

# 노이즈 매개변수 예측 기반 고속 노이즈 제거 방식

## Fast Blind Image Denoising Algorithm Based on Estimating Noise Parameters

응웬 뚜안안\*, 김 범 수\*, 홍 민 철\*\*

Tuan-Anh Nguyen\*, Beomsu Kim\*, Min-Cheol Hong\*\*

### Abstract

In this paper, a fast single image blind denoising algorithm is presented, where noise parameters are estimated by local statistics of an observed degraded image without a prior information about the additive noise. The estimated noise parameters are used to define the constraints on the noise detection which is coupled with the 1st-order Markov Random Field. In addition, an adaptive modified weighted Gaussian filter is introduced, where variable window sizes and weighting coefficients defined by the constraints are used to control the degree of the smoothness of the reconstructed image. The experimental results demonstrate the capability of the proposed algorithm. Please put the abstract of paper here.

### 요 약

본 논문에서는 노이즈에 대한 사전 정보 없이 단일 왜곡 영상으로부터 노이즈 매개 변수를 예측하고, 예측된 매개변수를 이용한 고속 노이즈 검출 및 제거하는 기법에 대해 제안한다. 왜곡 영상의 국부 통계를 이용하여 예측된 노이즈 매개 변수는 노이즈 검출기를 위한 사전 제약 조건으로 활용되며, 상기 제약 조건은 1차 마르코프 랜덤 장과 결합하여 노이즈 검출기를 구성하게 된다. 더불어 노이즈 검출 과정에서 설정된 제약 조건 및 매개 변수를 기반으로 복원 영상의 완화도를 제어하기 위한 가변 필터 차수의 가중치 기반 적응 노이즈 제거 필터를 제안한다. 실험 결과를 통해 제안 방식의 우수성을 검증할 수 있었다.

*Key words* : denoising, noise parameters, constraints, modified Gaussian filter, smoothness

## 1. 서론

일반적인 영상 시스템으로 획득된 관측 영상은 다양한 노이즈 발생 요인에 의해 원 영상의 왜곡된 형

태로 표현된다. 노이즈 제거 방식은 윤곽선 등의 중요 객체 정보를 유지하면서 노이즈에 의해 왜곡된 성분을 제거함으로써 원 영상에 가까운 영상을 복원함을 목적으로 많은 기법들이 연구되어 왔으며 객체 인식 시스템, 영상 부호화, 영상 분석 시스템 등 다양한 응용 분야의 성능을 향상하기 위한 전처리 과정으로 활용되어 왔다[1,2].

저 연산량 미디어 필터의 문제점인 열화 현상 감소를 위해 양방향 필터 (bilateral filter)가 연구되었으나 노이즈 검출과정의 부재 및 성능의 한계성으로 인해 만족스러운 결과를 얻기에 어려움이 있다[3-5]. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 가설 통계 테스트 기반 (statistical hypothesis test)의 노이즈 제거 방식이 제안되었으나 성능 향상을 위해서는 효과적인 제약 조

\* School of Electronic Engineering, Soongsil University / anhnt@ssu.ac.kr / +82-2-823-0372

★ Corresponding author

※ Acknowledgment

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education (No. 2012R1A1A2000924)

Manuscript received Sep. 24, 2014; revised Nov. 19, 2014; accepted Nov. 21, 2014

건에 대한 설정을 필요로 한다[6].

일반적으로 노이즈 성분을 효과적으로 제거하기 위해서는 원 영상 또는 노이즈 성분에 대한 사전 정보를 추출하여 활용하는 것이 바람직스러우며, 이와 같은 방식으로 적응적인 가우시안 (Gaussian) 필터 및 이방형 (anisotropic) 필터 등이 제안되었으나 사전 정보가 매우 제약적으로 주어지거나 미흡하여 성능 향상에 한계가 존재한다[7,8].

최근에는 비국소적 평균 (non-local mean) 기반의 노이즈 제거 방식이 제안되었으며, 상기 방식은 왜곡 영상의 임의의 패치 (patch)를 기준으로 사전에 정의된 영역 내에서 자가 유사성 (self-similarity)을 기반으로 해당 패치에 가중치를 부여하여 해당 화소를 복원하는 과정을 수행하게 된다[9]. 더불어, 블록 매칭 기반 3D (BM3D) 방식은 비국소적 평균 방식의 자가 유사성 및 희소성 (sparsity) 이론을 노이즈 제거 방식에 적용하였으며[10], 비국소적 평균 기반의 수평 및 수직 방향의 변형된 자가 유사성 모델이 노이즈 제거 기법에 적용되었다[11]. 위에서 기술된 패치 기반의 자가 유사성 예측 노이즈 제거 방식들은 주관적, 객관적 화질 성능 측면에서 기존 방식과 비교하여 매우 우수한 성능을 갖고 있으나 노이즈 매개 변수에 대한 사전 정보를 필요로 하며 매우 많은 연산량을 필요로 하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 단일 왜곡 영상으로부터 노이즈 특성을 예측하여 노이즈 제거 과정에 활용하는 저 연산량 적응 노이즈 제거 기법에 대해 제안한다. 첨부 노이즈가 국부적으로 가우시안 분포 특성을 갖고 있다는 가정 하에 왜곡 영상으로 노이즈 매개 변수를 예측하고, 예측된 노이즈 성분은 1차 마르코프 랜덤 장과 결합하여 노이즈 검출기를 위한 제약 조건으로 활용한다. 더불어, 상기 예측 노이즈 성분과 제약 조건을 기반으로 가변 필터 크기의 노이즈 제거 필터와 필터 가중치를 결정하여 복원 영상의 완화도를 적응적으로 제어하는 기법에 대해 기술한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2 장에서는 노이즈 매개 변수 예측을 기반으로 하는 저 연산 적응 노이즈 제거 기법에 대해 제안한다. 국부 통계 특성을 기반으로 하는 1차 마르코프 랜덤 장 기반의 노이즈 검출기의 제약 조건 설정 기법에 대해 기술하며 복원 영상의 완화도 제어를 결정하기 위한 가중치 기반의 가변 크기의 노이즈 제거 필터 기법에 대해 설명한다. 3 장에서는 다양한 기존 노이즈 필터 방식과의 성능 비교 및 결과 분석에 대해 기술하고, 4 장에서는 결론을 맺는다.

## II. 노이즈 매개변수 예측 기반 저 연산 노이즈 제거 방식

원 영상이 신호에 독립적인 노이즈에 의해 왜곡된 경우 2차원 영상 시스템의  $(i, j)$  번째 화소의 왜곡 모델은 다음과 같이 기술될 수 있다.

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

위 식에서  $x, y$  및  $n$ 은 원 영상, 왜곡 영상 및 첨부 노이즈를 의미한다[1]. 효과적으로 노이즈 성분을 제거하기 위해서는 노이즈 성분이 존재하는 화소의 위치 및 노이즈 정도를 예측할 수 있는 노이즈 검출 과정을 설정하는 것이 바람직하며 노이즈 검출 과정에서 설정한 제약 조건 또는 통계 특성을 노이즈 제거 과정에서 활용하는 것이 효과적일 수 있다. 노이즈에 대한 사전 정보는 다양하게 예측될 수 있으며 가우시안 필터[7], 이방성 필터 (anisotropic filter)[8], 총변동 (total variation) 기법 및 인접 화소 필터[9] 기법 등이 저 연산용 노이즈 예측 또는 노이즈 제거 필터 등으로 제안되었다. 본 논문에서는 노이즈 특성이 신호에 독립적인 평균 '0'의 가우시안 분포를 갖고 있다는 가정 하에 인접 화소들과의 필터링을 통해 노이즈 매개변수를 예측하고, 예측된 매개변수와 1차 마르코프 랜덤 장을 결합하여 노이즈를 검출하는 방식에 대해 제안한다. 더불어, 노이즈 검출 과정에서 설정된 제약 조건과 예측 매개변수들을 이용하여 노이즈 제거 필터의 필터 차수 및 가중치를 제어하여 복원 영상의 완화도를 제어하는 방식에 대해 기술한다.

### 1. 국부 통계 특성 기반 노이즈 매개변수 예측

일반적으로 첨부 노이즈에 대한 인간 시각 시스템의 반응은 국부 통계 특성에 의존적이다[12]. 예를 들어, 동일한 노이즈 성분이 국부 활동성이 큰 영역과 작은 영역에 존재하는 경우 국부 활동성이 작은 영역의 노이즈 성분이 큰 영역의 노이즈 성분보다 왜곡 정도가 크게 표현되며, 밝은 영역의 배경에서의 노이즈 성분이 어두운 영역의 배경에서의 노이즈 성분보다 시각적으로 더욱 불편한 현상을 초래하게 된다. 이와 같은 국부 통계 특성을 반영하기 위해 국부 활동성 및 밝기 정보가 활용될 수 있으며 상기 정보는 국부 표준편차 및 평균으로 표현할 수 있다. 임의의 영상  $f$ 의  $(i, j)$ 에 위치한 화소를 기준으로  $(2K+1) \times (2K+1)$  윈도우 내의 국부 평균 및 표준편차는 다음과 같이 기술된다.

$$\begin{aligned} \mu_K^f(i,j) &= \frac{1}{(2K+1)^2} \sum_{m,n=-K}^K f(i+m,j+n), \\ \sigma_K^f(i,j) &= \sqrt{\frac{1}{(2K+1)^2} \sum_{m,n=-K}^K |f(i+m,j+n) - \mu_K^f(i,j)|^2}. \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서  $K$ 가 클수록 국부 활동성이 큰 영역내의 화소에 대한 통계 특성이 부정확해지는 단점이 있으며 연산량이 가중되는 문제점이 발생한다. 상기와 같이 이유로 본 논문에서는 윈도우 크기를  $K=1$ 로 설정하였다. 일반적으로 노이즈 성분은 왜곡 영상과 왜곡 영상의 완화 필터링된 (smoothing filtering) 영상의 오차 신호로부터 정의될 수 있다[2,9,13,14]. 본 논문에서는 식 (2)에서 정의된 노이즈 매개변수를 기반으로 왜곡 영상 완화 필터를 다음과 같이 설정하였다.

$$h(i+m,j+n) = \frac{1}{Z_1} \exp\left(-L_1 \frac{(\sigma_K^y(i,j))^2 \times (m^2+n^2)}{\sqrt{\mu_K^y(i,j)+1}}\right). \quad (3)$$

위 식에서  $Z_1$  및  $L_1$ 은 정규화 상수 및 매개 변수를 의미한다. 식 (3)은 국부 활동성이 커질수록, 국부 평균이 작을수록 필터 계수 값이 감소되는 특성을 갖고 있다. 그러므로 식 (3)을 이용한 필터링된 영상은 국부 통계 특성이 큰 영역 및 어두운 영역은 상대적으로 유지되는 특성을 갖게 되므로 관측 영상과 식(3)을 이용한 필터 영상과의 오차 영상은 노이즈와 유사한 특성을 갖게 된다. 상기 특성을 이용하여 노이즈 영상을 다음과 같이 예측하게 된다.

$$\hat{n} = y - \hat{x} = y - y * h. \quad (4)$$

위 식에서 \*는 컨볼루션 연산자를 의미한다. 식 (4)의 결과를 기반으로 원 영상에 대한 국부 통계 특성 정보는 예측 노이즈 영상이 신호 독립적이며 '0' 평균값을 갖는 가우시안 분포를 갖는다는 가정 하에 다음과 같이 예측될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_K^x(i,j) &= \max(0, (\mu_K^y(i,j) - \hat{\mu}_K^x(i,j))), \\ \hat{\sigma}_K^x(i,j) &= \sqrt{\max(0, (\sigma_K^y(i,j))^2 - (\sigma_K^x(i,j))^2)}. \end{aligned} \quad (5)$$

임의의 화소와 인접 화소 사이에 급격한 변화가 없는 경우, 관측 화소  $y(i,j)$ 가  $\hat{\mu}_K^x(i,j)$ 와의 차이가 클수록 노이즈에 의해 왜곡된 화소로 간주할 수 있으며 차이 값이 클수록 노이즈 왜곡 정도는 심한 것으로 추론할

수 있다. 상기와 같은 특성을 기반으로 다음과 같은 노이즈 분류기를 설정한다.

$$D^y(i,j) = \begin{cases} 2 & \text{if } y(i,j) \leq \hat{\mu}_K^x(i,j) - T_2 \\ & \text{or } y(i,j) \geq \hat{\mu}_K^x(i,j) + T_2 \\ 1 & \text{if } \hat{\mu}_K^x(i,j) - T_2 < y(i,j) \leq \hat{\mu}_K^x(i,j) - T_1 \\ & \text{or } \hat{\mu}_K^x(i,j) + T_1 \leq y(i,j) < \hat{\mu}_K^x(i,j) + T_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

식 (6)에서  $T_1$  및  $T_2$ 는 임계치 값을 의미한다. 식 (6)에서  $D^y(i,j)$ 가 '2'인 경우는 해당 화소의 노이즈 왜곡 정도가 매우 큰 경우를 의미하며, '1'인 경우는 상대적으로 왜곡 정도가 약한 경우를 나타낸다.

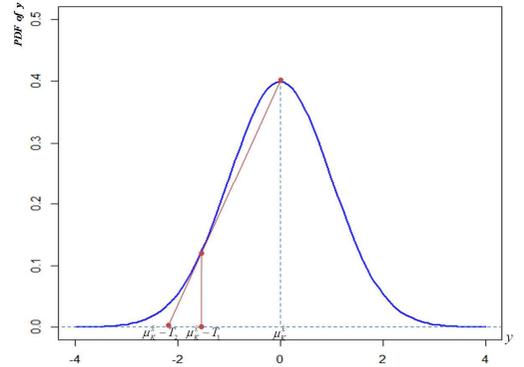


Fig. 1. Example of determining threshold of degraded components having a Gaussian PDF  
그림 1. 가우시안 분포 특성을 갖는 왜곡 성분의 임계치 설정 예

일반적으로 노이즈 분류기의 정확도는 임계치 설정에 민감하다. 식 (6)의 노이즈 분류기 성능이 신뢰성이 있기 위해서는 예측 노이즈 값이 클수록 임계치를 작게 설정하고 예측 노이즈 값이 작을수록 큰 임계치를 설정하여야 한다. 이와 같은 특성을 지닌 노이즈 분류기 설정을 위해 그림 1에 도시된 바와 같이 노이즈의 매개변수를 갖는 가우시안 확률 분포 함수를  $\hat{n}$ 에 대해 미분을 취한 기울기 값을 임계치로 사용하였으며, 다음과 같이 설정한다.

$$\begin{aligned} T_2 &= \frac{1}{(\hat{\sigma}_K^x(i,j))^3 \sqrt{2\pi}}, \\ T_1 &= \frac{T_2}{4}. \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)에서  $T_1$ 은 실험적으로 설정하였으며, 식 (7)의 결과는 위에서 기술한 예측 노이즈에 따른 임계치 설정 조건을 만족하며, 식 (7)의 결과는 노이즈 분류기의 제약 조건으로 활용하게 된다.

식 (6) 및 (7)을 활용한 노이즈 분류기는 윤곽선 등의 중요한 성분을 노이즈 성분으로 판별하는 오류가 발생할 수 있다. 일반적인 영상의 윤곽선 성분은 공간 영역에서 연속성을 갖고 있으며 신호에 독립적인 노이즈는 불규칙 형태로 발생하는 특성을 갖고 있다. 상기와 같은 특성을 기반으로 공간 영역에서 연속성을 지닌 노이즈 성분은 윤곽선 영역으로 재분류하여 노이즈 검출기의 오류를 감소하고자 하였다. 마르코프 랜덤 장은 신호의 연속성을 표현하기에 적합한 모델로서 본 논문에서는 식 (6)의 분류기를 기반으로 임의의 화소와 인접 화소간의 조건 관계를 1차 마르코프 랜덤 장을 이용하여 다음과 같이 노이즈 검출기를 정의하였다.

$$\text{Flag}^y(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i-1, j) = D^y(i+1, j) \neq 0 \\ 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i-1, j) = D^y(i, j-1) \neq 0 \\ 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i-1, j) = D^y(i, j+1) \neq 0 \\ 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i+1, j) = D^y(i, j-1) \neq 0 \\ 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i+1, j) = D^y(i, j+1) \neq 0 \\ 0 & \text{if } D^y(i, j) = D^y(i, j-1) = D^y(i, j+1) \neq 0 \\ D^y(i, j) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

## 2. 가변 윈도우 크기 기반의 적응 노이즈 제거 필터

노이즈 제거 필터는 왜곡 화소를 기반으로 저주파 통과 필터 (low-pass filter)를 인접 화소 또는 유사성이 존재하는 패치에 적용하게 된다. 패치 유사성 기반의 저주파 통과 필터는 과도한 연산량으로 인해 적용할 수 있는 응용 분야의 한계성을 갖고 있으며, 인접 화소 기반의 저주파 통과 필터는 성능의 한계성의 문제가 존재한다. 본 논문에서는 인접 화소의 필터링 기반 방식을 활용하여 연산량의 문제점을 해결하고자 하였다. 노이즈 검출 과정에서 예측한 영상의 국부 활동성이 높은 영역 및 어두운 영역에서는 상대적으로 약한 저주파 통과 필터 (weak low-pass filter)를 적용하여 원 영상의 윤곽선 정보를 보존하고자 하였다. 더불어, 예측 노이즈 성분을 복원 화소에 대한 기여도로 활용하여 해당 화소의 열화 정도를 제어하고자 하였다. 상기와 같은 내용을 반영하여 노이즈 화소로 검출된  $(i, j)$ 번째 화소를 기준으로  $(m, n)$ 에 위치한 화소의 필터 계수는 다음과 같이 결정된다.

$$g_U(i+m, j+n) = \frac{1}{Z_2} \alpha(i+m, j+n) \exp\left(-L_2 \frac{(\hat{\sigma}_K^x(i, j))^2 \times (m^2 + n^2)}{\sqrt{\hat{\mu}_K^x(i, j) + 1}}\right) \quad (9)$$

위 식에서  $U$ 는 노이즈 제거 필터의 윈도우 크기를 나타내며  $-U \leq m, n \leq U$ 인 정사각형 필터를 사용하였다. 더불어,  $Z_2$  및  $L_2$ 는 정규화 상수 및 보정 상수를 의미하며  $\alpha(i+m, j+n)$ 는  $(i, j)$ 번째 화소를 기준으로  $(m, n)$ 번째 인접된 화소의 예측 노이즈 정도에 의해 부여되는 필터 계수의 가중치를 나타낸다. 이미 기술한 바와 같이 인접 화소의 필터 계수 가중치는 예측 노이즈 양에 반비례하는 형태로 설정하여 노이즈에 의해 왜곡된 인접 화소에 의한 영향을 최소화하고자 한다. 이와 같은 특성을 만족하는 가중치 성분으로 다음과 같은 함수를 사용하였다.

$$\alpha(i+m, j+n) = \frac{1}{|\hat{n}(i+m, j+n)| + \epsilon} \quad (10)$$

위 식에서  $\epsilon$ 는 가중치 값을 보정하기 위한 상수를 나타내며 본 논문에서는  $\epsilon = 0.1$ 로 설정하였다. 노이즈 제거 필터 문제에서 전통적으로 노이즈에 의한 왜곡 정도가 큰 경우 상대적으로 강한 저주파 통과 필터를 사용하였으며 필터 강도는 다양한 방식으로 설정될 수 있다. 본 논문에서는 노이즈 검출 과정에서 유도한 제약 조건을 기반으로 가변 윈도우 필터를 사용하여 필터 강도를 제어하였다. 임의 화소의 노이즈에 의한 왜곡 정도가 큰 경우 필터 윈도우를 상대적으로 크게 설정하여 저주파 통과 필터의 강도를 크게 정의하고, 노이즈에 의한 왜곡 정도가 작은 화소에 대해서는 필터 윈도우를 작게 설정하여 윤곽선 영역의 성분을 보존하고자 하였다. 이와 같은 특성을 기반으로 복원 영상은 식 (11)과 같이 획득될 수 있다.

$$\tilde{x}(i, j) = \begin{cases} y(i, j) & \text{for } \text{flag}^y(i, j) = 0 \\ \frac{\sum_{m, n=-K}^K y(i+m, j+n) g_U(m, n)}{\sum_{m, n=-K}^K g_U(m, n)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{where } U = \begin{cases} 2 & \text{for } \text{flag}^y(i, j) = 2 \\ 1 & \text{for } \text{flag}^y(i, j) = 1 \end{cases}$$

본 논문에는 노이즈 및 원 영상에 대한 사전 정보 없이 왜곡 영상으로 매개변수를 예측하여 노이즈 검출기에 대한 제약 조건을 설정하고, 이를 기반으로

적용적으로 노이즈 성분을 제거하는 방식에 대해 제안하였다. 제안 방식의 전체 순서도를 그림 2에 나타내었다.

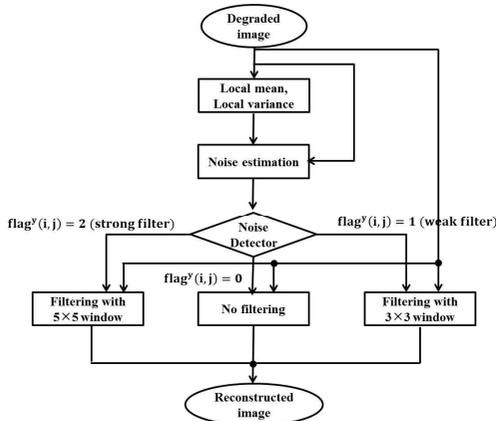


Fig. 2. Flowchart of proposed algorithm  
 그림 2. 제안 방식의 순서도

### III 실험결과

본 논문에서 제안한 방식을 다양한 영상에 가우시안 노이즈를 첨부하여 실험하였다. 그림 3에 도시된 256×256 크기의 “Lena”, “Goldhill” 및 “Airfield” 영상을 이용하였으며  $\sigma_n$  이 5, 10 및 20인 가우시안 노이즈를 첨부한 결과에 대해 기술한다.



Fig. 3. Test images : (a) “Lena” image, (b) “Goldhill” image, (c) “Airfield” image  
 그림 3. 테스트 영상 : (a) “Lena” 영상, (b) “Goldhill” 영상, (c) “Airfield” 영상

제안 방식은 저 연산량 기법인 ABF[5], SHT[6], FAEA[7] 및 CADD[8]와 성능 비교를 하였으며, 상기 방식들과는 노이즈 검출 정확도, PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Image Index)[14] 및 2.4 GHz CPU 기반 처리 속도 (Running Time) 측면에서 성능 비교를 하였다. 위의 성능 비교 항목에서 노이즈 검출 정확도( $D_F$ )는 다음

과 같이 정의된다.

$$D_F = \left(1 - \frac{F_P + M_P}{T_P}\right) \times 100(\%). \quad (12)$$

식 (12)에서  $F_P$ 는 왜곡되지 않은 화소를 노이즈에 의해 왜곡된 화소로 판별되는 검출 오류 (detection fault) 화소 수를 의미하며,  $M_P$ 는 왜곡 화소를 비왜곡 화소로 판별한 검출 오류 (detection missing) 화소 수를 의미한다. 더불어  $T_P$ 는 총 화소수를 의미한다. 식 (3)의 필터 보정 상수 값이 커질수록  $M_P$ 가 커지게 되며, 보정 상수 값이 작을수록  $F_P$ 가 크게 된다. 더불어, 식 (9)의 노이즈 제거 필터 보정 상수 값이 커질수록 노이즈 제거 성능이 저하되며, 작아질수록 복원 영상의 열화 현상이 높아지게 된다. 본 논문에서는  $L_1 = L_2 = 0.05$ 로 설정한 결과에 대해 기술한다.

표 1-3에 각 방식들의 성능을 노이즈 검출 정확도, PSNR, SSIM 및 연산량 측면에서의 비교하였다. 더불어, 각 성능 평가 방식에 대한 제안 방식의 평균 성능 향상을 표4에 나타내었다. SHT 및 FAEA 방식들과 비교하여 제안 방식의 노이즈 검출 정확도는 영상의 종류 및 노이즈 양에 관계없이 우수한 것으로 입증되었으며, 표4에 정리된 바와 같이 노이즈에 의한 왜곡 정도가 클수록 노이즈 검출의 정확도가 높아짐을 확인할 수 있었다. ABF는 연산량 측면에서 다른 방식들보다 우수하나 노이즈 양이 적은 경우 과도한 열화 현상이 발생하는 관계로 PSNR 및 SSIM 측면에서 FAEA 및 CADD 방식과 비교하여 성능의 한계성이 존재한다.

Table 1. Performance comparisons with “Lena” image  
 표 1. “Lena” 영상에 대한 성능 비교

$\sigma_n$	방식	$D_F$ (%)	PSNR (dB)	SSIM	RT (msec.)
5	ABF	N/A	32.44	0.927	135
	SHT	70.67	30.81	0.903	373
	FAEA	91.84	34.51	0.939	184
	CADD	N/A	35.83	0.953	1606
	제안방식	91.96	36.67	0.959	148
	10	ABF	N/A	31.40	0.893
SHT		79.72	29.33	0.841	394
FAEA		95.99	31.41	0.889	181
CADD		N/A	32.33	0.897	1654
제안방식		96.01	32.80	0.908	148
20		ABF	N/A	28.21	0.773
	SHT	86.11	26.37	0.704	386
	FAEA	98.04	28.00	0.769	183
	CADD	N/A	28.68	0.804	3386
	제안방식	98.04	29.27	0.835	145

Table 2. Performance comparisons with “Goldhill” image  
표 2. “Goldhill” 영상에 대한 성능 비교

$\sigma_n$	방식	$D_F$ (%)	PSNR (dB)	SSIM	RT (msec.)
5	ABF	N/A	29.55	0.853	135
	SHT	73.81	28.13	0.823	376
	FAEA	92.06	31.80	0.893	180
	CADD	N/A	32.33	0.919	2418
	제안방식	92.11	34.71	0.942	142
10	ABF	N/A	29.09	0.835	137
	SHT	80.91	27.30	0.773	390
	FAEA	96.12	29.50	0.836	175
	CADD	N/A	30.42	0.875	2487
	제안방식	96.14	30.89	0.895	142
20	ABF	N/A	27.16	0.757	141
	SHT	87.58	25.12	0.658	392
	FAEA	98.13	26.58	0.718	168
	CADD	N/A	27.63	0.777	2543
	제안방식	98.14	28.05	0.800	144

Table 3. Performance comparisons with “Airfield” image  
표 3. “Airfield” 영상에 대한 성능 비교

$\sigma_n$	방식	$D_F$ (%)	PSNR (dB)	SSIM	RT (msec.)
5	ABF	N/A	27.41	0.823	143
	SHT	77.15	23.01	0.737	405
	FAEA	91.13	27.52	0.794	181
	CADD	N/A	27.45	0.807	2481
	제안방식	91.20	33.08	0.924	149
10	ABF	N/A	27.05	0.816	140
	SHT	82.59	22.80	0.712	416
	FAEA	95.06	26.40	0.764	167
	CADD	N/A	26.62	0.790	2761
	제안방식	95.09	29.68	0.896	152
20	ABF	N/A	25.53	0.776	139
	SHT	87.12	21.96	0.645	424
	FAEA	97.05	24.26	0.695	168
	CADD	N/A	24.85	0.724	3261
	제안방식	97.07	25.73	0.777	146

Table 4. Average performance improvement  
표 4. 평균 성능 향상

$\sigma_n$	방식	$\Delta D_F$ (%)	$\Delta PSNR$ (dB)	$\Delta SSIM$	$\Delta RT$ (msec.)
5	ABF	N/A	5.02	0.074	-8
	SHT	17.88	7.50	0.121	238
	FAEA	0.08	3.54	0.066	35
	CADD	N/A	2.95	0.049	2022
10	ABF	N/A	1.94	0.052	-8
	SHT	14.67	4.65	0.124	252
	FAEA	0.03	2.02	0.070	27
	CADD	N/A	1.33	0.046	2153
20	ABF	N/A	0.72	0.035	-6
	SHT	10.81	3.2	0.135	255
	FAEA	0.02	1.40	0.077	28
	CADD	N/A	0.63	0.036	2918

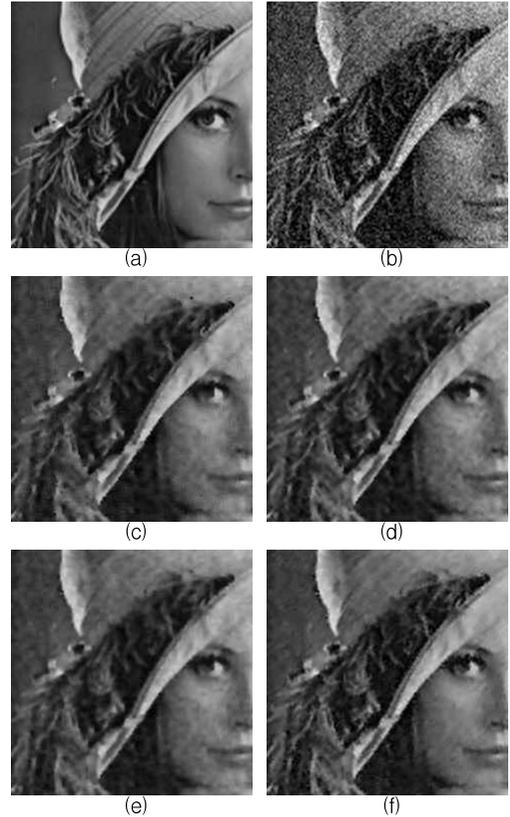


Fig. 4. Zoom-in results with “Lena” image : (a) original image, (b) noisy image ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) proposed algorithm  
그림 4. “Lena” 영상 확대 결과 : (a) 원 영상, (b) 왜곡 영상 ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) 제안 방식

더불어, FAEA 방식은 영상의 국부 활동성 및 노이즈 양에 관계없이 일정한 성능을 유지하고 있으나 국부 통계 특성에 대한 활용성의 제약으로 인해 만족스러운 결과를 도출하기에 한계가 존재한다. CADD 방식은 ABF, SHT 및 FAEA와 비교하여 연산량 측면에서 단점이 존재하며, 국부 활동성이 커질수록 성능 향상의 한계가 존재함을 확인할 수 있었다. 반면에 제안 방식은 기타 방식들과 비교하여 연산량 측면에서 이득이 존재하며 PSNR 및 SSIM 측면에서 영상 및 첨부 노이즈 양에 관계없이 매우 우수한 성능을 보임을 표4를 통해 확인할 수 있다. 특히, 원 영상의 국부 활동성이 클수록, 첨부 노이즈양이 작을수록 ABF, SHT, FAEA 및 CADD 방식과 비교하여 제안 방식의 PSNR 및 SSIM의 이득 값이 노이즈 왜곡 정

도가 5-20 (dB) 환경에서 최대 7.5 (dB) 및 0.135 높 아짐을 통해 확인할 수 있었다.

상기와 같은 결과로부터 노이즈에 의한 왜곡 정도 가 낮을수록 국부 통계 특성의 예측의 정확성은 높아 지고 신뢰성이 보장된 국부 통계 특성에 대한 제약 조건의 활용은 인접 화소를 이용한 필터링 방식의 성 능을 결정하는 중요한 요인임을 확인할 수 있었다.

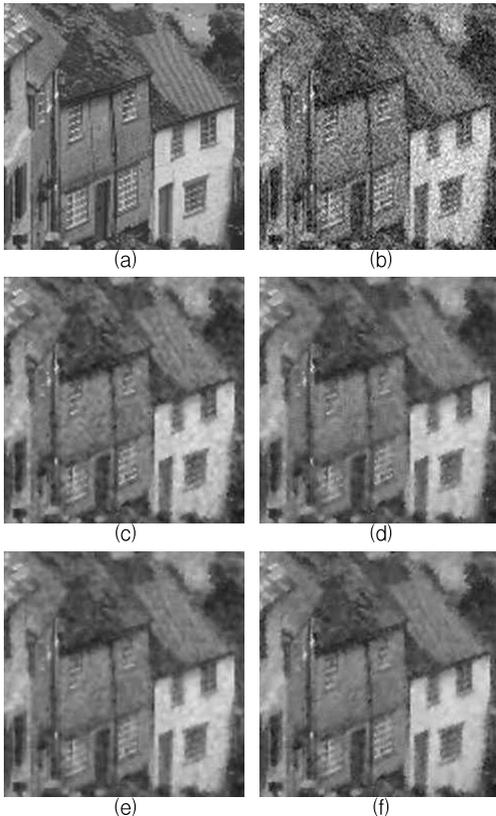


Fig. 5. Zoom-in results with "Goldhill" image : (a) original image, (b) noisy image ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) proposed algorithm

그림 5. "Goldhill" 영상 확대 결과 : (a) 원 영상, (b) 왜곡 영 상 ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) 제안방식

시각적 성능 비교를 위해 그림 4-6에 실험에 사용한 영상들의 확대 영상을 나타내었다. 각 그림에서 (a)-(f)는 원 영상,  $\sigma_n = 20$ 인 왜곡 영상, ABF 복원 영상, FAEA 복원 영상, CADD 복원 영상 및 제안 방식의 복원 영상의 확대 결과를 나타내었다. 결과 에서 확인할 수 있듯이 ABF는 국부 활동성이 큰 영

역에서 상대적으로 열화 현상이 크게 발생하고 균일 한 영역에서의 노이즈 제거가 효과적이지 못함을 알 수 있다. 반면에 FAEA 방식은 노이즈 제거 성능이 효과적이지 못함을 확인할 수 있었다. 더불어, CADD 는 ABF 및 FAEA 방식과 비교하여 개선된 성능을 보이고 있으나 국부 통계 특성 활용의 한계로 인해 노이즈에 의한 왜곡 정도가 클수록, 영상의 국부 활 동이 클수록 열화 현상이 증가함을 확인할 수 있었 다. 반면에 제안 방식은 노이즈에 의한 왜곡 정도 및 국부 활동성에 무관하게 비교 방식들과 비교하여 복 원 영상의 열화 정도 및 노이즈 제거가 효과적으로 처리되었음을 확인할 수 있었다.

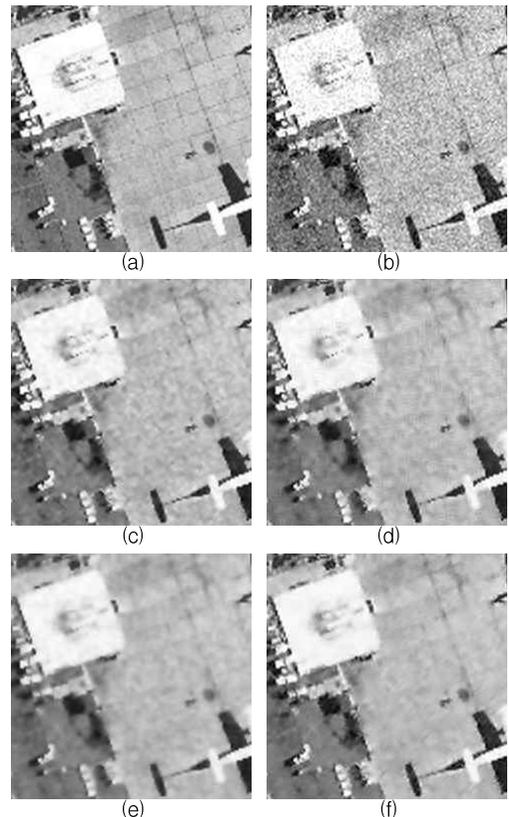


Fig. 6. Zoom-in results with "Airfield" image : (a) original image, (b) noisy image ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) proposed algorithm

그림 6. "Airfield" 영상 확대 결과 : (a) 원 영상, (b) 왜곡 영 상 ( $\sigma_n = 20$ ), (c) ABF, (d) FAEA, (e) CADD, (f) 제안방식

본 논문에서는 영상 및 노이즈에 대한 사전 정보

없이 왜곡 영상으로부터 노이즈 매개변수들을 예측하여 노이즈 성분을 제거하는 화소 단위의 저 연산 노이즈 제거 방식을 제안하였다. 기존 방식들과 비교하여 사전 정보에 대한 제약 조건이 필요하지 않고 저 연산으로 처리가 가능하여 다양한 응용 시스템으로 활용이 가능할 것으로 예측된다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 노이즈 매개변수 예측 기반 적응 노이즈 제거 방식에 대해 제안하였다. 노이즈에 대한 사전 정보 없이 관측 영상으로부터 노이즈에 대한 매개변수를 예측하여 노이즈 성분에 대한 제약 조건을 결정하여 노이즈 검출 과정을 설정하였다. 더불어, 상기 제약 조건을 활용하여 가중치 기반 가변 윈도우 크기의 노이즈 제거 필터를 제안하였다. 위의 제약 조건을 기반으로 노이즈 필터의 강도를 제어하여 복원 영상의 열화 현상을 조절하고자 하였다. 실험 결과를 통해 제안 방식이 왜곡 노이즈 5-20 (dB) 환경에서 0.6-7.5 (dB) PSNR 성능이 향상이 있었으며, 0.07-1.35 SSIM 성능 향상이 있음을 확인할 수 있었다. 더불어, 비교 방식들과 비교하여 시각적 성능 향상이 있음을 알 수 있었다.

#### References

- [1] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989
- [2] P. Milanfar, "A tour of modern image filtering," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, pp. 106-128, 2013.
- [3] Z. Wang and D. Zang, "Progressive switching median filter for removal of impulse noise from highly corrupted images," *IEEE Trans. Circuits and Systems II*, vol. 46, no. 1, pp. 78-80, 1999.
- [4] B. Zhang and J. P. Allebach, "Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 17, no. 5, pp. 664-678, 2008.
- [5] E. Farzana, M. Tanzid, K. Modhin, and M. I. H. Bhuiyan, "Adaptive bilateral filter for image denoising," *SPIE Int. Conf. on Graphic and Image Processing*, vol. 8285, doi:10.1117/12.913419, 2011.
- [6] J. H. Lee, Y. H. Kim, and J. H. Nam, "Adaptive noise reduction algorithm based on statistical hypotheses tests," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 54, no. 3, pp. 1406-1414, 2008.
- [7] V. R. Vijaykumar, P. T. Vanathi, and P. Kanagasabapathy, "Fast and efficient algorithm to remove Gaussian noise in digital images," *IAENG Int' J. of Computer Science*, vol. 37, no. 1, pp. 300-302, 2010.
- [8] H. Li, P. Fan, and M. Khan, "Context-adaptive anisotropic diffusion for image denoising," *IET Electronic Letters*, vol. 48, no. 14, pp. 827-829, 2012.
- [9] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "Image denoising methods. A new nonlocal principle," *SIAM Review*, vol. 52, no. 1, pp. 113-147, 2010.
- [10] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. O. Egiazarian, "Image denoising by sparse 3D transform domain collaborative filtering," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, 2007.
- [11] X. Zhang, X. Feng, and W. Wang, "Two-direction nonlocal model for image denoising," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 22, no. 1, pp. 408-412, 2013.
- [12] G. L. Anderson and A. K. Netravali, "Image restoration based on a subjective criterion," *IEEE Trans. Sys., Man and Cybern.*, vol. 6, no. 12, pp. 845-853, 1976.
- [13] S. I. Olsen, "Noise variance estimation in images," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 55, no. 4, pp. 319-323, 1993.
- [14] D. H. Shin, R. H. Park, and S. J. Yang, "Block-based noise estimation using adaptive Gaussian filtering," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 51, no. 1, pp. 218-226, 2005.
- [15] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, 2004.

---

**BIOGRAPHY**


---

**Nguyen Tuan-Anh** (Student Member)

2008 : BS degree in Post and  
Telecommunication Institute of  
Technology, Vietnam

2010 : MS degree in School of  
Electronic Engineering, Soongsil  
University.

2011~ : PhD candidate, School of  
Electronic  
Engineering, Soongsil University.

**Kim Beomsu** (Student Member)

2007 : BS degree in School of  
Electronic Engineering, Soongsil  
University.

2009 : MS degree in School of  
Electronic Engineering, Soongsil  
University.

2010~2012 : Associate Researcher,  
Korea Internet & Security Agency  
2012~ : PhD candidate, School of Electronic  
Engineering, Soongsil University.

**Hong Min-Cheol** (Member)

1988 : BS degree in Electronic  
Engineering, Yonsei University.

1990 : MS degree in Electronic  
Engineering, Yonsei University.

1997 : PhD degree in Electrical  
Engineering, Northwestern  
University.

1990~1992 : Research Engineer, LG Electronics.

1997~1998 : Research Fellow, Northwestern  
University.

1998~2000 : Senior Research Engineer, LG Electronics.

2000~ : Professor, School of Electronic  
Engineering, Soongsil University.