

논문 2016-53-10-9

변환 영역에서 Non-local Means 방법을 이용한 효율적인 영상 잡음 제거 기법

(Efficient Image Denoising Method Using Non-local Means Method
in the Transform Domain)

김 동 민*, 이 창 우**

(Dong Min Kim and Chang Woo Lee[©])

요 약

본 논문에서는 변환 영역에서 non-local means (NL-means) 방법을 이용한 효율적인 영상 잡음 제거 기법을 제안한다. 먼저 고전적인 영상 잡음 제거 기법에서부터 최근 연구되고 있는 영상 잡음 제거 기법에 대한 리뷰를 서술하고 우수한 성능을 보이는 잡음 제거 기법인 NL-means 방법을 이용한 영상 잡음 제거 기법에 대한 성능을 분석한다. NL-means 기법의 가중치를 DCT 및 LiftLT 변환 영역에서 일부 계수만을 이용하여 계산함으로써 NL-means 기법을 효율적으로 구현하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 계산량을 줄여서 영상 잡음을 효율적으로 제거할 수 있을 뿐만 아니라 변환 영역에서 영상의 특성을 효율적으로 이용하여 잡음 제거시 성능을 향상시킨다. 또한 제안하는 기법은 변환 영역에서 영상의 잡음 제거와 해상도 향상을 동시에 수행할 때 효율적으로 적용할 수 있는 장점이 있다. 모의 실험을 통하여 제안하는 방법이 우수한 성능을 보이는 것을 입증한다.

Abstract

In this paper, an efficient image denoising method using non-local means (NL-means) method in the transform domain is proposed. Survey for various image denoising methods has been given, and the performances of the image denoising method using NL-means method have been analyzed. We propose an efficient implementation method for NL-means method by calculating the weights for NL-means method in the DCT and LiftLT transform domain. By using the proposed method, the computational complexity is reduced, and the image denoising performance improves by using the characteristics of images in the transform domain efficiently. Moreover, the proposed method can be applied efficiently for performing image denoising and image rescaling simultaneously. Extensive computer simulations show that the proposed method shows superior performance to the conventional methods.

Keywords : Image Denoising, Non-local Means, DCT, LiftLT, Efficient Implementation

I. 서 론

영상에 원하지 않는 불규칙한 잡음이 첨가되었을 때 이를 제거하기 위한 다양한 연구가 진행되어 왔다^[1~10].

* 학생회원, ** 정회원, 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 (School of Information, Communications and Electronics Engineering, Catholic University)

[©]Corresponding Author (E-mail : changwoo@catholic.ac.kr)

※ 본 연구는 2015년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

Received ; July 18, 2016

Revised ; September 7, 2016

Accepted ; September 26, 2016

불규칙한 잡음은 고주파 성분이므로 low-pass filter를 통과시키면 잡음은 줄어들지만 영상에 blur가 생긴다. 이를 개선하기 위하여 median filter를 사용하면 고주파 성분의 손실은 줄일 수 있지만 잡음의 형태에 따라서 성능이 제한될 수 있다^[1]. Wavelet filter를 이용하여 영상을 부대역으로 분할하고 고주파 대역의 신호를 영상의 특성에 맞도록 적응적으로 축소시키면 잡음을 제거하면서 영상의 고주파 성분을 일정 부분 보존할 수 있지만 잡음에 따라서 영상의 각 부대역의 통계적인 특성을 계산하기 어려운 단점이 있다^[2]. 이외에도 total variation을 이용하거나 bilateral filter 등을 이용한 다

양한 잡음 제거 기법이 연구되었다^[3]. 이러한 잡음 제거 기법 중에서 BM3D 기법은 가장 우수한 성능을 보이는 영상 잡음 제거 기법으로 알려져 있으며^[4], NL-means 기법은 새로운 접근 방법을 사용하여 영상 잡음 제거에 좋은 성능을 보이는 기법으로서^[5], 이를 이용한 다양한 잡음 제거 기법이 연구되었다^[6~8]. NL-means 기법은 기존의 국부적인 filter가 아니라 새로운 전역적인 filter를 사용한 영상 잡음 제거 기법으로서 화소 주변 블록의 구조적인 유사도에 따라서 가중치를 계산함으로써 영상의 기하학적인 모양을 최대한 유지하면서 잡음을 제거하는 장점이 있다. 최근에는 학습 기반의 잡음 제거 기법에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다^[9~10].

본 논문에서는 NL-means 기법의 효율적인 구현 방법을 제안한다. 기존의 NL-means 기법은 공간 영역 상에서 화소 주변 블록 간의 유사도를 계산하여 가중치를 계산하고 각 화소간의 가중합을 계산하여 영상의 잡음을 제거하는데 우수한 잡음 제거 성능에 비해서 계산량이 많은 단점이 있다. 제안하는 방법은 변환 영역에서 일부 계수만을 이용하여 블록간의 유사도를 계산함으로써 계산량을 크게 줄이는 방법을 사용한다. 일부 고주파 성분의 변환 계수를 제외하고 가중치를 계산함으로써 잡음에 의한 영향을 줄여서 잡음 제거 성능도 높일 수 있다. 변환으로는 영상 부호화에 주로 사용되는 DCT(discrete cosine transform) 혹은 LiftLT를 사용하였다. DCT 혹은 LiftLT를 사용하면 영상의 해상도를 효율적으로 변환할 수 있고^[11], 이를 이용하면 영상의 잡음을 제거하면서 동시에 영상의 해상도를 효율적으로 변환할 수 있음을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 고전적인 잡음 제거 기법에서부터 최근 연구되고 있는 영상 잡음 제거 기법에 대한 리뷰를 서술한다. 3장에서는 제안하는 변환 영역에서 NL-means 기법의 효율적인 구현 방법을 설명하고 4장에서는 다양한 영상을 이용하여 기존의 잡음 제거 기법과 제안하는 잡음 제거 기법의 성능을 분석한다. 마지막 5장에서 결론을 제시한다.

II. 영상 잡음 제거 기법

영상의 잡음 제거 기법은 공간 영역에서의 잡음 제거 기법, 변환 영역에서의 잡음 제거 기법 및 학습 기반의 잡음 제거 기법으로 분류할 수 있는데, 다양한 영상 잡음 제거 기법을 그림 1에 정리하였다^[1~10]. 먼저 가장

고전적인 영상 잡음 제거 기법은 low-pass filter를 이용하는 것인데 고주파 성분인 영상의 잡음을 제거할 수 있는 반면에 영상의 고주파 성분도 함께 손실되어 blur가 발생한다. Median filter를 사용하면 low-pass filter를 사용할 때 발생하는 blur를 어느 정도 줄일 수 있지만 군집 잡음에 대하여 잘 동작하지 않는 단점이 있다. Bilateral filter는 주변 화소간의 거리뿐만 아니라 주변 화소간의 유사도를 고려한 가중치를 이용하여 출력값을 구함으로써 영상의 edge 성분을 보존하면서 영상을 smoothing하는 기법이다^[3]. 다음 식은 bilateral filter의 입출력 간의 관계를 나타낸다.

$$BF[I_p] = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) \cdot G_{\sigma_r}(I_p - I_q) \cdot I_q \quad (1)$$

위 식에서 $G_{\sigma}(\cdot)$ 는 Gaussian kernel이고 W_p 는 전체 가중치를 더한 정규화 계수값인데 p 와 q 위치의 화소간의 거리뿐만 아니라 화소값 I_p 와 I_q 에 비례하여 가중치를 계산함으로써 edge 성분을 보존하면서 영상을 smoothing하는 것이 bilateral filter이고 이를 이용한 영상 잡음 제거 기법이 제안되었다^[3]. 변환 영역의 잡음 제거 기법으로는 wavelet filter를 이용한 방법이 주로 사용되는데 wavelet filter를 이용하여 영상을 부대역으로 분할하고 영상의 특성을 분석하여 고주파 대역 신호를 영상의 특성과 측정된 잡음에 따라서 축소하여 영상의 잡음을 감소시키는 기법이 제안되었다^[2]. 영상의 잡음은 고주파 성분을 많이 포함하고 있고 각 부대역별로 포함된 잡음의 정도가 다르기 때문에 각 부대역별로 각 영상 신호의 특성을 통계적으로 분석하여 영상의 국부적인 특성에 맞게 고주파 신호를 부대역별로 적절히 감소시킴으로써 영상의 잡음을 효율적으로 감소시킬 수 있다. 이러한 방법의 경우에 기존의 low-pass filter에 비해서 고주파 성분을 비교적 잘 보존하면서 잡음을 감소시킬 수 있기 때문에 좋은 성능을 보이지만 잡음이 큰 경우에 각 영상 신호의 통계적인 특성을 정확하게 분석하기 어려운 단점이 있다. Dabov 등은 3D transform과 영상의 국부적인 특성의 유사성 및 변환 영역에서 계수의 적응적인 변환 등을 복합적으로 이용한 BM3D 기법을 제안하였는데 이 기법은 지금까지 제안된 잡음 제거 기법 중에서 가장 우수한 성능을 보이는 잡음 제거 기법으로 알려져 있다^[4].

한편 Baudes 등이 제안한 NL-means 기법은 영상의 국부적인 부분의 유사성을 측정하고 국부적인 특성의

유사도에 따라서 가중치를 계산하여 가중합을 구함으로써 영상의 국부적인 특성을 살리면서 잡음을 효율적으로 제거할 수 있는 기법이다^[5]. NL-means 기법은 다음 식을 이용하여 영상의 잡음을 제거할 수 있다.

$$NL[v(i)] = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j) \quad (2)$$

이때 $v(i)$ 와 $v(j)$ 는 화소 i 와 화소 j 의 밝기를 나타내고 가중치 $w(i, j)$ 는 화소 i 와 화소 j 의 유사성을 나타내며 $0 \leq w(i, j) \leq 1$ 및 $\sum_j w(i, j) = 1$ 을 만족한다. 가중치를 구하는 범위를 나타내는 I 는 전체 영상을 대상으로 하는 것이 이상적이지만 계산량을 고려하여 주변 일정 범위에 있는 화소에 대한 가중치를 구함으로써 계산량을 줄일 수 있다. 이러한 가중치는 두 화소 i, j 의 주변 화소로 이루어진 화소 벡터 N_i 와 N_j 의 밝기 벡터 $v(N_i)$ 와 $v(N_j)$ 의 유사성을 이용하여 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|^2}{h^2}} \quad (3)$$

이때 $Z(i)$ 는 정규화를 위한 계수이다.

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|^2}{h^2}} \quad (4)$$

식 (3)과 (4)에서 h 는 잡음 제거 정도를 조절할 수 있는 계수로서 h 값은 보통 잡음의 표준 편차 값의 상수 배로 정해지는데, h 값이 커지면 잡음 제거 성능은 좋아지지만 영상의 smoothing되는 정도가 커진다. 이러한 NL-means 기법은 한 화소의 밝기 값을 비교하는 것이 아니라 주변 화소들의 기하학적 모양을 비교하여 유사도에 따라서 가중치를 계산하기 때문에 영상의 기하학적인 모양을 최대한 유지하면서 잡음을 제거할 수 있는 장점이 있다. NL-means 기법에서 여러 화소에 대한 가중치를 한번에 계산하는 패치 기반 NL-means 기법은 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$NL[P(i)] = \sum_{j \in I} w(P(i), P(j))P(j) \quad (5)$$

이때 $P(i)$ 는 $k \times k$ 개의 화소들로 이루어진 패치의 밝기를 나타내고 화소 단위의 NL-means 기법과 같이 패치 주변 화소들의 밝기 정보를 이용하면 패치 단위로 잡음 제거를 수행할 수 있다. NL-means 기법은 영상의

국부적인 특성을 살리면서 잡음 제거에 매우 우수한 성능을 보이기 때문에 이에 대한 다양한 연구가 진행되었는데, Mahmoudi 등은 NL-means를 계산하기 위한 효율적인 방법을 제안하였고^[6], Manjón 등은 NL-means를 이용한 영상의 잡음 제거 기법의 성능을 향상시키기 위한 방법을 제안하였다^[7].

최근에는 학습 기반의 잡음 제거 기법도 많이 연구되고 있다^[9~10]. 학습 기반의 잡음 제거 기법은 공간 영역과 변환 영역의 잡음 제거 기법에 비해서 학습을 위한 추가적인 계산이 많이 필요하지만 최적화된 학습을 통해서 성능을 향상시킬 수 있는 장점이 있다.

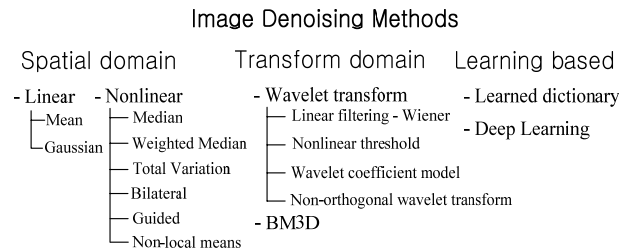


그림 1. 영상 잡음 제거 기법
Fig. 1. Image denoising methods.

III. 변환 영역에서 계수 계산을 이용한 NL-means 기법

2장에서 설명한 것과 같이 NL-means 기법을 이용한 영상 잡음 제거 기법은 우수한 성능을 보이지만 국부적인 유사성을 계산하기 위하여 많은 계산량이 필요한 단점이 있다. 이러한 계산량을 줄이기 위하여 영상을 변환 영역으로 변환하고 변환 영역에서 일부 계수만을 이용하여 국부적인 유사성을 계산함으로써 NL-means 기법을 이용한 영상 잡음 제거 기법을 효율적으로 구현할 수 있다^[8]. 본 논문에서는 변환 영역에서 계수 계산을 이용한 효율적인 NL-means 기법을 제안한다. 먼저 영상을 DCT를 이용하여 변환한 후에 DCT 영역에서 일부 계수만을 이용하여 NL-means 기법의 가중치를 계산하는 방법을 제안한다. 그림 2에 도시한 것과 같이 4×4 혹은 8×8 크기의 DCT 블록에 포함되고 중심에 위치한 2×2 패치에 대한 가중치를 DCT 영역에서 계산하여 식 (5)에서 제시한 패치 기반의 NL-means 기법을 공간 영역 상에서 구현하였다. 이러한 방법을 사용하면 DCT의 에너지 집중 특성을 이용하여 그림 2에 도시한 것과 같이 DCT 블록의 일부 계수만을 사용하

고도 가중치를 계산할 수 있어서 계산량을 줄일 수 있다. 또한 4장의 실험 결과에서 제시하는 것과 같이 고주파 성분부에 포함된 잡음을 제거하고 NL-means 기법의 가중치를 구하기 때문에 전체적인 잡음 제거 성능이 더 좋아지는 결과를 얻을 수 있다. DCT 이외에 LiftLT 변환을 이용한 NL-means 기법의 구현에 대한 성능도 분석하였는데 LiftLT는 그림 3에 도시한 것과 같이 두 블록을 겹쳐서 변환함으로써 에너지 집중도를 높이고 DCT를 사용할 때 발생할 수 있는 blocking artifacts를 제거할 수 있는 변환이다^[11]. DCT 혹은 LiftLT 변환을 사용하여 잡음을 제거할 때 잡음 제거 성능을 높이기 위하여 그림 4에서 도시하는 것과 같이 변환하는 블록의 시작점을 달리하여 변환하고 NL-means 기법을 적용한 후 결과 영상을 평균하면 영상의 변환시 다양한 블록의 특성을 반영하여 잡음을 제거할 수 있기 때문에 잡음 제거 성능을 높일 수 있다. 본 논문에서 사용한 2×2 패치에 대한 변환 영역에서의 NL-means 계수 계산을 고려하면 4×4 혹은 8×8 크기의 블록에 대해서 모두 이웃하는 시작점에 대한 변환에 대한 4개의 결과에 대한 평균만으로 성능을 높일 수 있다.

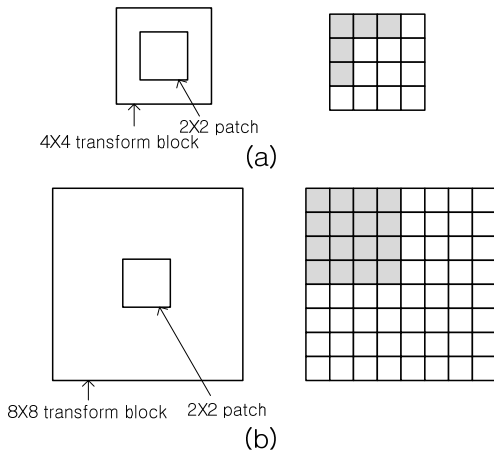


그림 2. 변환 영역에서 NL-means 기법의 적용 (a) 4×4 변환 블록과 2×2 패치의 상대적인 위치 및 변환 영역에서 일부 계수 선택 (b) 8×8 변환 블록과 2×2 패치의 상대적 위치 및 변환 영역에서 일부 계수 선택

Fig. 2. NL-means method in the transform domain (a) 4×4 transform block and 2×2 patch (b) 8×8 transform block and 2×2 patch.

또한 DCT 혹은 LiftLT 변환 영역에서는 그림 5에서 도시하는 것과 같이 고주파 계수를 첨가하거나 제거함으로써 영상의 해상도를 효율적으로 변환할 수 있다^[11].

그림 2와 그림 5를 비교하면 잡음 제거와 해상도 변환에 유사한 방법으로 변환 계수를 선택하여 사용하는 것을 알 수 있는데 이러한 특성을 사용하면 영상의 잡음 제거와 해상도 변환을 동시에 수행하는 경우에 제안하는 잡음 제거 기법을 효율적으로 적용할 수 있고 이에 대한 실험 결과도 4장에서 제시한다.

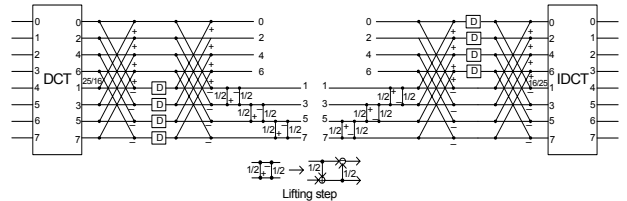


그림 3. LiftLT와 역 LiftLT
Fig. 3. LiftLT and inverse LiftLT.

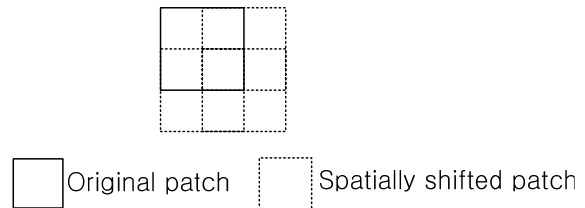


그림 4. 2×2 패치의 시작 시점에 따른 상대적인 위치
Fig. 4. Relative positions for 2×2 patch.

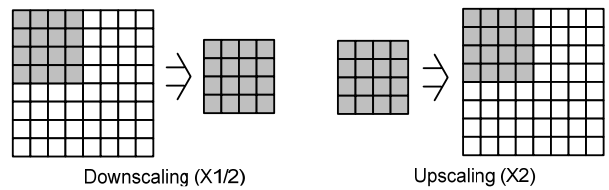


그림 5. 변환 영역에서 영상의 해상도 변환
Fig. 5. Resizing in the transform domain.

IV. 성능 분석

NL-means을 이용한 영상 잡음 제거 기법의 성능을 분석하기 위하여 다양한 512×512 표준 영상에 대한 잡음 제거 성능을 분석하였다. 먼저 공간 영역 상에서 구현한 NL-means 기법, 가장 우수한 잡음 제거 성능을 보이는 것으로 알려진 BM3D 기법과 제안하는 변환 영역에서의 잡음 제거 기법의 성능을 표 1~4와 그림 6~13에 비교하였다. 제안하는 기법은 DCT 영역과 LiftLT

영역의 4×4 혹은 8×8 크기의 블록을 이용하여 구현되었고 NL-means 기법을 구현하기 위한 h 값을 포함한 각 계수값은 각 방법에 최적화된 값으로 하였다. 각 잡음 제거 기법에 대한 계수 값을 표 1에 나타내었는데, 각 잡음 제거 기법의 계수 값은 잡음의 크기와 영상의 종류와 관계없이 일정하게 유지하였다. 제시한 결과에서 알 수 있는 것과 같이 공간 영역에서 화소 단위로 잡음을 제거하는 경우에 비해서 패치 단위로 잡음을 제거하는 경우 잡음 제거 성능이 저하되지만 그 차이는 크지 않다. 제안하는 방법은 기존의 화소 단위 NL-means 기법과 BM3D 기법의 중간 정도의 PSNR 성능을 보이고 결과 영상에서 알 수 있는 것과 같이 BM3D 기법과 거의 유사한 잡음 제거 결과 영상을 보인다. 이는 영상의 잡음은 고주파 성분이므로 고주파 성분 중에서 일부를 제외하고 가중치를 구하면 영상의 잡음 중 일부가 제거되는 효과에 의한 것으로 판단된다. 제안하는 기법은 그림 2에 도시한 것과 같이 가중치 계산에 5/16 혹은 1/4의 변환 계수만을 사용하고 2×2 패치에 대한 가중합을 한번에 계산하기 때문에 화소 단위의 NL-means 기법에 비해서 계산량을 크게 줄일 수 있다. 표 5에 계산량을 비교하였는데 NL-means 기법의 가중치 계산에 사용되는 화소당 화소수를 비교하였다. 제안하는 기법이 계산량을 크게 줄일 수 있는데, DCT와 LiftLT는 고속 알고리즘으로 구현 가능하기 때문에 변환을 위한 계산량은 크지 않다^[11~12]. 또한 3장에서 설명한 것과 같이 제안하는 기법은 잡음 제거와 해상도 변환을 동시에 수행할 때 효율적으로 적용될 수 있다. 그림 10~13에 잡음을 제거하고 영상을 downscaling하거나 upscaling하는 경우의 결과 영상을 제시하였는데 공간 영역에서 NL-means 기법을 사용하여 잡음을 제거하고 공간 영역에서 해상도 변환을 하는 경우에 비해서 제안하는 변환 영역에서 잡음을 제거하고 해상도 변환을 하는 경우 우수한 결과 영상을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 특히 LiftLT 변환을 사용하면 두 블록의 겹침과 높은 에너지 집중도를 이용하여 영상의 잡음 제거와 해상도 변환을 동시에 수행하는 경우에 특히 우수한 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

표 1. Lena 영상에 대한 잡음 제거 성능 (PSNR(dB), 화소: 공간 영역의 화소 단위 NL-means(h:5 σ), 패치: 공간 영역의 2×2 패치 단위 NL-means(h:6 σ), DCT1: 4×4 DCT 영역의 NL-means(h:4 σ), DCT2: 8×8 DCT 영역의 NL-means(h:8 σ), DCT3: 4×4 DCT 영역의 NL-means 후 4개 평균(h:4 σ), DCT4: 8×8 DCT 영역의 NL-means 후 4개 평균(h:8 σ), LiftLT1: 4×4 LiftLT 영역의 NL-means 후 4개 평균(h:4 σ), LiftLT2: 8×8 LiftLT 영역의 NL-means 후 4개 평균(h:8 σ), 블록크기(화소): 5×5, 블록크기(패치): 5×5, 탐색크기: 21×21)

Table1. Image denoising performance (Lena image).

잡음 (σ)	화소	패치	DC T1	DC T2	DC T3	DC T4	Lift LT1	Lift LT2	BM 3D
10	34.3	34.1	34.4	33.9	34.9	34.5	34.9	34.5	35.9
20	31.2	31.1	31.6	31.7	32.0	32.2	31.9	32.1	33.1
30	29.2	29.0	29.8	30.4	30.1	30.3	29.9	30.3	31.3

표 2. Boats 영상에 대한 잡음 제거 성능 (PSNR(dB))

Table2. Image denoising performance (Boats image).

잡음 (σ)	화소	패치	DC T1	DC T2	DC T3	DC T4	Lift LT1	Lift LT2	BM 3D
10	33.7	33.5	34.1	33.9	34.7	33.9	34.8	34.0	35.8
20	30.2	29.9	31.0	31.7	31.4	30.2	31.4	31.1	32.3
30	28.0	27.7	29.0	30.4	29.3	28.9	29.3	29.0	30.3

표 3. Man 영상에 대한 잡음 제거 성능 (PSNR(dB))

Table3. Image denoising performance (Man image).

잡음 (σ)	화소	패치	DC T1	DC T2	DC T3	DC T4	Lift LT1	Lift LT2	BM 3D
10	32.6	32.3	32.5	32.2	33.2	32.8	33.3	32.8	34.0
20	29.2	28.9	29.7	29.5	30.1	29.7	30.1	29.9	30.6
30	27.3	27.0	28.0	28.1	28.3	27.9	28.3	28.0	28.9

표 4. Pepper 영상에 대한 잡음 제거 성능 (PSNR(dB))

Table4. Image denoising performance (Pepper image).

잡음 (σ)	화소	패치	DC T1	DC T2	DC T3	DC T4	Lift LT1	Lift LT2	BM 3D
10	34.2	33.4	34.1	33.9	34.4	34.1	34.5	34.1	35.0
20	31.5	29.5	31.6	31.9	32.0	32.1	31.9	32.1	32.8
30	29.6	29.4	29.8	30.2	31.2	30.3	30.0	30.4	31.3

표 5. 계산량 (화소당 가중치 계산에 사용되는 화소수)

Table5. Complexity comparison.

	화 소	패 치	변환영역(4×4)	변환영역(8×8)
계 산 량	25 (5×5)	6.25 (((5×5)/(2×2)))	1.25 (((4×4)×(5/16))/(2×2))	4 (((8×8)×(16/64)/(2×2)))

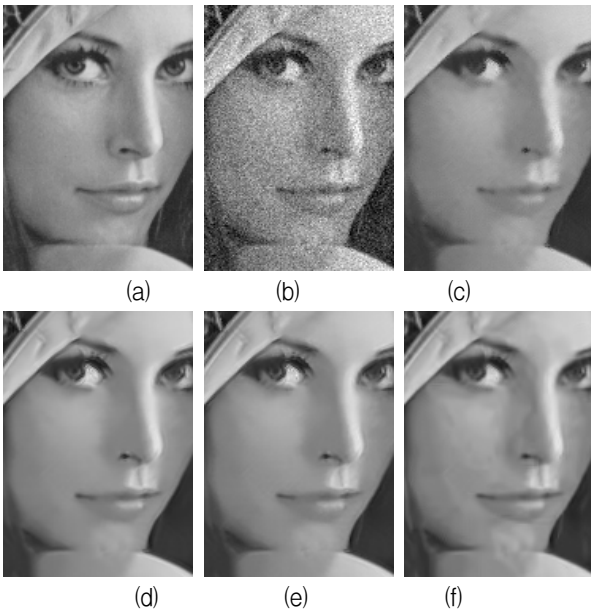


그림 6. 영상의 잡음 제거 성능 비교 (Lena 영상) (a) 원 영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 (σ : 20) (c) 잡음이 제거된 영상 (화소) (d) 잡음이 제거된 영상 (DCT4) (e) 잡음이 제거된 영상 (LiftLT2) (f) 잡음이 제거된 영상 (BM3D)

Fig. 6. Image denoising performance (Lena image).



그림 8. 잡음 제거 성능 비교 (Man 영상) (a) 원 영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 (σ : 20) (c) 잡음이 제거된 영상 (화소) (d) 잡음이 제거된 영상 (DCT4) (e) 잡음이 제거된 영상 (LiftLT2) (f) 잡음이 제거된 영상 (BM3D)

Fig. 8. Image denoising performance (Man image).

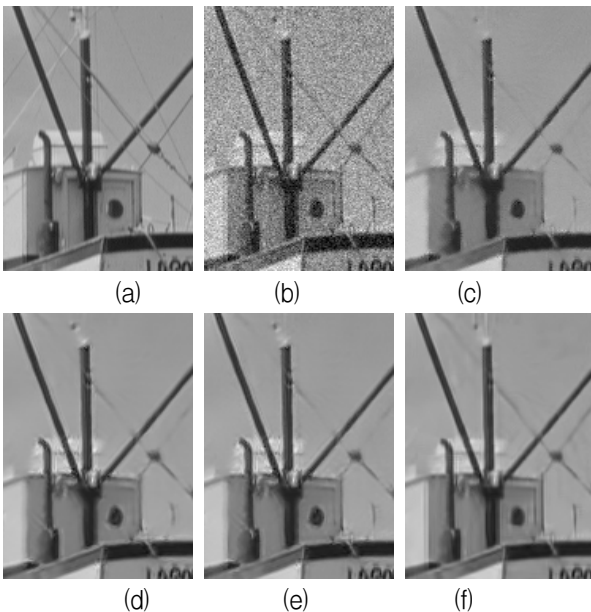


그림 7. 잡음 제거 성능 비교 (Boats 영상) (a) 원 영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 (σ : 20) (c) 잡음이 제거된 영상 (화소) (d) 잡음이 제거된 영상 (DCT4) (e) 잡음이 제거된 영상 (LiftLT2) (f) 잡음이 제거된 영상 (BM3D)

Fig. 7. Image denoising performance (Boats image).

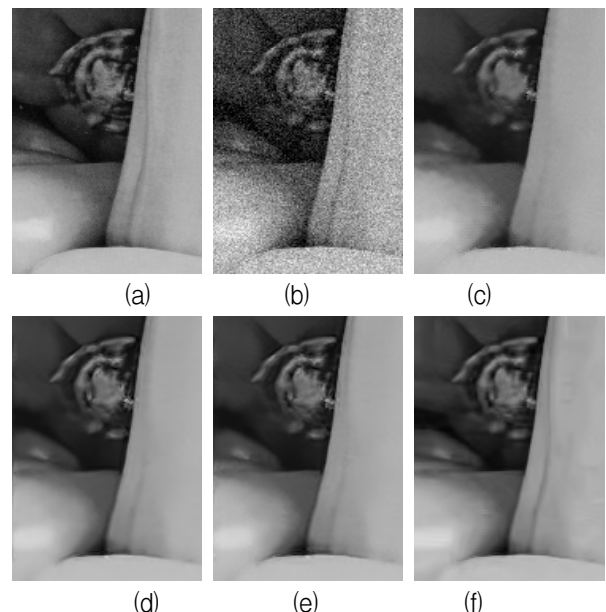


그림 9. 잡음 제거 성능 비교 (Pepper 영상) (a) 원 영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 (σ : 20) (c) 잡음이 제거된 영상 (화소) (d) 잡음이 제거된 영상 (DCT4) (e) 잡음이 제거된 영상 (LiftLT2) (f) 잡음이 제거된 영상 (BM3D)

Fig. 9. Image denoising performance (Pepper image).

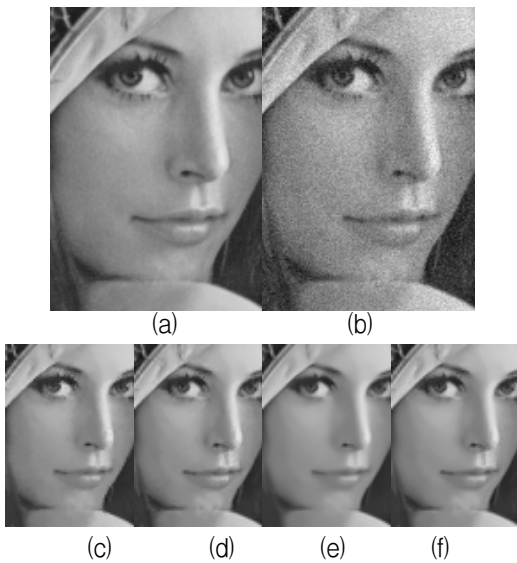


그림 10. 잡음 제거 후 downscaling 성능 비교 (Lena 영상)
(a) 원영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma: 10$) (c) 공간 영역에서 잡음 제거 후 (화소) 공간 영역에서 downscaling (d) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT2) DCT 영역에서 downscaling (e) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT4) DCT 영역에서 downscaling (f) LiftLT 영역에서 잡음 제거 후 (LiftLT2) LiftLT 영역에서 downscaling
Fig. 10. Performance for image denoising and downscaling. (Lena image).

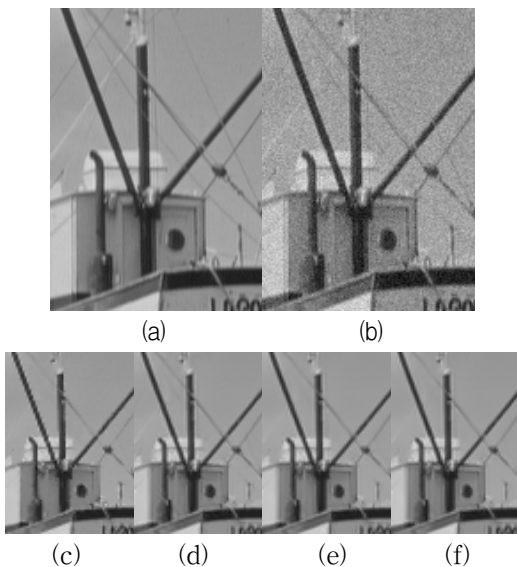


그림 11. 잡음 제거 후 downscaling 성능 비교 (Boats 영상)
(a) 원영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma: 10$) (c) 공간 영역에서 잡음 제거 후 (화소) 공간 영역에서 downscaling (d) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT2) DCT 영역에서 downscaling (e) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT4) DCT 영역에서 downscaling (f) LiftLT 영역에서 잡음 제거 후 (LiftLT2) LiftLT 영역에서 downscaling
Fig. 11. Performance for image denoising and downscaling (Boats image).

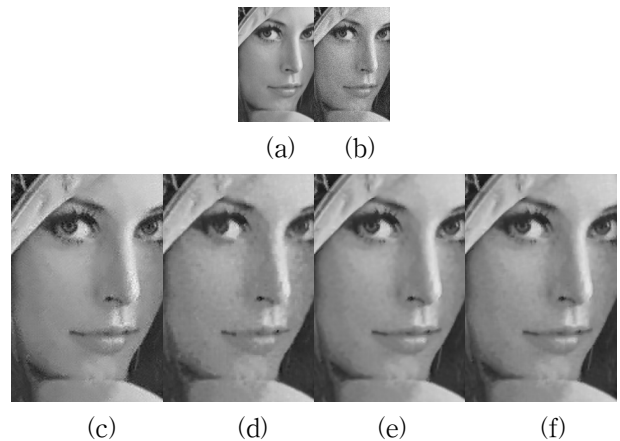


그림 12. 잡음 제거 후 upscaling 성능 비교 (Lena 영상)
(a) 원영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma: 10$) (c) 공간 영역에서 잡음 제거 후 (화소) 공간 영역에서 upscaling (d) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT2) DCT 영역에서 upscaling (e) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT4) DCT 영역에서 upscaling (f) LiftLT 영역에서 잡음 제거 후 (LiftLT2) LiftLT 영역에서 upscaling
Fig. 12. Performance for image denoising and upscaling (Lena image).

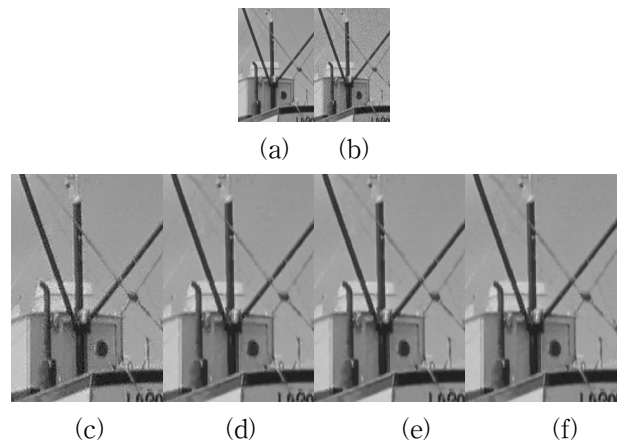


그림 13. 잡음 제거 후 upscaling 성능 비교 (Boats 영상)
(a) 원영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma: 10$) (c) 공간 영역에서 잡음 제거 후 (화소) 공간 영역에서 upscaling (d) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT2) DCT 영역에서 upscaling (e) DCT 영역에서 잡음 제거 후 (DCT4) DCT 영역에서 upscaling (f) LiftLT 영역에서 잡음 제거 후 (LiftLT2) LiftLT 영역에서 upscaling
Fig. 13. Performance for image denoising and upscaling (Boats image).

V. 결 론

본 논문에서는 NL-means 기법을 사용한 효율적인 영상 잡음 제거 기법을 제안하였다. 제안하는 기법은 변환 영역에서 일부 계수만을 이용하여 NL-means 기법의 가중치를 계산하는 기법인데 계산량을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 잡음 제거 성능도 우수함을 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안하는 잡음 제거 기법은 영상의 크기 변환과 잡음 제거를 동시에 수행할 때 효율적으로 적용될 수 있고 공간 영역의 방법에 비해서 우수한 성능을 보임을 입증하였다.

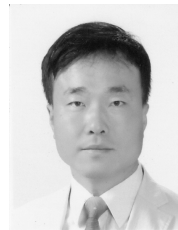
REFERENCES

- [1] M. C. Motwani, M. C. Gadiya, R. C. Motwani and F. C. Harris, "Survey of image denoising techniques," in Proc. of Global Signal Processing Expo and Conference (GSPx) 2004, Santa Clara, California, USA, Sept. 2004.
- [2] J. Portilla, V. Strela, M. J. Wainwright and E.P. Simoncelli, "Image denoising using scale mixtures of gaussian in the wavelet domain," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 12, no. 11, pp. 1338-1351, Nov. 2003.
- [3] M. Zhang and B. K. Gunturk, "Multiresolution bilateral filtering for image denoising," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 17, no. 12, pp. 2324-2333, Dec. 2008.
- [4] K. Dabov, A. Foi and V. Katkovnik and K. Egiazarian, "Image denoising by sparse 3-D transform domain collaborative filtering," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, Aug. 2007.
- [5] A. Buades, B. Coll and J.-M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," in Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition 2005 (CVPR 2005), pp. 60-65, June 2005.
- [6] M. Mahmoudi and G. Sapiro, "Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 12, no. 12, pp. 839-842, Dec. 2005.
- [7] J. V. Manjón, P. Coupé, L. Martí-Bonmatí, D. L. Collins and M. Robles, "Adaptive non-local means denoising of MR images with spatially varying noise levels," Journal of Magnetic Resonance Imaging, Vol. 31, no. 1, pp. 192 - 203, Jan. 2010.
- [8] D. M. Kim and C. W. Lee, "Efficient image denoising method using non-local means method," in Proc. of 2016 Image Processing and Image Understanding Workshop, Jeju, Korea, Feb. 2016.
- [9] H. C. Burger and C. J. Schuler and S. Harmeling, "Image denoising: Can plain neural networks compete with BM3D?," in Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2012, pp. 2392-2399, June 2012.
- [10] J. Xie, L. Xu, and E. Chen, "Image denoising and inpainting with deep neural networks.," Advances Neural Inform. Process. Syst., Vol. 26, pp. 1-8, Feb. 2012.
- [11] C. W. Lee, "General methods for L/M-fold resizing of compressed images using lapped transforms," IET Image Process., Vol. 1, no. 3, pp. 295-303, Sept. 2007.
- [12] H. S. Hou, "A fast recursive algorithm for computing the discrete cosine transform," IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Process., Vol. 35, no. 10, pp. 1455-1461, Oct. 1987.

저 자 소 개



김 동 민 (학생회원)
가톨릭대학교 정보통신전자공학부
<주관심분야: 영상신호처리>



이 창 우 (정회원)
1988년 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)
1990년 서울대학교 제어계측공학과 (공학석사)
1996년 서울대학교 제어계측공학과 (공학박사)

1997년~현재 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 교수
<주관심분야: 영상신호처리, 영상통신>