

논문 2007-44SP-5-1

# 자기 유사성을 이용한 가우시안 노이즈 제거 알고리즘

## (Gaussian Noise Reduction Algorithm using Self-similarity)

전 영 은\*, 엄 민 영\*\*, 최 윤 식\*\*

(Youngeun Jeon, Minyoung Eom, and Yoonsik Choe)

### 요 약

대부분의 자연 영상은 프랙탈 이론의 기반이 되는 자기 유사성이라는 특징을 가지고 있다. 비록 국부적으로 영상을 정상 신호라고 가정할 수 있지만 일반적으로 영상 신호는 에지나 코너 부분과 같은 불연속성을 가지고 있는 비정상 신호이다. 이 때문에 대부분의 선형 알고리즘의 성능 저하가 나타난다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 영상 내에 포함되어 있는 자기 유사성을 이용하는 새로운 비선형 잡음 제거 알고리즘을 제안 한다. 이를 위해 우선 잡음 제거를 수행 할 위치의 화소 주변 화소들을 이용하여 평탄 영역인지를 판단한다. 평탄 영역일 경우 그 주변 픽셀들의 평균으로 잡음을 제거하고, 평탄 영역이 아닌 경우, 블록 MSE(block Mean Square Error) 관점에서 유사도가 높은 블록을 탐색하여 그 블록들의 중심 화소값들을 이용하여 잡음 제거를 수행한다. 실험 결과는 PSNR 측면에서 잡음 제거 성능이 약 1~3dB 정도 향상됨을 보여준다. 또한 추정 이론 관점에서 추정자의 분산 분석 결과 가장 낮은 분산을 갖음을 보였다.

### Abstract

Most of natural images have a special property, what is called self-similarity, which is the basis of fractal image coding. Even though an image has local stationarity in several homogeneous regions, it is generally non-stationary signal, especially in edge region. This is the main reason that poor results are induced in linear techniques. In order to overcome the difficulty, we propose a non-linear technique using self-similarity in the image. In our work, an image is classified into stationary and non-stationary region with respect to sample variance. In case of stationary region, de-noising is performed as simply averaging of its neighborhoods. However, if the region is non-stationary region, stationarization is conducted as make a set of center pixels by similarity matching with respect to bMSE (block Mean Square Error). And then de-noising is performed by Gaussian weighted averaging of center pixels of similar blocks, because the set of center pixels of similar blocks can be regarded as nearly stationary. The true image value is estimated by weighted average of the elements of the set. The experimental results show that our method has better performance and smaller variance than other methods as estimator.

**Keywords :** 가우시안 잡음, 잡음 제거, 자기 유사성.

## I. 서 론

잡음은 영상을 획득(영상을 얻거나, 얻은 이미지를

디지털화 하는 과정)하거나 전송하는 과정 등에서 발생 된다. 예를 들어 CCD(Charge-Coupled Device) 카메라를 통해 영상을 얻을 때 주변의 밝기와 센서의 온도에 의해 노이즈가 발생하며, 전송 시 주변의 환경이나 채널 간섭 등에 의해 잡음이 발생하게 된다<sup>[1]</sup>. 잡음은 영상의 화질을 떨어트릴 뿐만 아니라, 스케일링, 특징 추출, 초해상도 처리, 영상 분할 등 다른 영상처리의 효과를 감소시킨다. 또한 압축된 형태로 전송되어질 경우, 잡음은 원영상의 엔트로피를 증가시켜 전체적인 코딩 효율을 감소시킨다. 따라서 영상 처리에 있어 잡음 제거는 선행되어야 하며, 잡음 제거를 위한 연구가 오래

\* 정회원, 삼성전자(주)

(Samsung Electronics CO., LTD.)

\*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과

(Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

※ 본 연구는 LG Phillips-LCD(LCD에 최적화된 video format conversion 알고리즘 개발) 지원으로 수행 되었음.

접수일자: 2006년12월28일, 수정완료일: 2007년8월24일

전부터 계속 되어져 왔다.

지금까지 제안되어진 방법들은 크게 선형 필터와 비선형 필터로 나눌 수 있는데, 선형 필터로는, 픽셀을 주변 픽셀들의 평균으로 채우는 평균 필터(McDonnell), 가우시안 커널과 잡음이 섞여 있는 영상을 컨볼루션 하여 얻는 가우시안 필터가 제안되었다<sup>[1~2]</sup>. 선형 필터는 구현이 간단하지만, 영상 신호가 정상(stationary)적인 가정 하에 현재 픽셀은 인접 픽셀의 선형 조합으로 예측 가능함을 전제로 하기 때문에, 비 정상(non-stationary) 영역, 즉 영상의 에지, 코너, 텍스처 부분에 대해 잡음 제거를 많이 할수록 몽롱화가 크게 나타나는 결과를 가져온다. 따라서 이를 줄이기 위한 비선형 필터가 제안되었다. 주위 픽셀들을 정렬하여 중간순위의 픽셀로 복원하는 중간값 필터, MSE (mean square error)를 최소화하는 LMMSE (local linear minimum mean square error, Kuan)필터, 추정된 잡음 분산을 이용하여 주변 픽셀과 중심 픽셀간 차이가 임계치 이하일 때에만 평균하는 시그마 필터와 주변 픽셀과 중심 픽셀간의 차이에 따라 가중치를 다르게 주는 AWA (Adaptive weight average), 픽셀간 차이뿐 아니라 중심으로부터의 거리도 고려하여 가중치를 주는 bilateral 필터등이 제안되었다<sup>[1][3~7]</sup>. 이러한 비선형 필터들은 선형 필터에 비하여 고주파 성분을 더 보존할 수 있으나, 결과적으로는 선형필터와 마찬가지로 이웃점(neighborhood)에 가중치를 어떻게 줄 것인가로 결정되므로, 고주파 영역에서의 잡음 제거 효과가 클수록 몽롱화(blurring)가 더 커진다.

본 논문에서는 주변 픽셀들이 아니라, 영상의 구조를 고려하여 잡음을 제거하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 자연 영상은 높은 자기 유사성을 가지고 있다는 프랙탈적 근거에 기반하여, 자신 안에 자신과 비슷한 또 다른 부분을 가지고 있는 자기 유사성<sup>[8]</sup>과, 대부분의 가우시안 잡음의 평균이 0인 점을 사용하면 효과적인 잡음 제거가 이루어질 수 있다. 영상 내의 다른 모든 영역에 대하여 자신과의 유사도를 측정한 후, 유사도가 높은 픽셀들에 대해서만 평균 형태를 취하여 잡음 제거에 반영하도록 한다. 최종적으로 추정 이론적 관점에서 봤을 때, 최소 분산(minimum variance)에 가장 가까운 추정자(estimator)임을 실험적으로 보인다.

본 논문의 II장에서는 기존의 잡음 제거 알고리즘에 대해 서술하고 문제점에 대해 설명하겠다. III장에서는 자기 유사성을 이용한 잡음 제거 알고리즘을 제안한다. IV장에서는 기존의 알고리즘과 제안하는 방법

에 대해 실험 및 결과를 분석하고 V장에서는 결론을 기술하겠다.

## II. 기존 알고리즘

원영상을  $o(i, j)$ 라 하고,  $N(0, \sigma_n^2)$ 인 가우시안 잡음을  $n(i, j)$  라고 하면 식 (2.1)과 같은 잡음이 섞여 있는 영상 모델을 정의 할 수 있다.

$$u(i, j) = o(i, j) + n(i, j) \quad (2.1)$$

$n(i, j)$ 는 평균이 0이고, i.i.d(independent identical distributed)인 백색 가우시안 잡음을 가정한다. 여기서  $0 \leq i \leq R, 0 \leq j \leq C, R \in Z, C \in Z$  이다.

### 1. 선형 필터

선형 필터링이란, 영상을 대칭적인 윈도우와 컨볼루션 하는 것을 말한다. 복원되는 각 픽셀 값은 주변 픽셀들의 가중 평균값으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{o}(i, j) = \frac{1}{W} \sum_{(m, n) \in N_{i, j}} w(m, n; i, j) u(m, n) \quad (2.2)$$

여기에서  $w(m, n)$ 은 각 픽셀에 곱해지는 가중치이고,  $N_{i, j}$ 는 픽셀  $(i, j)$ 를 중심으로 하는 윈도우  $N \times N$ 의 이웃점의 인덱스 집합이다.

$$N_{i, j} = \left\{ (m, n) \mid |i - m| \leq \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor, |j - n| \leq \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor \right\} \quad (2.3)$$

$W$ 는 정규화 상수로써, 아래 식과 같다.

$$W = \sum_{(m, n) \in N_{i, j}} w(m, n; i, j) \quad (2.4)$$

평균 필터는, 컨볼루션하는 윈도우의 가중치  $w(m, n; i, j)$ 가  $N \times N$  윈도우 내에서 균일하게  $1/N^2$ 으로써 주변 픽셀들의 평균값으로 복원된다<sup>[2]</sup>.

가우시안 필터는 윈도우의 가중치 값이 가우시안 함수 분포를 가짐으로써 윈도우의 중심에 더 큰 가중치를 준다<sup>[1]</sup>.

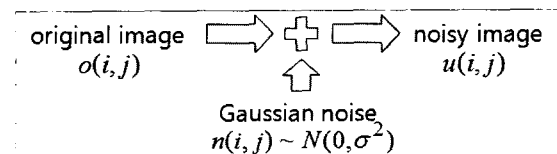


그림 2-1. 잡음 섞인 영상 모델

Fig. 2-1. Noisy image Model.

$$w(m,n;i,j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(m-i)^2+(n-j)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.5)$$

선형필터는 구현이 간단하여 가장 많이 사용되지만, 영상이 정상(stationary)적이라는 가정을 전제로 한다. 평탄한 영역 같이 변화도가 작은 영상 신호에서는 좋은 성능을 보이나, 정상 상태가 성립되지 않는 부분인 에지나, 코너 등에서의 선형 필터링은 뭉롱화 현상을 가져온다.

## 2. 비선형필터

선형 필터링으로 인해 생기는 에지 등의 고주파 정보의 손실을 막기 위한 다양한 비선형 필터들이 제안되었다. OS(order statistic)을 이용하는 중간값 필터와 윈도우 내의 평균과 분산 등의 국부적 통계적 성질을 바탕으로 한 필터들이 그 예이다.

### 가. OS필터

중간값 필터는, 윈도우 내의 픽셀 값들의 크기 순서대로 정렬한 후, 중간 순위에 해당되는 픽셀 값으로 복원하는 대표적인 OS 필터이다<sup>[3]</sup>. 에지 보존이 잘 되어 뭉롱화 현상이 적으나, 가우시안 노이즈 제거 효과가 적고, 솔트앤페퍼(salt-and-pepper) 등의 임펄스성 잡음 제거에 적합하다.

### 나. AWA 필터

AWA 필터는 중심 픽셀을 기준으로 잡은 윈도우 내에서 주변 픽셀들의 가중 평균으로 복원하되, 각 픽셀마다 가중치를 다르게 주는 필터이다<sup>[6]</sup>.

$$w(m,n;i,j) = \frac{1}{a(\max[\epsilon^2, (g(m,n) - g(i,j))^2])} \quad (2.6)$$

따라서 윈도우내의 각 픽셀 값이 중심 픽셀 값과 유사하면,  $\frac{1}{a\epsilon^2}$ 의 가중치를 줌으로써 평균하는 형태이고, 윈도우내의 픽셀 값이 중심 픽셀 값과 차이가 큰 픽셀에 대해서는 픽셀 간의 차이 값이 클수록 가중치를 적게 주는 형태를 취한다. 여기에서  $\epsilon^2$ 은 가우시안 잡음의 분산을 추정하여 결정한다. 보통  $a = 1$ ,  $\epsilon^2 = 2\sigma_n^2$ 을 사용한다.

### 다. Sigma 필터

시그마 필터는 윈도우 내 픽셀들 중에서, 중심 픽셀

값과 유사한 픽셀들만의 평균으로 복원한다<sup>[4]</sup>.

$$w(m,n;i,j) = \begin{cases} 1 & |u(i,j) - u(m,n)| \leq \Delta \\ 0 & |u(i,j) - u(m,n)| \geq \Delta \end{cases} \quad (2.7)$$

따라서 중심 픽셀과 주변 픽셀의 차이가 큰 경우, 즉 윈도우가 에지를 포함하는 경우에서 에지를 가로질러 평균하지 않음으로 뭉롱화 현상이 선형 필터를 쓸 때보다 작다. AWA필터와 마찬가지로 임계치  $\Delta$ 는 추정된 잡음 분산을 이용하여 결정하는 것이 효과적이다. 보통  $\Delta$ 는  $2\sigma_n \sim 3\sigma_n$ 의 값을 사용한다.

### 라. Bilateral 필터

Bilateral 필터는 중심 픽셀로부터 주변 픽셀간의 거리 뿐만 아니라 픽셀 값의 차이도 고려하여 가중치를 주는 필터이다<sup>[7]</sup>.

$$w(m,n;i,j) = c(m,n;i,j)s(u(m,n),u(i,j)) \quad (2.8)$$

$c(m,n;i,j)$ 는 픽셀간의 거리에 대한 함수이고,  $s(u(m,n),u(i,j))$ 는 픽셀 값의 차이에 대한 함수이다. 가우시안 함수를 사용하여  $c$ 와  $s$ 를 정의할 수 있다.

$$c(m,n;i,j) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\| (m,n) - (i,j) \|}{\sigma_d}\right)^2}$$

$$s(u(m,n),u(i,j)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\| u(m,n) - u(i,j) \|}{\sigma_u}\right)^2} \quad (2.9)$$

즉, 윈도우의 중심에서 거리가 가까울수록, 중심 픽셀의 픽셀 값과 비슷할수록 더 많은 가중치를 준다.

### 마. Local LMMSE 필터

위 식(2.1)의 영상 모델을 가정하고,  $O$ ,  $U$ ,  $N$ 을 각각  $o$ ,  $u$ ,  $n$ 을 렉시코그래픽컬 정렬화(lexicographical ordering)에 의한 정렬 신호라고 하자. 국부적 LMMSE 필터의 식은 다음과 같다.

$$\hat{O}_i = E(O_i) + \frac{\sigma_{o_i}^2}{\sigma_{o_i}^2 + \sigma_n^2} [U_i - E(U_i)] \quad (2.10)$$

$E\{U_i\}$ 와  $\sigma_n^2$ 을 각각 윈도우내의 표본 평균과 분산을 이용하여 얻으면, 식 (2.11)로 전개될 수 있다.

$$\hat{o}_i = \bar{o}_i + \frac{\sigma_{o_i}^2}{\sigma_{u_i}^2} [u_i - \bar{u}_i] \quad (2.11)$$

따라서  $\sigma_{u_i}^2 \approx \sigma_n^2$ 이면, 평탄한 영역에 잡음이 있는 경

우이므로 주변 픽셀들의 평균으로 복원되고,  $\sigma_{u_i}^2 \gg \sigma_n^2$  일 경우, 즉 에지 등의 성분을 포함하여 분산이 노이즈 분산에 비해 큰 경우에는,  $\bar{u}_i$  그대로 복원된다.

이와 같은 비선형 필터들은 영상의 정상 상태를 가정하지 않으므로, 평탄한 영역의 잡음을 제거하면서 에지 영역 등에서 몽롱화가 적어 선형 필터보다 좋은 성능을 보인다. 그러나 결과적으로 각 픽셀은 주변 픽셀들의 가중 평균으로 복원되므로, 주변 픽셀들의 영향을 받아 몽롱화 현상 등을 피할 수 없다.

### III. 제안하는 알고리즘

#### 1. 영역 분할

$(x, y)$ 를 중심으로 하는 크기  $L \times L$  블록의 인덱스 집합  $I_{x,y}$ 를 아래와 같이 정의하자.

$$I_{x,y} = \left\{ (m, n) \mid |x-m| \leq \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor, |y-n| \leq \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor \right\} \quad (3.1)$$

$o(I_{x,y})$ 는 영상  $o$ 에서  $I_{x,y}$ 에 해당되는 인덱스의 화소 값을 렉시코그래피컬 정렬(lexicographical ordering)에 의하여 정렬된 1D 벡터라고 하면 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$o(I_{x,y}) = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_{L^2}]^T \quad (3.2)$$

또한 원 영상에  $N(0, \sigma^2)$ 의 가우시안 잡음이 더해진  $u(I_{x,y})$ 는,

$$u(I_{i,j}) = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{L^2}]^T \quad (3.3)$$

여기에서  $X_l = \theta_l + w_l$ 는  $N(\theta_l, \sigma^2)$  가지는 랜덤 변수이다. 랜덤 변수  $M$ 을  $u(I_{i,j})$ 의 표본평균으로 정의하자.

$$M = \frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^{L^2} X_i \quad (3.4)$$

$M$ 은  $N(\bar{\theta}, \frac{\sigma^2}{L^2})$ 의 가우시안 랜덤 변수이다. 여기에

서  $\bar{\theta}$ 는 블록 내 픽셀값의 평균으로  $\frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^{L^2} \theta_i$  이다.

랜덤 변수  $Y_i$ 와  $Z_i$ 를 아래 식과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} Y_i &= X_i - M \\ Z_i &= (X_i - M)^2 \end{aligned} \quad (3.5)$$

$v_i$ 와  $\alpha$ 를  $v_i = \theta_i - \bar{\theta}$ ,  $\alpha^2 = \sigma^2 \left( \frac{L^2 + 1}{L^2} \right)$ 로 정의하면,  $\sum_{i=1}^{L^2} v_i = 0$ 이이고,  $Y_i$ 는  $N(v_i, \alpha^2)$ 의 분포를 가지는 랜덤 변수이고,  $Z_i$ 의 분포는 식 (3.6)과 같다.

$$\begin{aligned} f_{z_i}(z_i) &= \frac{1}{2\sqrt{z_i}} \{f_{y_i}(\sqrt{z_i}) + f_{y_i}(-\sqrt{z_i})\} \\ &= \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{8\pi z_i \alpha^2}} e^{-\frac{v_i^2 + z_i}{2\alpha^2}} \left( e^{-\frac{2v_i \sqrt{z_i}}{2\alpha^2}} + e^{-\frac{-2v_i \sqrt{z_i}}{2\alpha^2}} \right) & z_i \geq 0 \\ 0 & z_i < 0 \end{cases} \quad (3.6) \end{aligned}$$

$Z_i$ 의 평균은,

$$\begin{aligned} E\{Z_i\} &= \int_0^\infty f_{z_i}(z_i) z_i dz_i \\ &= \frac{\sigma^2}{L^2} (L^2 + 1) + v_i^2 \end{aligned} \quad (3.7)$$

랜덤 변수  $V$ 을  $u(I_{i,j})$ 의 표본 분산으로 정의하자.

$$V = \frac{1}{L^2 - 1} \sum_{i=1}^{L^2} (X_i - M)^2 \quad (3.8)$$

표본분산  $V$ 의 평균은 식 (3.9)로서 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} E\{V\} &= E\left\{ \frac{1}{L^2 - 1} \sum_{i=1}^{L^2} (X_i - M)^2 \right\} \\ &= \frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \frac{\sigma^2}{L^2} + \frac{1}{L^2 - 1} \sum_{i=1}^{L^2} v_i^2 \end{aligned} \quad (3.9)$$

식 (3.9)에서  $V$ 의 평균은 잡음의 분산( $\sigma^2$ )과, 블록의 크기( $L^2$ ), 원 영상 블록 내 픽셀들의 표본 평균으로부터의 차이값( $v_i$ )에 의해 결정됨을 알 수 있다. 원 영상에서 블록 내 픽셀들의 픽셀 값의 변화가 클수록, 즉 표본 평균으로부터 차이가 클수록, 표본 분산은 대체로 커질 것이다. 따라서 표본 분산을 블록 내의 평탄한 정도를 판단하는 척도로 사용할 수 있다. 블록의 표본 분산이 임계치  $H$  이하면 평탄하다고 간주하고, 그렇지 않으면 평탄한 영역이 아니라고 판단한다.

#### 2. 평탄 영역에서의 잡음 제거

원 영상의 화소 위치  $(i, j)$  주위의 블록이 평탄하다면 블록 내의 화소값들은  $(i, j)$  위치에서의 화소값과 비슷한 값을 가질 것이고, 이 경우 주변 화소들만 사용하더라도 충분한 잡음 제거가 가능하다. 따라서 평탄한 블

록의 경우 유사도가 높은 블록들을 탐색하는 과정 없이 블록 내의 화소값들을 이용하여 식 (3.10)과 같이 잡음을 제거 한다.

$$\hat{o}(i, j) = \frac{1}{W} \sum_{(m, n) \in I_{i, j}} w(m, n; i, j) u(m, n) \quad (3.10)$$

여기서  $w(\cdot)$ 는 1 이고  $W = L^2$ 이다.

### 3. 비 평탄 영역에서의 잡음 제거

대부분의 자연 영상은 높은 중복성을 가진다. 부분이 전체와 비슷하고 전체가 부분과 비슷해서 부분을 보면 전체를 볼 수 있는 현상을 자기 유사성을 이용하여 표현한다. 이는 프랙탈 이론의 근간이 되는 것으로 대부분의 영상 내에서도 이러한 자기 유사성을 이용하여 표현 할 수 있는 부분들을 포함하고 있다. 대부분의 잡음 제거 알고리즘이 갖는 문제는 주어진 블록 내에 존재하는 픽셀들의 가중치 평균값으로 잡음 제거를 하기 때문에 결과적으로 비정상 영역에서의 뭉롱화 현상을 초래하게 된다. 이를 해결 하기 위해 본 논문에서는 자기 유사성의 특징을 이용한다.

유사도가 높은 블록들의 중심 화소값의 집합을  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 잡음 제거를 해야 할 현재 위치  $(i, j)$ 에서의 화소값을  $x = a + w$  ( $w \sim N(0, \sigma^2)$ )라고 하자. 그러면 잡음 제거 문제는 관측 되어진 표본  $X$ 에서의 DC레벨의 참값  $a$ 를 추정하는 문제로 바뀔 수 있다. 따라서 본 논문에서는 비평탄 영역에서는 유사도가 높은 블록을 탐색하여 그 중심 화소값을 이용하여 적응적으로 잡음을 제거 한다.

#### 가. 유사도 측정

III-1에서 정의한 영상 모델에서 원 영상의  $(i, j)$ 를 중심으로 하는 블록 B1과  $(i', j')$ 를 중심으로 하는 블록 B2를 다음과 같은 정렬된 1차원 벡터로 정의하자.

$$\begin{aligned} o(I_{i, j}) &= [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_{L^2}]^T \\ o(I_{i', j'}) &= [\theta_1' \ \theta_2' \ \dots \ \theta_{L^2}']^T \end{aligned} \quad (3.11)$$

여기에서  $c_l$ 는 각 화소값의 차이라고 정의 하면  $\theta_l'$ 는 식 (3.3)와 같다.

$$\theta_l' = \theta_l + c_l \quad (3.12)$$

원 영상에  $N(0, \sigma^2)$ 의 가우시안 노이즈  $w_i$ 가 더해진 경우를 가정하면, 벡터  $u(I_{i, j})$ ,  $u(I_{i', j'})$ 는 다음과 같이

정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} u(I_{i, j}) &= [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{L^2}]^T \\ u(I_{i', j'}) &= [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_{L^2}]^T \end{aligned} \quad (3.13)$$

여기에서 각  $X_l$ ,  $Y_l$ 는 가우시안 분포를 가지는 랜덤 변수이다.

$$\begin{aligned} X_l &= \theta_l + w[l] \sim N(\theta_l, \sigma^2) \\ Y_l &= \theta_l + c_l + w[l] \sim N(\theta_l + c_l, \sigma^2) \end{aligned} \quad (3.14)$$

랜덤 변수  $Z_l$ 를  $X_l$ 와  $Y_l$ 의 차로, 랜덤 변수  $K_l$ 를  $Z_l$ 의 제곱으로 정의하자.

$$\begin{aligned} Z_l &= X_l - Y_l \\ K_l &= Z_l^2 \end{aligned} \quad (3.15)$$

$Z_l$ 는  $N(-c_l, 2\sigma^2)$ 의 가우시안 랜덤 변수이고,  $K_l$ 의 분포는 식 (3.7)와 같다.

$$f_{k_l}(k_l) = \frac{1}{\sqrt{16\sigma^2\pi k_l}} e^{-\frac{k_l + c_l^2}{4\sigma^2}} \left\{ e^{-\frac{2c_l\sqrt{k_l}}{4\sigma^2}} + e^{\frac{2c_l\sqrt{k_l}}{4\sigma^2}} \right\} \quad (3.16)$$

$K_l$ 의 평균(mean)과 분산은 식 (3.17), (3.19)를 통해 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} E[K_l] &= \int_0^\infty f_{k_l}(k_l) k_l dk_l \\ &= 2\sigma^2 + c_l^2 \end{aligned} \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} E[K_l^2] &= \int_0^\infty f_{k_l}(k_l) k_l^2 dk_l \\ &= 12\sigma^4 + 12\sigma^2 c_l^2 + c_l^4 \end{aligned} \quad (3.18)$$

$$\begin{aligned} Var[K_l] &= E[K_l^2] - E[K_l]^2 \\ &= 8\sigma^4 + 8\sigma^2 c_l^2 \end{aligned} \quad (3.19)$$

따라서 노이즈가 더해진 두 블록 B1, B2의 MSE는 아래 식과 같다.

$$MSE = \sum_{l=1}^{L^2} E[(X_l - Y_l)^2] = 2\sigma^2 L^2 + \sum_{l=1}^{L^2} c_l^2 \quad (3.20)$$

식 (3.20)에서, 잡음 섞인 영상의 블록간의 MSE는 잡음의 분산( $\sigma^2$ )과, 블록의 크기( $L^2$ ), 원 영상 블록과의 차이( $c_l$ )에 의해 결정됨을 알 수 있다. 두 블록의 픽셀 값

차이가 클수록 MSE는 큰 값을 가지므로 제곱 에러를 유사도의 척도로 사용할 수 있다. 따라서  $(x,y)$ 를 중심으로 하는 블록  $B_{x,y}$ 과  $(x',y')$ 을 중심으로 하는 블록  $B_{x',y'}$ 의 유사도는 식 (3.21)과 같이 두 벡터  $u(I_{x,y})$ 와  $u(I_{x',y'})$ 의 각 픽셀값 차이의 제곱의 합, 즉 유클리디안 거리의 제곱으로 측정한다.

$$d(u(I_{x,y}), u(I_{x',y'}))^2 = \|u(I_{x,y}) - u(I_{x',y'})\|_2^2 \quad (3.21)$$

#### 나. 유사도를 이용한 노이즈 제거 알고리즘

위치  $(i,j)$ 에서의 블록 B1과 유사도가 높은 블록들의 중심 위치의 인덱스 집합을  $S_{i,j}$ 로 정의하자. 유사도가 높은 블록은 유클리디안 거리의 제곱값이 작을 것이다. 다시 말하면 특정 임계치( $F$ ) 이하인 값을 가질 것이다. 따라서  $S_{i,j}$ 는 식 (3.22)과 같이 표현될 수 있다.

$$S_{i,j} = \{(m,n) | d(u(I_{i,j}), u(I_{m,n})) \leq F\} \quad (3.22)$$

잡음 섞인 영상의 위치  $(i,j)$ 에서의 화소값 복원 시, 자기 유사성을 가지는  $S_{i,j}$ 를 사용하여, 잡음을 제거하는 방법을 식 (3.23)로 재정의 할 수 있다.

$$\hat{o}(i,j) = \frac{1}{W} \sum_{(m,n) \in S_{i,j}} w(m,n;i,j) u(m,n) \quad (3.23)$$

여기에서  $w(m,n;i,j)$ 은

$$\bar{w}(m,n;i,j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_w^2}} e^{-\frac{\{d(u(I_{m,n}) - u(I_{i,j}))\}^2}{2\sigma_w^2}} \quad (3.24)$$

이고,  $W = \sum_{m,n \in N_{i,j}} w(m,n;i,j)$  이다.

예를 들어 그림 3-1의 블록 A와 다른 블록 B1, B2간의 유사도를 비교하는 경우를 가정해보자. 블록 A와

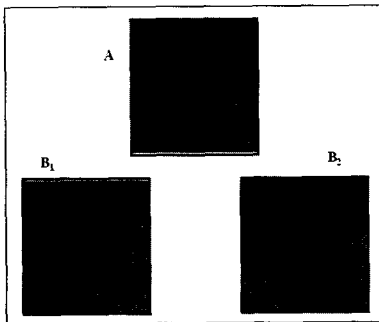


그림 3-1. 유사도 비교  
Fig. 3-1. Similarity comparison.

B1의 거리  $d(u(I_{i,j}), u(I_{x_1,y_1}))$ 는 임계치 보다 크므로, 픽셀  $(x_1,y_1)$ 은  $(i,j)$ 의 화소값 복원에 사용되지 않는다. 반면 블록 A와 B2의 거리  $d(u(I_{i,j}), u(I_{x_2,y_2}))$ 은 임계치 보다 작으므로,  $(x_2,y_2)$ 에서의 화소값은  $(i,j)$ 에서의 화소값 복원에 사용되어진다. 이를 식으로 표현하면 식 (3.25)과 같다.

$$\begin{aligned} d(u(I_{i,j}), u(I_{x_1,y_1})) > F &\Rightarrow (x_1,y_1) \notin S_{i,j} \\ d(u(I_{i,j}), u(I_{x_2,y_2})) \leq F &\Rightarrow (x_2,y_2) \in S_{i,j} \end{aligned} \quad (3.25)$$

#### 4. 적응적 임계치 결정

##### 가. MSE를 이용한 유사도 결정의 적응적 임계치

두 벡터  $u(I_{x,y})$ 과  $u(I_{x',y'})$ 의 유클리디안 거리의 제곱값이 임계치  $F$  이하의 값을 가지는 경우, 원 영상의 두 블록이 유사하다고 생각할 수 있다. 임계치를 높게 설정하면 유사하지 않은 블록의 중심 화소들을  $S_{i,j}$ 에 포함하게 되어 블러 등의 현상이 나타날 것이고, 임계치를 작게 설정하면 잡음 제거에 충분한 화소값들 확보하지 못하여, 즉 집합  $S_{i,j}$ 의 원소 개수가 너무 적어 노이즈 제거 효과가 떨어진다. 따라서 유사성 여부를 결정짓는 임계치 값을 결정하는 일이 중요하며, 이 임계치 값은 블록의 크기와 잡음의 분산에 따라 적응적으로 결정되어야 한다.

식 (3.13),(3.14)에서 두 블록 B1, B2가 똑같다고 가정하면 식 (3.15)에서 정의된  $Z_i$ 는  $N(0, 2\sigma^2)$ 의 가우시안 랜덤 변수이고, 랜덤 변수  $Z_i$ 의 제곱으로 정의된 랜덤 변수  $K_i$ 의 분포는 식 (3.26)과 같다.

$$\begin{aligned} f_{k_i}(k_i) &= \frac{1}{2\sqrt{k_i}} (f_{Z_i}(\sqrt{k_i}) + f_{Z_i}(-\sqrt{k_i})) \\ &= \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{4\pi\sigma^2 k_i}} e^{-\frac{k_i}{4\sigma^2}} & k \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (3.26)$$

랜덤 변수  $K_i$ 는 감마 랜덤 변수로써,  $G(\frac{1}{2}, 4\sigma^2)$ 의 분포를 가짐을 알 수 있다. 랜덤 변수  $K$ 를 독립적인  $G(\frac{1}{2}, 4\sigma^2)$ 의 분포를 가지는  $L^2$ 개의  $K_i$ 의 합으로 정의하자.

$$\begin{aligned} K &= K_1 + K_2 + \dots + K_{L^2} = \sum_{i=1}^{L^2} K_i \\ &= \sum_{i=1}^{L^2} Z_i^2 = \sum_{i=1}^{L^2} (X_i - Y_i)^2 \end{aligned} \quad (3.27)$$

그러면 랜덤 변수  $K$  역시  $G(\frac{L^2}{2}, 4\sigma^2)$ 의 감마 랜덤 변수로써, 평균과 분산은 식 (3.28)와 같다.

$$E[K] = \alpha \beta = \frac{L^2}{2}(4\sigma^2) = 2\sigma^2 L^2$$

$$Var[K] = \alpha \beta^2 = \frac{L^2}{2}(4\sigma^2)^2 = 8\sigma^4 L^2$$
(3.28)

즉, 똑같은 두 개의 블록에 잡음이 첨가됐을 때, 두 블록의 MSE는 식 (3.36)과 같다.

$$MSE = \sum_{i=1}^{L^2} E[(X_i - Y_i)^2] = E[K] = 2\sigma^2 L^2$$
(3.29)

그림 3-2.(a)(c)는  $\sigma = 8, n = 49$  일 때,  $K$ 의 분포를 나타낸 그림이다. 두 벡터  $u(I_{x,y})$ 과  $u(I_{x',y'})$ 의 유클리디안 거리의 제곱이  $2\sigma^2 L^2$  이하의 값을 가질 확률은 약 53%이고,  $4\sigma^2 L^2$  이하의 값을 가질 확률은 거의 100%이다. 그림 3-4(b)(d)는 각각의 경우 잡음 제거를 위하여 사용되는 화소의 위치를 나타낸 그림이다.

#### 나. 평탄 영역 결정의 적응적 임계치

블록의 표본 분산이 임계치  $H$  이하면 평탄하다고 간주하면,  $H$ 의 값을 크게 설정하면 실제로 평탄하지 않은, 즉 에지 등의 구조를 포함하는 영역임에도 평탄하

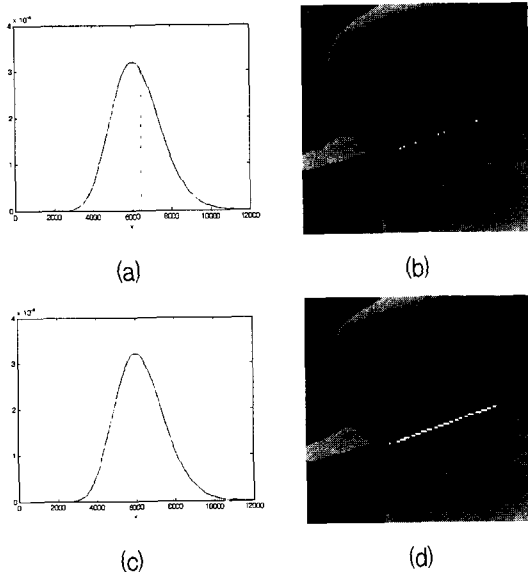


그림 3-2.  $F$ 에 따라 선택되는 영역과  $K$ 의 분포  
 (a)-(b):  $F^2 = 2\sigma^2 L^2$ , (c)-(d):  $F^2 = 4\sigma^2 L^2$   
 Fig. 3-2. Selected pixels for denoising and distribution by  $F$  (a)-(b) :  $F^2 = 2\sigma^2 L^2$ , (c)-(d) :  $F^2 = 4\sigma^2 L^2$ .

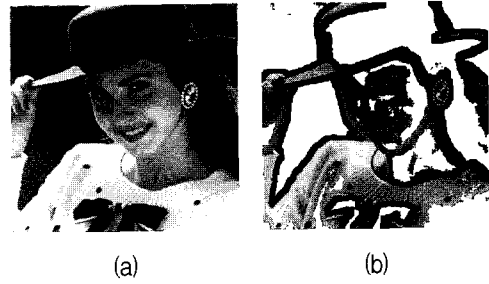


그림 3-3.  $H$ 에 따라 선택되는 영역 (a)  $V$ 의 분포  
 (b) 원영상 (c)  $H = 1.53 \left( \frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \right) \sigma^2$   
 Fig. 3-3. Selected pixels by  $H$  (a) Distribution of  $V$ .  
 (b) Original Image (c)  $H = 1.53 \left( \frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \right) \sigma^2$

다고 간주하므로 효과적인 노이즈 제거가 이루어질 수 없으며,  $H$  값을 작게 설정하면 평탄한 영역임에도 전체 영상에서 자기유사성을 찾으므로 효율적이지 못하다. 블록의 크기와 노이즈에 적응적인 임계치를 결정하는 일이 중요하다.

블록 내의 모든 픽셀이 같은 값  $\bar{\theta}$ 라고 가정하자. 식 (3.5)에서 정의된  $Y_i$ 는  $N\left(0, \frac{\sigma^2}{L^2}(L^2 + 1)\right)$ 의 분포를 따르며,  $Z_i$ 는  $G\left(\frac{1}{2}, \frac{2\sigma^2}{L^2}(L^2 + 1)\right)$ 의 감마 분포를 가진다. 따라서 식 (3.8)에서 정의된  $V$ 는  $G\left(\frac{L^2}{2}, \frac{2\sigma^2(L^2 + 1)}{L^2(L^2 - 1)}\right)$ 의 감마 분포를 따른다.

그림 3-3의 (a)는  $\sigma = 8, L^2 = 49$ 일 때,  $V$ 의 분포를 나타낸 그림이다. 임계치  $H$ 는  $1.53 \frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \sigma^2$ 으로 99%가 포함되도록 결정할 경우, 그림 3-3(c)는 평탄하다고 선택된 영역을 나타낸 그림이다.

#### IV. 실험 및 결과

이 장에서는 제안하는 알고리즘을 기존의 제안된 알고리즘과 비교하여 다양한 노이즈 레벨에 대하여

PSNR과 분산을 실험, 비교하자 한다.

복원된 영상의 화질을 평가하기 위하여 PSNR을 사용하였다. PSNR은 식 (4.1)로 정의된다. 여기에서  $o(i,j)$ 는 원영상,  $\hat{o}(i,j)$ 는 복원된 영상,  $RC$ 은 각각 영상의 세로, 가로 크기이다. 복원한 영상이 원 영상과 비슷한 픽셀값을 가질수록 더 높은 PSNR 수치를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} PSNR &= 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \\ &= 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{RC} \sum_{i=0}^{R-1} \sum_{j=0}^{C-1} (o(i,j) - \hat{o}(i,j))^2} \end{aligned} \quad (4.1)$$

추정자(estimator)로서의 성능은 그것의 분산이 얼마나 작은가에 의해 결정된다.

$$\begin{aligned} \sigma_{\hat{\theta}}^2 &= (\theta - \hat{\theta})^2 \\ \sigma_{esti}^2 &= \frac{1}{256} \sum_{\theta=0}^{255} \sigma_{\theta}^2 \end{aligned} \quad (4.2)$$

즉, 0에서 255의 값을 가질 수 있는 각 픽셀 값  $\theta$ 은 실제 값이고,  $\hat{\theta}$ 는  $\theta$ 의 추정값으로써, 각  $\theta$ 값에 대해,  $\theta$ 와  $\hat{\theta}$ 의 차이가 작을수록 즉 분산이 작을수록 좋은 추정자이다.  $\sigma_{esti}^2$ 은 모든  $\theta$ (즉 0에서 255까지)에 대한 평균으로써 평균적으로 얼마나 참값인  $\theta$ 에 접근하는지를 알 수 있다.

$256 \times 256$ 의 크기를 갖는 6개의 25dB와 30dB의 노이즈 영상을 대상으로 시그마 필터와 AWA, LLMMSE, 그리고 제안된 알고리즘을 실험하였다. 모든 알고리즘에서 블록 기반의 노이즈 추정방식을 이용하여 노이즈 제거 시 파라미터로 설정에 반영하였다. 시그마 필터의 임계치는  $3\sigma_n$ 으로 하였고, 제안된 알고리즘에서는 유사도의 임계치  $E$ 는  $(1.8\sigma L)^2$ 으로, 평탄한 영역의 임계치  $H$ 는  $1.53 \left( \frac{L^2+1}{L^2-1} \right) \frac{\sigma^2}{L^2}$ , 가우시안 가중치의 파라미터  $\sigma_w$ 은  $\sigma_n$ 를 사용했다.  $L$ 은 유사도 비교의 블록의 크기으로써 기본적으로  $11 \times 11$  블록( $L=11$ ) 단위로 유사도를 비교하나,  $11 \times 11$ 에서 찾은 픽셀이 10개 미만인 경우, 즉  $11 \times 11$ 단위로는 비슷한 구조를 거의 찾을 수 없는 세밀한 영역에서는  $5 \times 5$  블록으로 유사도를 측정하였다. 비교되는 모든 알고리즘이 한 픽셀을 복원하기 위해, 최대  $N=121$ 개의 픽셀을 사용하도록 실험되었다. 기존의 알고리즘은 중심 픽셀을 기준으로  $11 \times 11$ 의 윈도우를 사용하고, 제안하는 알고리즘은 유

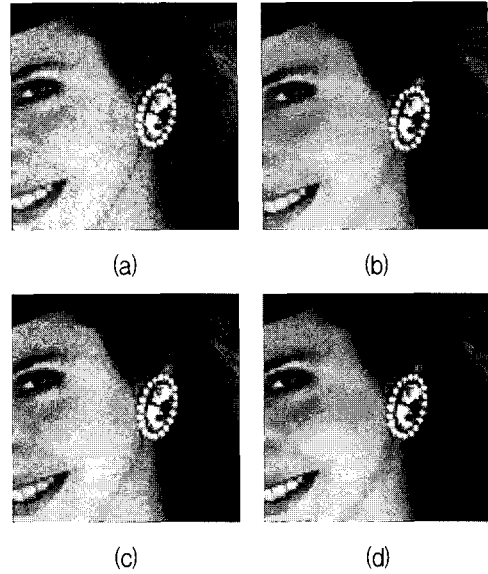


그림 4-1. 30dB Lori 영상 일부 (a) 노이즈 영상 (b) Sigma, (c) LLMMSE (d) Proposed

Fig. 4-1. 30dB Lori Image. (a) Noisy Image (b) Sigma, (c) LLMMSE (d) Proposed

표 4-1. 30dB 노이즈영상에서 PSNR 비교  
Table 4-1. PSNR of 30dB Noisy Image.

	Noisy	Sigma	AWA	LLMMSE	Proposed
barbara	29.99	32.05	31.74	31.44	33.16
camera	30.27	33.86	33.19	32.75	33.70
goldhill	29.99	31.71	31.29	31.64	32.67
lena	29.99	33.07	32.79	32.30	34.58
lori	29.99	34.53	33.90	33.22	35.43
peppers	30.01	32.92	32.68	31.99	34.39
평균	30.04	33.02	32.60	32.22	33.99

표 4-2. 30dB 노이즈 영상에서 variance 비교  
Table 4-2. Variance of 30dB Noisy Image.

	Sigma	AWA	LLMMSE	Proposed
barbara	50.52	61.79	49.16	33.58
camera	46.23	61.51	51.96	48.21
goldhill	40.86	46.84	43.74	32.11
lena	39.11	51.01	43.43	26.97
lori	36.01	50.96	39.38	27.09
peppers	41.70	46.99	44.65	26.64
평균	42.41	53.18	45.38	32.43

사도 임계치  $E$  이하의 유사도가 큰 순서대로  $N=121$ 개의 픽셀을 선택하여 복원하도록 구현하여 추정자의 분산을 비교하도록 하였다. 평탄한 영역일 경우에는  $11 \times 11$ 의 윈도우를 사용하였다. 그림 4-1은 30db의 노이즈 로리 영상에 대하여 121개의 픽셀을 사용했을 때, 각각 시그마, AWA, LLMMSE 필터와 제안하는 알고리즘에 대한 결과이다. 시그마 필터는 블러는 적으나,



표 4-3. 25dB 노이지 영상에서 PSNR

Table 4-3. PSNR of 25dB Noisy Image.

	Noisy	Sigma	AWA	LLMMSE	Proposed
barbara	25.01	28.57	28.38	27.56	29.97
camera	25.38	29.73	29.42	27.94	29.05
goldhill	25.01	28.45	28.31	28.05	29.43
lena	24.99	29.74	29.40	28.45	31.47
lori	25.02	31.17	30.39	29.35	32.31
peppers	25.06	29.66	29.29	28.13	31.23
평균	25.08	29.55	29.20	28.25	30.58

표 4-4. 25dB 노이지 영상에서 variance 비교

Table 4-4. Variance of 25dB Noisy Image.

	Sigma	AWA	LLMMSE	Proposed
barbara	114.85	124.55	119.38	76.03
camera	123.20	156.15	150.69	137.52
goldhill	88.45	94.89	101.73	70.01
lena	84.77	102.72	109.14	55.76
lori	82.59	111.35	98.59	60.31
peppers	88.91	99.68	112.32	58.01
평균	97.13	114.89	115.31	76.27

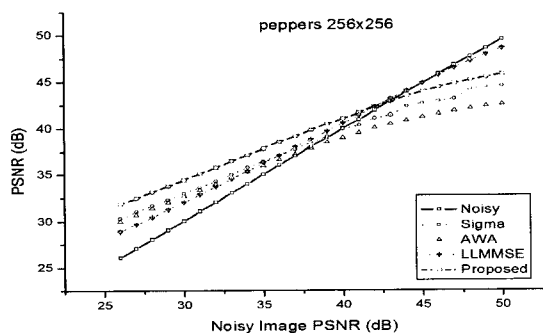


그림 4-2. 26~50dB 잡음 섞인 "peppers"영상에 대한 각 알고리즘의 PSNR 비교

Fig. 4-2. PSNR comparison of each algorithm for 26dB ~50dB noisy image "peppers".

부자연스러운 효과 즉 머리, 목과 얼굴 사이에서 급격한 픽셀 값의 변화가 생겼다. 복원 과정에서 주변 영역에 의해 머리카락의 어두운 쪽으로 복원되거나, 아니면 얼굴의 밝은 쪽으로 복원되기 때문이다. LLMMSE의 실험 결과는 에지 영역에서의 블러를 막기 위해 주변 픽셀에 가중치를 적게 줌으로써, 블러는 적지만 그로 인하여 노이즈가 거의 제거되지 않는 것을 확인할 수 있다. 이처럼 기존의 알고리즘은 주변의 픽셀들의 의하여 영향을 받기 때문에 노이즈를 제거하기 위해서는 블러가 되거나, 부자연스러운 현상이 나타나게 된다.

표 4-1과 표 4-2는 30dB의 노이지 영상에서, 표 4-3과 표4-4는 20db의 노이지 영상에서 각 알고리즘으로

복원한 결과를 나타내었다. 표 4-1과 표 4-3은 PNSR의 성능을 비교하였으며, 표 4-2과 표 4-4는 추정자로서의 분산을 비교하였다. "camera"영상을 제외한 나머지 영상에서 제안된 알고리즘이 다른 알고리즘보다 PSNR 측면에서 0.5dB 에서 1dB 정도 성능이 좋게 나타났고, 추정자로서의 성능을 평가하는 지표인 분산도 가장 낮게 나왔다.

최종적으로 전체적인 잡음 제거 효과를 비교하기 위하여 26~50dB 가 되도록 잡음을 섞은 "peppers" 영상에 대한 각 알고리즘에 대한 성능을 그림 4-2에서 비교하였다. 결론적으로 제안된 알고리즘은 잡음이 심한 경우에 더욱더 좋은 성능을 보여주었다.

## V. 결 론

본 논문에서는 대부분의 영상이 자기 유사성이라고 표현되는 특별한 성질을 가지고 있다는 프랙탈 이론을 기반으로 한 가우시안 잡음 제거 알고리즘을 제안 하였다.

대부분의 기존 알고리즘들은 잡음 제거를 위하여 주 위 픽셀들을 이용 하지만 이것은 잡음을 제거하는 동시에 에지 주위에서 몽롱화(blurring)라는 또 다른 문제를 유발 시킨다. 이러한 기존 방법들에 대한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 영상을 두 가지로 분류한다. 평탄 영역의 경우 주위 픽셀을 이용하고, 비 평탄 영역에서는 bMSE 관점에서 유사도가 높은 블록을 탐색하여 그 블록의 중심 화소값들을 잡음 제거를 위하여 이용하였다. 이렇게 함으로서 영상의 저주파 영역과 고 주파 영역에서 효과적인 잡음 제거가 이루어 질 수 있었다. 결론적으로 제안된 알고리즘의 성능은 PSNR 측면에서 약 1~3dB 정도 우수한 성능을 보여주었고, 추정자(estimator) 관점에서도 가장 낮은 분산 값을 보여주었다.

## 참 고 문 헌

- [1] Gonzalez, Woods, "Digital Image Processing", Prentice Hall, 2002.
- [2] M. J. McDonnel, "Box-Filtering Techniques", Computer Graphics and Image Processing pp. 65-70, 1981.
- [3] J. W. Tukey, "Nonlinear (Nonsuperposable) Methods for Smoothing Data", in Conf. Rec., EASCON, pp.763, 1974.

- [4] J. S. Lee, "Digital Image Smoothing and the Sigma Filter", Computer Graphics and Image Processing, pp.255-269, 1983.
- [5] Carlos A. Pomalaza-raez, Clare D. McGillem, "An Adaptative, Nonlinear Edge-Preserving Filter", IEEE Transactions on Acoustics, Apeech, and Signal Processing, Vol. ASSP-32, No.3, June 1984.
- [6] Mehmet K. Ozkan, M. Ibrahim Sezan, A. Murat Tekalp, "Adaptive Motion-Compensated filtering of Noisy Image sequences" IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.3, No.4, August 1993.
- [7] C. Tomasi, R. Manduchi "Bilateral Filtering for Gray and Color Images", IEEE International Conference on Computer Vision, Corfu, Bombay, India September 1998.
- [8] S. I. Olsen "Estimation of Noise in Images : An Evaluation", Graphical Models and Image Process., Vol. 55. No. 4, pp.319-323, July 1993.
- [9] S. I. Olsen "Estimation of Noise in Images : An Evaluation", Graphical Models and Image Process., Vol. 55. pp.319-323, July 1993.
- [10] J. B. Bednar and T. L. Watt, "Alpha-Trimmed Means and Their Relationship to Median Filters", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-32, pp. 145-153, Feb. 1984.
- [11] Ning Lu, "Fractal Imaging", Academic press, pp. 11-13, 1997.
- [12] Steven M. Key "Fundamentals of statistical signal processing", Prentice Hall, pp. 31, 1993.
- [13] A. K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing", Prentice-Hall, Englewood Clis, New Jersey, 1989.

---

 저 자 소 개
 

---



전 영 은(정회원)

2005년 연세대학교 전기전자 공학과 학사 졸업

2007년 연세대학교 전기전자 공학과 석사 졸업.

2007년~현재 삼성전자 정보통신 총괄 무선 사업부 연구원

&lt;주관심분야 : 웨이블릿, 비디오, 영상신호처리&gt;



엄 민 영(정회원)

2001년 연세대학교 전과공학과 학사 졸업.

2004년 연세대학교 전기전자 공학과 석사 졸업.

2004년~현재 연세대학교 전기 전자공학과 박사과정

&lt;주관심분야 : 웨이블릿, 비디오, 영상신호처리&gt;



최 윤 식(정회원)

1979년 연세대학교 전기공학과 학사 졸업.

1984년 Case Western Reserve Univ. 시스템공학과 졸업.

1987년 Pennsylvania State Univ. 전기공학과 석사 졸업.

1990년 Purdue Univ. 전기공학부 박사 졸업

1990년~1993년 (주)현대전자 산업전자 연구소 책임 연구원

1993년~현재 연세대학교 전기전자공학부 정교수

&lt;주관심분야 : 비디오, 영상 신호처리, HDTV&gt;