

적응 군집화 기반 희소 부호화에 의한 영상 잡음 제거

Adaptive Clustering based Sparse Representation for Image Denoising

김 시 현[★]

Seehyun Kim[★]

Abstract

Non-local similarity of natural images is one of highly exploited features in various applications dealing with images. Unique edges, texture, and pattern of the images are frequently repeated over the entire image. Once the similar image blocks are classified into a cluster, representative features of the image blocks can be extracted from the cluster. The bigger the size of the cluster is the better the additive white noise can be separated. Denoising is one of major research topics in the image processing field suppressing the additive noise. In this paper, a denoising algorithm is proposed which first clusters the noisy image blocks based on similarity, extracts the feature of the cluster, and finally recovers the original image. Performance experiments with several images under various noise strengths show that the proposed algorithm recovers the details of the image such as edges, texture, and patterns while outperforming the previous methods in terms of PSNR in removing the additive Gaussian noise.

요 약

자연 영상의 비지역적 유사성은 다양한 영상 응용 분야에서 활용되는 중요한 특성 중에 하나이다. 영상 내 객체의 에지나 텍스처, 무늬 등은 비지역적으로 반복되어 나타난다. 유사도가 높은 영상 블록들로 군집을 형성하면 자연스럽게 그로부터 특징을 추출할 수 있다. 또한 군집의 크기가 클수록 원치 않는 백색 잡음에 대한 대항력을 키울 수 있다. 영상 신호 처리 중 잡음 제거 관련 연구는 백색 가산 잡음이 포함된 영상의 복원을 다룬다. 본 논문에서는 백색 잡음이 포함된 영상을 유사도에 따라 적응적으로 군집화하여 잡음 신호에 대한 이득을 향상시키고, 이를 통해 잡음을 효과적으로 제거하는 알고리즘을 제안한다. 다양한 영상과 잡음 강도에 대한 모의실험 결과로부터 제안된 알고리즘이 에지, 텍스처, 무늬 영역을 잘 보존하면서 잡음을 제거할 수 있음을 시각적으로 확인할 수 있고, 또한 최근 보고된 여러 방법들과의 잡음 제거 성능 수치 비교에서도 우수한 결과를 보인다.

Key words : K-means clustering, adaptive clustering, principal component analysis, sparse coding, denoising

1. 서론

영상 내의 잡음을 제거하는 문제는 최근 수십 년 동안 영상 신호 처리 분야의 중요한 연구 주제이

다. 특히 영상(X)이 흐릿해 지거나(blurred) 또는 변형된 후에 잡음(N)이 더해진 신호(Y)로부터 원 영상을 복원하기 위한 연구는 의료영상, 원격감지, 경계, 예능 등 많은 영역에서 응용되고 있다. 이 경

** Dept. of Information and Communications Engineering, The University of Suwon

★ Corresponding author

E-mail : seehyun@suwon.ac.kr, Tel : +82-31-229-8217

Manuscript received Aug. 21, 2019; revised Sep. 35, 2019; accepted Sep. 26, 2019.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

우 기본 문제는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Y=AX+N \quad (1)$$

즉, A가 단위 행렬이라면 잡음제거 문제가 되며, A가 블러링 행렬이라면 디블러링 문제가 되고, A가 임의 투사 행렬이라면 압축센싱 문제가 된다. 본 논문에서는 백색 가우시안 잡음(additive white Gaussian noise, AWGN)제거 문제에 대해 기술하고자 한다.

영상 신호의 지역적 유사성(local similarity, LS)은 주파수 영역에서 저주파수 집중 특성으로 나타나고 이는 DCT 기반 영상 압축 방법인 JPEG, MPEG1,2, H.264에서 오랜 기간 널리 활용되어 왔다. 이러한 블록 단위의 처리에 활용되는 지역적 유사성 외에 영상 신호를 다룰 때 널리 사용되고 있는 특성은 비지역적 유사성(nonlocal similarity, NLS)이다. 개개의 영상 블록은 자기의 위치에서 떨어져 있는 곳에 매우 유사한 블록들을 갖고 있다. 특히 에지를 포함하는 블록은 에지를 따라 유사한 블록들이 분포한다. 이러한 비지역적 유사성 블록들이 갖는 구조적 특성을 활용하여 영상 복원의 성능을 향상시킨 연구들이 많이 보고되었다[1][2][3].

잡음제거 분야에서는 지역적 유사성보다 비지역적 유사성이 더 유용함이 잘 알려져 있다. Buades 등은 nonlocal means(NLM)이라는 비지역 화소에 대한 가중 필터링 방식의 잡음제거 방법을 제안하였다[4]. Gilboa는 비지역적 TV (NL/TV)[5], Jung은 비지역적 MS 정규화 방법 (NL/MS)[6] 등을 제안하였다. Dabov 등은 각 블록에 대해 비지역적 유사 블록을 검색하여 3차원 신호를 구성하고 그에 대해 3차원 변환을 적용한 후 hard thresholding을 적용하는 잡음제거 방법을 제안하였다[2].

본 논문에서는 비지역적 유사성에 기반한 반복적 군집화에 의한 영상 잡음 제거 방법을 제안한다. 먼저 영상 블록들의 군집(cluster)을 구성한 후, 군집에 속한 블록들의 특성을 주성분 분석 방법으로 추출하고, 이를 사전으로 삼아 희소 부호화를 수행하여 잡음을 제거한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제안하는 군집 기반 잡음 제거 방법에 대해 기술하고 3절에서는 군집 과정에서 사용되는 객체 적응적 K 평균 군집화 알고리즘에 대해 소개한다. 4절에서는

다양한 테스트 영상을 이용하여 제안된 알고리즘의 영상 내 가산 잡음의 제거 성능을 비교한 결과를 정리한다. 마지막으로 5절에서 수행된 연구의 결과에 대해 논의한다.

II. 적응적 군집화 기반 영상 잡음 제거

제안하는 영상 잡음 제거 방법은 입력 영상을 블록으로 나누고 이들을 유사성에 기반하여 몇 개의 군집으로 분류하는 것에서 시작된다. 각 군집에 속한 영상 블록들의 특징을 추출하여 기저로 사용하면 영상을 희소한 계수로 표현할 수 있다. 영상에 포함된 잡음은 희소한 계수를 이용하여 영상을 복원하는 과정에서 효과적으로 제거할 수 있다. 아래에서 각 과정을 자세하게 기술한다.

1. 영상 블록의 유사도 기반 분류

영상이 가지고 있는 저주파 특성은 유사성 기반 압축의 핵심적인 요소이다. DCT 등을 채용한 영상 압축 방식은 블록 내의 지역적 유사성을 활용한 대표적인 예이다. 한편, 서로 다른 블록 간의 비지역적 유사성을 활용하여도 영상의 잡음을 제거할 수 있다[2, 3]. 이를 위해 서로 구분되는 K개의 군집으로 영상 블록을 분류한다. 가장 널리 알려진 군집 방법은 K-평균 군집화(K-Means Clustering, KMC)이며 본 논문에서 제안하는 잡음 제거에서도 이 방법을 활용한다. 이 방법은 군집의 개수 K에 대해 $O(K)$ 의 낮은 계산 복잡도를 가지며 구현도 간단한 장점이 있다. 그러나 K에 대한 정보를 미리 알아야 하며(실제로 이는 매우 어려운 문제이다) 또한 반복적인 군집화 과정을 거치므로 초기값에 따라 군집 결과가 달라질 수 있는 단점이 있다[8]. 이 문제에 대한 대책은 다음 절에서 다루도록 하겠다.

2. 희소 부호화를 위한 사전 구축

군집 내의 영상 블록들에 포함된 AWGN은 블록들이 공통적으로 보이는 특징과 독립적이기 때문에 적당한 기저를 활용하면 영상 내의 잡음을 효과적으로 제거할 수 있다[3].

주성분분석(principal component analysis, PCA)은 Karhunen-Loeve 변환 또는 Hotelling 변환으로 불리며, 주어진 데이터에서 분산이 큰 순서대로 서로 직교인 성분들을 찾아낸다. 분산 또는 에너지가 큰 성

분들은 군집 내의 데이터를 잘 표현할 수 있는 성분 즉, 주성분이 된다. 이렇게 구한 서로 직교인 성분들은 해당 군집이 갖는 특징을 잘 표현하는 기저의 역할을 수행할 수 있고 군집 내의 데이터를 적은 수의 기저에 대한 계수만으로 표현 가능하다. 이를 희소 부호화(sparse coding)라고 한다. 여기서 에너지가 큰 주성분들은 희소 부호화를 위한 사전(dictionary)이 된다. 예를 들어 군집의 사전이 $D = \{d_i\}$ 이고 군집 내의 데이터 x 의 희소 표현이 \tilde{x} 이라면

$$\tilde{x} = \sum \alpha_i d_i \tag{2}$$

이다. 단 $\alpha_i = d_i^T x$ 이다.

3. 영상 블록의 희소 부호화

PCA 기반의 사전이 구축되면 영상 블록을 사전에 투영하고, 투영 계수가 큰 몇 개의 사전 항목을 기저로 삼아 각각의 영상 블록을 희소하게 표현할 수 있다(단일 부호화). 이 때 희소 표현의 오차는 영상 블록에 추가된 잡음으로 간주할 수 있다. 영상 블록 자체를 이용하여 희소 표현을 구하는 방법 외에 주어진 영상 블록과 유사한 블록들을 검색 영역에서 찾아 그 평균값을 사전에 투영하여 희소하게 표현하는 것도 가능하다(평균 부호화). 두 방식의 차이점은 다음과 같다. 단일 부호화는 해당 영상 블록이 속한 군집의 특성을 고려하여 설정된 사전으로 부호화하지만 각 영상 블록의 특성을 고스란히 반영하게 된다. 만일 군집 내의 다른 블록들과의 유사성이 적다면 평균 부호화 값은 해당 영상 블록을 충실히 표현하지 못하게 되며 단일 부호화 값과는 큰 차이를 보이게 된다. 반대로 군집의 특성에 충실한 영상 블록이라면 단일 부호화와 평균 부호화는 유사한 계수를 생성하게 된다. 더욱이 평균 부호화는 영상 내의 잡음의 저역통과 필터링 효과로 인해 잡음을 제거하는 효과가 있으므로 해당 블록의 부호화로 더 알맞다. 정리하면 단일 부호화 계수가 평균 부호화 계수와 차이가 크면 단일 부호화 출력을 부호화 계수로 삼고, 반대의 경우에는 평균 부호화 계수를 해당 블록의 부호화 계수로 선택한다.

4. 잡음 제거된 영상의 구성

위 절에서 구해진 부호화 계수를 각 블록에 맞는

사전에 역투영하여 원 영상을 복원한다. 여러 블록에 걸쳐 있는 화소는 각 블록의 값을 평균하여 복원한다. 전 과정을 요약하면 다음과 같다.

```

Algorithm: Proposed Denoising Algorithm


---


Input:  $X$  // input image
1  $X_L \leftarrow 2DLPF(X)$ 
2  $Y \leftarrow X - X_L$ 
3  $X \xrightarrow{patch} P = \{p_i\}$ 
4  $Y \xrightarrow{patch} Q = \{q_i\}$ 
5  $C \leftarrow VKMC(Q)$ 
6 foreach  $C_i \in C$  do
7    $D_i \leftarrow PCA(C_i)$ 
8   foreach  $p_j \in C_i$  do
9      $\alpha_j \leftarrow D_i p_j$ 
10     $\hat{p}_j \leftarrow D_i^T \alpha_j$ 


---


Output:  $\hat{X} \leftarrow \cup \hat{p}_i$  // denoised image
    
```

Fig. 1. Pseudo code of the proposed denoising algorithm.
그림 1. 제안된 잡음 제거 알고리즘의 의사 코드

III. 객체 적응적 클러스터링

희소 부호화를 통한 잡음 제거의 성능은 입력 영상의 특징을 잘 표현할 수 있는 기저의 발견에 의존한다. 잡음은 통계적으로 독립적인 특성을 가지고 있다고 가정할 수 있으므로 유사한 영상 블록들의 집합, 즉 군집(클러스터)이 마련되면 그로부터 공통적인 패턴을 추출할 수 있다. 이는 곧 잡음 제거에 효과적인 기저의 발견에 좋은 출발점이 된다. 즉, 클러스터를 잘 구성하면 영상 내의 잡음을 제거하는 목적을 효과적으로 달성할 수 있다.

1. 배경 검출

영상 블록의 군집화에서 전통적인 방법은 블록 간의 거리를 기반으로 블록을 분류한다. 거리가 작은 블록들은 같은 클러스터에 속하게 되고 반대로 거리가 큰 블록들은 서로 다른 클러스터로 분류된다. 다른 영상을 담은 블록들은 화소값이 서로 다르기 때문에 화소값의 차이에 기반한 거리가 크게 나오게 된다. 자연스럽게 이 블록들은 다른 클러스터로 분류된다. 그러나, 저주파 성분이 매우 강한 영상 블록들의 경우 화소값은 서로 달라 블록 간의 유클리드 거리는 크게 나오지만 영상 블록의 특성은 매우 유사한 경우가 많다. 블록 간의 거리가 크지만 저주파 성분을 제외한 고주파 성분이 유사한 영상 블록들을 서로 다른 클러스터에 할당하는 것

은 적절치 않다. 통상 영상의 배경에 해당하는 블록들이 이러한 성질을 갖는 경우가 많으며 그러한 블록들은 같은 클러스터에 할당하는 것이 더 나은 잡음제거 성능을 보이게 된다. 같은 클러스터에 속한 배경 블록들의 화소값은 근사적으로 상수 배의 관계가 있으므로 같은 기저를 활용해도 계수의 조절로 충실히 표현 가능하다.

배경 블록을 찾기 위해 먼저 입력 영상에 대해 2차원 저역필터링을 한다. 가우시안 커널을 사용한 2차원 필터링을 사용할 수 있다. 저역필터링 결과와 입력 영상과의 차영상(Y)은 주로 고주파 성분으로 구성되지만 영역 별로 다른 특성을 지닌다.

$$\begin{aligned} Y &= X + N - (X_L + N_L) \\ &\simeq X - X_L + N \\ &= X_H + N \end{aligned} \quad (3)$$

객체가 없는 배경 영역은 저주파 성분이 강하므로($X_H \simeq 0$) 차영상에는 원 영상이 사라지고 첨가된 잡음과 유사한 값을 가진다. 객체가 있는 영역은 고주파 성분이 많이 포함되어 있으므로($X_H \gg 0$) 차영상에는 잡음 뿐 만 아니라 객체의 윤곽 정보가 많이 남게 된다. 따라서 차영상에서 블록의 파워가 잡음의 파워보다 작다면 배경 블록으로 분류하여 하나의 클러스터에 할당할 수 있다. 잡음의 파워 σ 는 모든 영상 블록에 대한 2차원 DCT 계수의 크기의 평균을 구한 후 그 최소값으로 추정할 수 있다 [3]. 즉,

$$\hat{\sigma} = \min \frac{1}{|P|} \sum_{p_i \in P} |\Delta_{2D}(p_i)| \quad (4)$$

P 는 입력 영상 블록 p_i 들의 집합이고, Δ_{2D} 는 2차원 DCT이다. 그림 2는 배경을 검출하여 독립적인 클러스터에 할당한 결과를 보여 준다. 잡음제거 알고리즘이 반복되면서 배경 검출 성능이 향상됨을 알 수 있다.

2. 적응적 K 평균 클러스터링

K 평균 클러스터링 방법은 주어진 데이터를 K개의 클러스터에 할당하는데 클러스터별 분산의 합을 비용 함수로 하여 이를 최소화한다. 즉,

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^K \sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \mu_i\|^2 \quad (5)$$

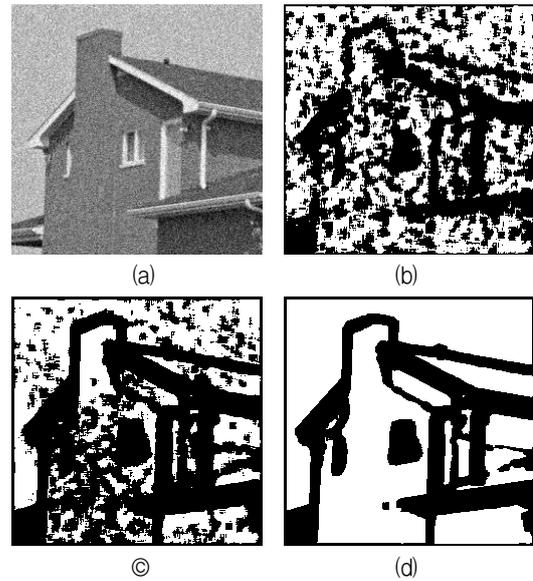


Fig. 2. An example of background clustering. (a) The input "House" image with AWGN of $\sigma=20$. (b)~(d) The background cluster shown with the white pixel in the iteration 1, 2, 3, respectively.

그림 2. 배경 군집화 예. (a) $\sigma=20$ 의 AWGN이 포함된 House 영상. (b)~(d) 반복 1, 2, 3회에서 흰 화소로 표현된 배경 클러스터

을 만족하는 클러스터 집합 $S = \{S_i | 1 \leq i \leq K\}$ 를 찾는다. 여기서 μ_i 는 i 번째 클러스터 S_i 의 중심점이다. 이 방법은 많은 경우 성공적인 클러스터링 결과를 도출하지만 몇 가지 단점이 있으며 그 중 하나는 클러스터 개수 K 를 미리 정해야 한다는 것이다. 일반적으로 미리 클러스터 개수를 정하는 것은 쉽지 않은 일이며 또한 부적절한 개수는 클러스터링 결과의 품질에 큰 영향을 미친다. 본 논문에서는 클러스터 개수를 클러스터링 상황에 따라 변경할 수 있는 적응 K 평균 클러스터링(adaptive K-means clustering, AKMC) 알고리즘을 제안한다. 그림 3은 적응적 K평균 클러스터링 알고리즘을 요약하여 보여준다. 코드 왼쪽의 번호가 그 코드의 번호이다. 그림 3의 코드 6과 같이 먼저 특정 K 값으로 입력 영상의 블록들에 대해 K 평균 클러스터링 알고리즘을 수행한다. 결과 클러스터 중에서 소속된 데이터 개수가 미리 정해진 문턱값보다 작으면 그 클러스터는 제거하며(코드 8) 반대로 생존한 클러스터에 대해서는 클러스터 분할 여부를 점검한다. KMC 알고리즘은 초기 클러스터 벡터의 선택에 따라 영향을 받는 초기화 문제가 있어 클러스터링 결과가 지역 최소에 빠질 수 있는 단점이 있는데 제안된

Algorithm: AKMC

Input: $P = \{p_i, 1 \leq i \leq N\}, \tau_1, \tau_2, \tau_3$
Initialization: $K = 50, c_{\{1,2, \dots, N\}} = -1, C_0 = \emptyset$

```

1 for  $i = 1$  to  $N$  do
2   if  $\|p_i\|_2 < \tau_1$  then
3      $C_0 \leftarrow C_0 \cup \{p_i\}$  and  $c_i \leftarrow 0$ 
4  $P_o \leftarrow \{p_i | c_i \neq 0\}$ 
5 repeat
6    $C \leftarrow KMC(P_o, K)$ 
7   foreach  $C_j \in C$  do
8      $C \leftarrow C - C_j$  and  $K \leftarrow K - 1$  if  $|C_j| < \tau_2$ 
9   foreach  $C_j \in C$  do
10     $C_j \leftarrow KMC(C_j, 2)$ 
11    if  $\Delta_{mse} > \tau_3$  then
12       $C \leftarrow (C - C_j) \cup C_j$  and  $K \leftarrow K + 1$ 
13 until  $|C|$  is changed
Output:  $C^* \leftarrow C_0 \cup C$ 

```

Fig. 3. Procedural description of the adaptive K-means clustering algorithm.

그림 3. 적응 K평균 군집화 알고리즘의 의사 코드

적응 KMC는 이러한 문제점을 해결할 수 있다. 생존된 모든 클러스터에 대해서 분할의 가능성을 알아보기 위해 KMC를 다시 적용한다(코드 10). 단 여기서 K는 2이다. 클러스터의 성질에 따라 분산 값이 의미있게 줄어들면 해당 클러스터를 두 개로 분리한다(코드 12). 모든 클러스터에 대한 분할 과정을 마치면 변경된 클러스터에 대해 새로운 클러스터 벡터를 구한 후 다시 처음으로 돌아가 전 과정을 반복한다. 만약 KMC 이후에 클러스터의 개수가 변하지 않으면 계산을 마친다.

Table 1. Denoising performance in PSNR (dB) of several test images for the Gaussian noise with the standard deviation from 5 to 100.

표 1. 표준편차 5~100의 AWGN에 대한 PSNR로 측정된 잡음 제거 성능

PSNR	barbara	boat	lena	hill	house
5	38.42	37.38	38.74	37.17	39.92
10	35.05	33.93	35.88	33.68	36.73
15	33.09	32.03	34.09	31.83	35.06
20	31.17	30.73	32.94	30.65	33.86
30	29.59	28.84	31.02	28.94	32.12
50	27.07	26.51	28.99	26.90	29.27
100	23.47	23.59	25.66	24.21	25.45

IV. 잡음 제거 성능 실험

1. 잡음 제거 성능 평가

제안된 잡음 제거 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 여러 테스트 영상에 대해 잡음의 강도를 변화시켜 가며 잡음 제거 성능을 모의실험하였다. 성능 비교 지표로는 PSNR(peak signal to noise ratio)을 사용하였다.

그림 4는 표준편차 30의 가우시안 잡음이 포함된 영상과 제안된 방법에 의한 디노이징 결과를 보여준다. House 영상에서는 지붕과 창문의 에지 부분이 잘 복원되었으며 하늘도 시각적 손상없이 부드럽



Fig. 4. Four test images such as (a) Lena, (b) House, and (c) Monarch, corrupted by AWGN ($\sigma=30$) and denoised result by the proposed algorithm.

그림 4. $\sigma=30$ 의 AWGN이 포함된 Lena, House, Monarch의 잡음 제거 영상

게 잡음이 제거된 것을 볼 수 있다. Lena 영상에서도 얼굴 부위에 얼룩이 없이 잘 복원되었으며 모자의 깃털의 세밀한 질감도 잘 유지되었다. Monarch의 날개의 패턴이 잘 복원되었으며 초점이 안맞은 꽃도 형태를 잘 유지하고 있다.

표 1은 다양한 테스트 영상에 대해 가산 가우시안 잡음의 표준편차를 5에서 100까지 변경하면서 잡음 제거 성능을 실험한 결과이다.

2. 잡음 제거 성능 비교

제안된 잡음 제거 알고리즘의 성능을 NLS[3], BM3D[2], FSP+TUP[7] 방법 등과 비교하였다. 실험 영상으로는 인물과 텍스처가 다양하게 포함된 barbara, cameraman, house, lena가 사용되었고 그 결과는 그림 5와 같다. 전반적으로 제안된 알고리즘의 잡음 제거 성능은 모든 테스트 영상과 실험 환경에서 기존의 방법보다 우수한 성능을 보이고 있다. Lena 영상에서는 제안된 알고리즘이 NLS와 BM3D에 비해 근소한 우위를 보이고 있으나 barbara와 house 영상에서는 의미있는 성능 개선 효과를 나타낸다. NLS에 대해서는 약 0.3~0.4dB 개선되며 BM3D에 대해서는 약 0.6~0.8dB의 화질 개선을 얻을 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 적응적 군집화를 통한 영상 잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 먼저 영상 블록들을 유사도에 따라 군집을 구성하고 각 군집에 대한 특징을 추출하여 사진을 구축한다. 군집 형성을 위해 제안된 적응적 K 평균 군집화(AKMC) 방법을 사용하였다. 각 영상 블록들은 자신이 속한 군집의 사진에 따라 희소 부호화되고, 다시 복원되는 과정을 반복하여 영상 내의 가산 잡음을 제거한다. 성능 실험 결과로부터 제안된 방식이 인물이나 자연, 또는 다양한 텍스처를 갖는 영상에 대해 기존의 방식보다 0.3~0.8dB의 성능 향상을 보임을 알 수 있다.

References

[1] D. Kim and J. Fessler, "Accelerated dual gradient-based methods for total variation image denoising/deblurring problems," *Proc. IEEE Int'l*

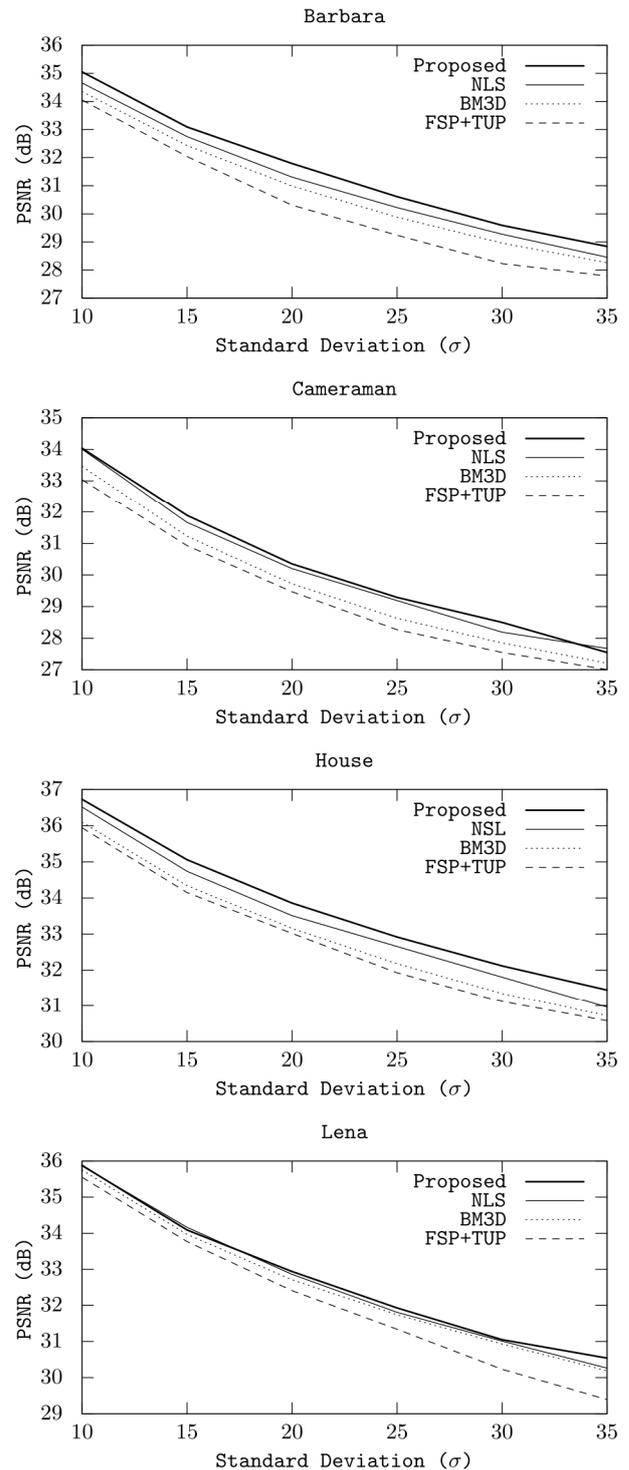


Fig. 5. The standard deviation of the Gaussian noise vs. PSNR of the images denoised by several algorithms. 그림 5. 여러 잡음 제거 방식의 성능 비교

Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp.6230–6234, 2017.

DOI: 10.1109/ICASSP.2017.7953354

[2] K. Dabov, et. al., "Image denoising with

- block-matching and 3D filtering,” *Proc. SPIE* vol.6064, no.30, pp.14, 2006. DOI: 10.1117/12.643267
- [3] S. Kim, “Image denoising using nonlocal similarity and 3D filtering,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol.21, no.10, pp.1886-1891, 2017. DOI: 10.6109/jkiice.2017.21.10.1886
- [4] A. Buades, et. al, “A non-local algorithm for image denoising,” *Proc. Int. Conf. Comput. Vision Pattern Recognit*, pp.60-69, 2005. DOI: 10.1109/CVPR.2005.38
- [5] G. Gilboa and S. Osher, “Nonlocal operators with applications to image processing,” *SIAM Multiscale Mod. Simul.*, vol.7, no.3, pp.1005-1028, 2008. DOI: 10.1137/070698592
- [6] M. Jung, et. al, “Nonlocal Mumford-Shah regularizers for color image restoration,” *IEEE Trans., Image Processing*, vol.20, no.6, pp.1583-1598, 2011. DOI: 10.1109/TIP.2010.2092433
- [7] J. A. Guerrero-Colon and J. Portilla, “Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids,” *Proc. IEEE Int’l Conf on Image Processing*, pp.105-108, 2005. DOI: 10.1109/ICIP.2005.1529698
- [8] S. Kapil, M. Chawla, M.D. Ansari, “On K-means data clustering algorithm with genetic algorithm,” *Fourth International Conference on Parallel Distributed and Grid Computing (PDGC)*, pp.202-206, 2016. DOI: 10.1109/PDGC.2016.7913145

BIOGRAPHY

Seehyun Kim (Life Member)



1996 : PhD degree in Control and Instrumentation Engineering, Seoul National University
 ~2001 : LG Electronics, Senior researcher
 ~2010 : NeXilion Inc., Director
 ~Present : The University of Suwon, Associate Professor