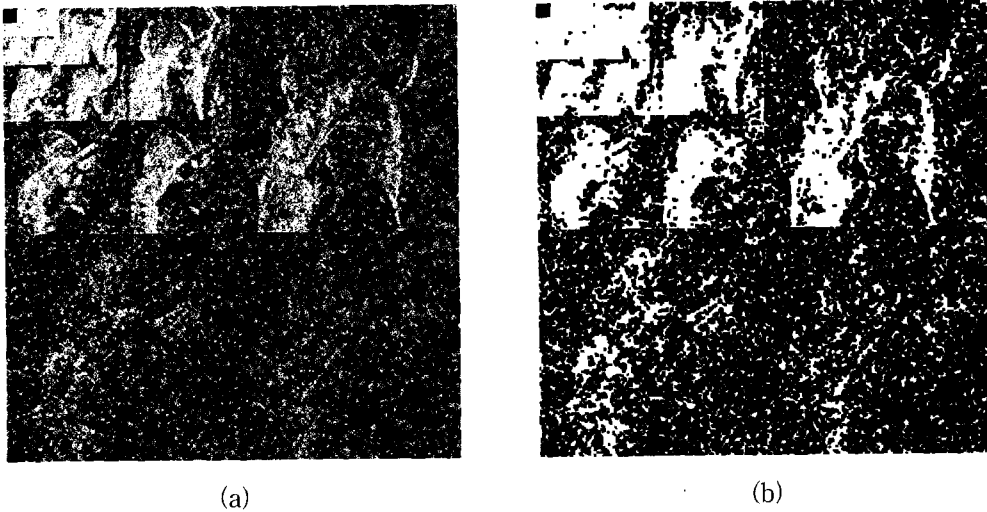


그림 3. (a) $\sigma_n = 10$ 일 때의 잡음이 섞인 Lena 영상의 이진 마스크 값 b) 폐쇄 연산 이후의 새로운 이진 마스크 값.
Fig 3. (a) Binary mask value of noisy Lena image with $\sigma_n = 10$ (b) New binary mask value after closing operation.

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 생성하였다. T_k 를 구하기 위한 국부 분산을 계산하기 위한 이웃 영역은 5×5 정방형 영역을 설정하였고, 식 (10)을 이용하여 각 영역에서의 원 신호의 분산을 추정하기 위한 이웃 영역도 마찬가지로 5×5 정방형 영역을 설정하였다. 웨이블릿 변환 영역은 방향성을 가지기 때문에 각 방향에 대하여 3×5 , 5×3 등과 같이 비정방형 이웃 영역을 설정하면 성능을 조금 개선할 수 있다.

표 1은 Lena 영상에 대하여 제안 방법과 다양한 잡음 제거 방법을 비교한 결과를 나타낸다. 표 1에서 *Mix* 및

*MixMorph*은 QMF 9 탭^[9] 필터를 사용하여 5번의 웨이블릿 변환을 수행한 후 가우스 혼합 모델을 이용한 잡음 제거 방법 및 형태학적 필터를 이용한 잡음 제거 방법을 나타낸다. 표 1에서 보면 제안 방법의 결과가 다른 방법의 결과 보다 우수함을 알 수 있다. 잡음이 작은 경우에는 형태학적 필터를 사용한 경우가 PSNR이 더 높지만 잡음이 많은 경우($\sigma_n = 25$)에는 형태학적 필터를 사용한 결과가 조금 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 잡음 성분이 아주 강하기 때문에 신호 성분보다 잡음 성분이 폐쇄 연산에 의하여 더 강화되었기 때문이다.

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. Barbara 영상은 복잡한 에지 및 텍스처 성분을 많이 포함하고 있다. 그러므로 형태학적 필터를 사용한 경우에

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

Table 1. PSNR values of denoised Lena image for different denoising methods and noise levels.

PSNR/ σ_n	10	15	20	25
	28.13dB	24.61dB	22.11dB	20.17dB
LAWML ^[1]	34.18	32.11	30.65	29.50
LAWMAP ^[1]	34.32	32.33	30.90	29.80
Bivariate ^[12]	34.23	32.32	31.04	29.92
Chang ^[2]	-	32.36	30.85	30.04
Cai ^[14]	34.22	32.23	30.85	29.79
Mix	34.48	32.52	31.11	30.05
MixMorph	34.57	32.56	31.12	30.00

잡음의 크기에 관계없이 성능이 개선되었음을 알 수 있다. 그림 4는 $\sigma_n = 10$ 일 때의 잡음이 섞인 Barbara 영상의 이진 마스크 값에 폐쇄 연산을 수행하여 x_k^{new} 값을 표현한 것이다.

그림 5는 $\sigma_n = 20$ 일 때 Lena 영상에 대하여 최신의 결과와 제안된 MixMorph 방법의 결과를 주관적으로 비교한 것이다. 그림 5에서 볼 수 있는 바와 같이 PSNR

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

Table 2. PSNR values of denoised Barbara image for different denoising methods and noise levels.

PSNR/ σ_n	10	15	20	25
	28.13dB	24.60dB	22.11dB	20.17dB
LAWML ^[1]	32.50	30.10	28.50	27.26
LAWMAP ^[1]	32.60	30.19	28.53	27.24
Bivariate ^[12]	32.36	29.94	28.30	27.07
Chang ^[2]	-	29.92	28.33	27.20
Cai ^[14]	-	-	-	-
Mix	32.73	30.37	28.77	27.55
MixMorph	32.86	30.48	28.88	27.65

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. 이는 웨이블릿 계수를 분리하여 혼합 모델을 사용하였기 때문에 배경 및 에지와 같은 영상의 국부적 특성을 잘 반영한 결과로 볼 수 있다.



(a)



(b)

그림 4. (a) $\sigma_n = 10$ 일 때의 잡음이 섞인 Barbara 영상의 이진 마스크 값 b) 폐쇄 연산 이후의 새로운 이진 마스크 값.

Fig 4. (a) Binary mask value of noisy Barbara image with $\sigma_n = 10$ (b) New binary mask value after closing operation.



그림 5. $\sigma_n = 20$ 일 때의 기존 방법과 제안 방법의 잡음 제거 결과. (a) LAWML (30.65dB), (b) LAWMAP (30.90dB), (c) Bivariate (31.04dB), (d) MixMorph (31.12dB).

Fig. 4. Denoising results of conventional methods and the proposed method when $\sigma_n = 20$. (a) LAWML (30.65dB), (b) LAWMAP (30.90dB), (c) Bivariate (31.04dB), (d) MixMorph (31.12dB).

V. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 계수에 대한 prior를 가우스 혼합 모델로 설정하고 가우스 혼합 모델에 대한 통계적 파라미터를 영상의 통계적 분리를 통해 얻어진 이진 마스크값을 이용하여 추정하는 방법을 제안하였다. 또한 형태학적 필터를 사용하여 일차적으로 분리된 웨이블릿 계수의 신호 성분 영역의 클러스터링을 강화하여 잡음의 영향을 줄이는 방법을 제안하였다. 제안 방법을 Wiener 필터에 적용하여 영상의 잡음 제거에 적용하였다. 모의실험 결과를 통하여 제안 방법이 최신의 잡음 제거 방법보다 PSNR 및 주관적 화질에서 우수한 성능

을 나타냄을 보였다.

VI. 참고 문헌

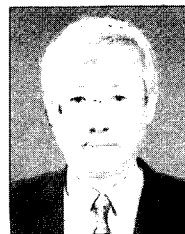
- [1] M. K. Mihcak, I. Kozintsev, K. Ramchandran, and P. Moulin, "Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 6, pp. 300-303, 1999.
- [2] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising," *IEEE Trans.*

- Image Processing*, vol.9, pp.1522-1531, 2000.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] E. H. Adelson, E. Simoncelli, and R. Hingorani, "Orthogonal pyramid transforms for image coding," *Proc. SPIE*, vol.845, pp.50-58, 1987.
- [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. Acheroy, "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] Il Kyu Eom and Yoo Shin Kim, "Image Denoising Using Statistical Classification of Wavelet Coefficients," *Proceeding of IEEEK Fall Conference*, vol.25, no.2, pp.529-532, 2002.
- [14] 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.

 저 자 소 개

엄 일 규(정회원)

전자공학회논문지 제39권 SP편 제3호 참조



김 유 신(정회원)

1974. 2 서울대학교 전자공학과 졸업,
1980. 6 U.C. Berkeley 전자공학 석사,
1983.6 Stanford Univ. 전자재료 박사과정,
1995.1 Cornell Univ. Ph.D,
1974. 3 - 1978. 8 한국원자력 연구소 근무,
2002 현재 부산대학교 전자공학과 교수, 한국과학기술학회 부회장, 공학기술학회 공학교육연구 논문지 편집이사, 한국 과학사학회 이사, 한국통신학회 정보사회연구회 회장, <주관심분야> 영상처리, 인공지능, 정보사회론, 과학철학