

노이즈 수준 추정에 기반한 비지역적 영상 디노이징 방법 연구

임재성
국방기술품질원 유도전자센터

A study on non-local image denoising method based on noise estimation

Jae Sung Lim

DTaQ(Defence agency for Technology and Quality)

요약 본 논문은 비지역적(non-local)방법에 기반한 적응적 디노이징 방법을 제안한다. 비지역적 알고리즘은 부가적 백색 잡음(additive white Gaussian noise, AWGN)을 제거하는데 효과적이다. 노이즈 제거를 위해 비지역적 방법을 적용할 때 노이즈 수준에 따라 디노이징 파라미터가 조절될 필요가 있었다. 그러므로, 제안하는 방법은 입력 노이즈 수준에 따라 최적의 디노이징 파라미터를 제공하는 것이다. 제안하는 방법은 크게 두 가지 부분으로 나뉜다. 첫 번째로는 오프라인 과정과 온라인 과정이다. 오프라인 과정에서는 노이즈 수준과 디노이징 파라미터 간의 관계를 비지역적 기법을 이용하여 분석해본다. 다양한 디노이징 파라미터들이 비지역적 알고리즘에 적용되며 이에 대한 이미지에 대한 이미지의 퀄리티를 분석하기 위해서 SSIM 지표가 사용된다. 주어진 노이즈 수준에서 최적 디노이징 파라미터를 가장 높은 SSIM일 때 선택한다. 온라인 과정에서는 노이즈 수준을 실시간으로 추정하여 최적의 디노이징 파라미터를 적용하여 비지역적 필터링을 수행한다. 실험 결과에서 보는 바와 같이, 제안하는 방법은 정확하게 노이즈 수준을 추정했고, 이미지 디테일을 보존하면서 AWGN 노이즈를 제거했다. 이에 따른 실험 결과로 노이즈 추정 정확도는 90.0%, 복원된 이미지에서 높은 PSNR과 SSIM수치를 보였다.

Abstract This paper proposes a novel denoising method based on non-local(NL) means. The NL-means algorithm is effective for removing an additive Gaussian noise, but the denoising parameter should be controlled depending on the noise level for proper noise elimination. Therefore, the proposed method optimizes the denoising parameter according to the noise levels. The proposed method consists of two processes: off-line and on-line. In the off-line process, the relations between the noise level and the denoising parameter of the NL-means filter are analyzed. For a given noise level, the various denoising parameters are applied to the NL-means algorithm, and then the qualities of resulting images are quantified using a structural similarity index(SSIM). The parameter with the highest SSIM is chosen as the optimal denoising parameter for the given noise level. In the on-line process, we estimate the noise level for a given noisy image and select the optimal denoising parameter according to the estimated noise level. Finally, NL-means filtering is performed using the selected denoising parameter. As shown in the experimental results, the proposed method accurately estimated the noise level and effectively eliminated noise for various noise levels. The accuracy of noise estimation is 90.0% and the highest Peak Signal-to-noise ratio(PSNR), SSIM value.

Keywords : Additive white Gaussian noise(AWGN), noise level, non-local means(NL-means) filter, noise estimation, denoising parameter(h parameter)

1. 서론

최근 다양한 종류의 디지털 기기들 즉, 디지털 카메라

라, 캠코더, 군용 광학 장비 및 스마트폰에 의해 취득되는 수많은 디지털 영상들이 있다. 이들 영상이 취득되는 과정에서 생성되는 노이즈는 식(1)로 모델링 된다.

*Corresponding Author : Jae Sung Lim(DTaQ)

Tel: +82-10-4151-0210 email: jslim@dtqa.re.kr

Received January 20, 2017

Accepted May 12, 2017

Revised (1st February 23, 2017, 2nd March 3, 2017)

Published May 31, 2017

$$v(i) = u(i) + n(i) \quad (1)$$

여기에서 $v(i)$ 는 실제 디지털 기기에서 취득된 노이즈 픽셀 데이터, $u(i)$ 는 원본 이미지 픽셀 데이터, $n(i)$ 는 픽셀 i 에서의 부가적 노이즈 픽셀 데이터 값을 의미한다. 여러 가지 노이즈 형태들이 있지만, 디지털 이미지 데이터를 얻는 과정에서 생성되는 노이즈는 부가적인 백색 잡음(additive white Gaussian noise, AWGN)의 형태를 보인다. 따라서, AWGN은 평균값이 0인 가우시안 분포를 갖는 노이즈로 본 논문에서 가정하였다.[1]와 같은 노이즈를 제거하기 위해 다양한 디노이징(denoising)기법들이 제안되어져 왔다. 이들 방법들은 크게 두 가지 범주로 나눌 수 있다.

첫 번째 범주는, 지역적 방법(local method)이며 두 번째 범주는 비지역적 방법(non-local means(NL-means) method)이다. 지역적 방법[2]-[4]은 복원하려는 중심 픽셀을 기준으로 인접한 데이터들의 평균을 이용하는 방법이다. 중심픽셀에서 주변 픽셀영역 내 참조할 수 있는 정보 양이 제한된 주변 영역으로 한정 되어 있다. 이로 인해 지역적 방법들은 이미지 디테일 정보를 지키고 노이즈를 억제하는데 한계점을 보이고 있다. 반면에, 비지역적 방법[5],[6]들은 복원하려는 픽셀과 비지역적인 즉, 탐색원도우 범위내에서의 유사도에 따른 가중치를 이용하여 원본 데이터를 복원한다. 하지만, 비지역적 방법을 디노이징에 활용할 때 주어진 노이즈 수준에 대한 고려 없이 디노이징 파라미터(smoothing strength parameter, h)의 선택에 따라 디노이징 결과 영상이 Fig. 1.과 같이 편차가 심하게 나타나는 것을 육안 및 지표값 결과로 확인할 수 있었다.

따라서, 제안하는 알고리즘은 비지역적인 방법(NL-means method)을 이용하여 노이즈 수준 추정(noise level estimation)에 따른 최적 h 를 제공하는 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 크게 두 가지 과정인 오프라인 과정(off-line process) 그리고 온라인 과정(on-line process)으로 나누어 설계하였다.

오프라인 과정에서는 노이즈 수준에 따른 최적의 디노이징 파라미터인 h 값을 정하는 단계이다. 우선, 다양한 h 파라미터를 NL-means 알고리즘에 적용하여 구조적 유사도 지표(structural similarity index, SSIM)으로 평가하여, 주어진 노이즈 수준에서 최고의 SSIM수치를 보이는 h 값을 선택하게 된다.

위 과정을 기반으로 하여, 온라인 과정에서 제안되는 방법인 노이즈 수준을 실시간으로 예측하여 노이즈 수준에 따른 이미 데이터 베이스화 된 최적 h 값을 적용하여 효과적인 디노이징(denoising)을 수행한다.



(a)



(b)



(c)

Fig. 1. Comparison of the noisy image and denoised results according to smoothing strength parameter(h) (a)noisy image($\sigma_n=7\%$, SSIM=0.539, PSNR=29.60dB) (b)restored image($\sigma_n=7\%$, $h=20$, SSIM=0.878, PSNR=34.95dB) (c)restored image($\sigma_n=7\%$, $h=100$, SSIM=0.823, PSNR=34.15dB)

이 후 본론 부분에서는 2.1절에서는 비지역적(NL-means)알고리즘에 대해 간략하게 소개 하며, 2.2절에서는 제안하는 알고리즘에 대해 자세히 서술하도록 하고, 2.3절에서는 제안된 방법이 유효성을 실험데이터로 증명하는 단계를 갖도록 하겠다.

2. 본론

2.1 비지역적 알고리즘

이번 절에서는 NL(Non-local) means방법에 대해 간략히 소개하고자 한다. 이 방법은 복원하려는 중심 픽셀 인접부분에 평균을 취하는 주변부 필터(neighborhoods filter)[7]와 유사할 뿐만 아니라 중요한 점은 이미지 전

반에 걸친 공간적(spatial)정보를 활용하여 픽셀 값을 구하게 된다. 복원하려는 이미지 값 즉 $NL[v][i]$ 는 식(2)에 의해 구해진다.

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

여기서 $v(j)$ 는 j 번째 픽셀값이며, $w(i, j)$ 는 복원하려는 픽셀 i 에 대한 j 의 가중치이다. 이 가중치는 픽셀 i 와 j 의 유사도(similarity)에 대한 식(3)에 의해 결정된다.

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_2^2}{h^2}} \quad (3)$$

여기서, $Z(i)$ 는 복원하려는 픽셀 i 에서의 정규상수(normalizing constant)를 의미하며 이에 대한 수식은 식(4)와 같다.

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_2^2}{h^2}} \quad (4)$$

지수함수의 감쇄정도는 h 파라미터에 의해 조절되며 평균이 0이고 분산이 a 인 가우시안에 의해 가중되는 유클라디안 거리의 함수 형태이다. 위 식에서, $v(N_i)$ 는 gray-level 벡터성분이고 N_i 는 중심픽셀 i 를 기준으로 크기가 정의된 윈도우에서의 유사도를 나타낸다. 따라서, 중심 픽셀 i 를 기준으로 주변부 픽셀 gray-level의 유사도가 높으면 높은 가중치가 부여되는 방식이다.

2.2 제안하는 디노이징 알고리즘

2.2.1 오프라인 과정(off-line process)

오프라인 과정에서는, 노이즈 추정(noise estimation)과 NL-means에 적용하기 위한 최적 h 파라미터를 정하는 단계이다. 여기서 사용한 노이즈 수준(noise-level)은 1-7%를 사용했다.

2.2.1.1 노이즈 프로파일(Noise profiling)

노이즈 추정(noise estimation) 실험에서는, 노이즈 클리핑(noise clipping)이 없는 두 개의 3×3 패치(patch)를 가정하여 노이즈 표준편차를 1-7%사이로 오염시킨다. 이 같은 조건하에서 expectation of squared

difference(ESD)를 구하면 식(5)와 같다.

$$\begin{aligned} E[X - Y]^2 &= E[X^2] + E[Y^2] - 2E[XY] \\ &= E[X^2] + E[Y^2] - 2\mu_X\mu_Y \\ &= 2[E(X^2) - \mu_X^2] \\ &= 2Var_X \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, $X=X_I+N_I$, $Y=Y_I+N_I$ 이며 X 와 Y 는 균일한 gray-level을 같은 비상관(uncorrelated)관계 패치이며, N_I 은 AWGN이다. ESD로부터 우리는 노이즈 이미지에 대한 노이즈 수준(σ_n)을 look-up table(LU

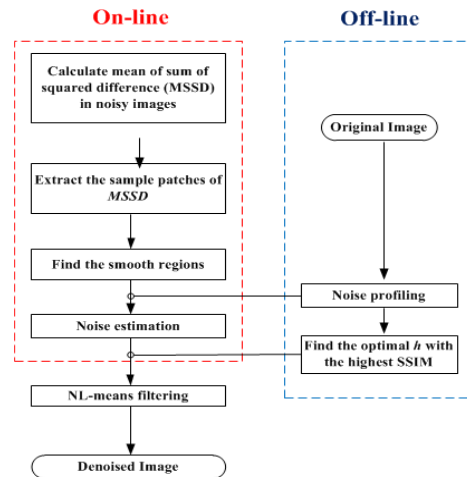


Fig. 2. The proposed off-line and on-line processes

T)방식으로 결정하여 놓는다. 이 LUT는 이 후 온라인 과정에서 주어진 노이즈 이미지로부터 노이즈 수준을 결정하는데 사용된다. 이렇게 ESD를 사용하는 이유는 NL-means 알고리즘은 주변부 패치에 대한 sum squared difference(SSD)연산을 포함하기 때문에 노이즈 추정을 구현을 위해 부가적인 하드웨어 비용을 추가로 들이지 않아도 되는 장점을 지닌다.

2.2.1.2 최적 h파라미터 추정

우리는 이번 절에서 SSIM을 이용한 최적의 h 값을 정하는 과정을 소개할 것이다. SSIM은 이미지 질적 수준을 평가하는 방법으로 인간의 시각인지 체계(human visual system, HVS)를 효과적으로 반영하고 있다.[8] 따라서, SSIM을 이용하여 최적 h 값을 찾아내는 과정을 수행하도록 한다. SSIM은 식(6)과 같이 정의된다.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

$$c_1 = (k_1 \cdot 255)^2, c_2 = (k_2 \cdot 255)^2 \quad (6)$$

여기에서, x 는 원본 이미지이고 y 는 복원된 이미지, μ_x 와 μ_y 는 x, y 이미지의 평균 gray-level들이다. σ_x^2 , σ_y^2 및 σ_{xy} 는 x, y 의 공분산(covariance)을 나타내며 c_1, c_2 는 수식을 안정화하기 위한 weak denominator이다. k_1, k_2 는 각각 0.01, 0.03으로 이미지를 평가하기 위해 설정된 값이다. NL-means 알고리즘에 다양한 h 파라미터가 적용되어 SSIM의 이미지 평가 방법으로 정량적 측정이 이루어진다. 이 때, 제안하는 방법에서

는 주어진 노이즈 수준의 이미지에서 가장 높은 SSIM을 보일때의 h 값을 최적 파라미터로 선택한다. 여기서 NL-means 알고리즘은 9×9 픽셀을 갖는 검색 윈도우(searching window)를 갖는 것으로 제한하였다. Fig. 3.에서 보는 바와 같이, 우리는 주어진 노이즈 수준에 따라 최적의 h 값을 찾아낼 수 있었다.

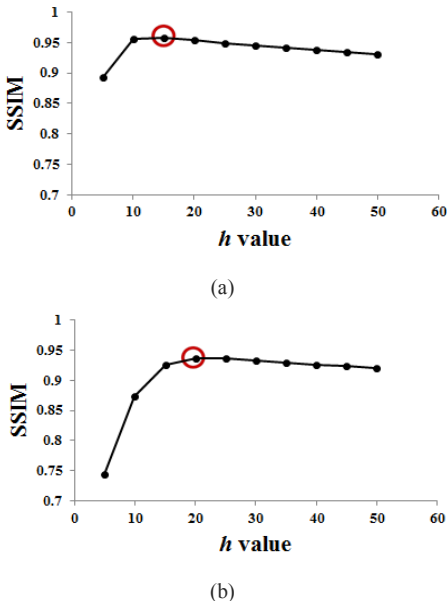


Fig. 3. Example of the average SSIM of the noisy images as a function of h value for given noise level (a)4%, (b)6%(IEC(100))

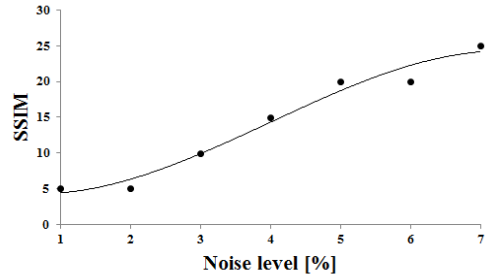


Fig. 4. The noise level versus optimal h parameter

더 상세히 보면 Fig. 3. (a), (b)의 실험결과에서 노이즈 수준 4%, 6%에서 각각의 최적 h 값을 SSIM 지표를 이용하여 도출해 낼 수 있음을 파악할 수 있다.

위와 같은 결과를 이용하여 추세선을 그려보면 Fig. 4와 같이 노이즈 수준에 따른 최적 h 의 추세선을 식(7)로 도출할 수 있다.

$$h = -0.1389N_{level}^3 + 1.667N_{level}^2 - 2.123N_{level} + 5 \quad (7)$$

여기서, N_{level} 은 노이즈 레벨인 σ_n 를 의미한다.

2.2.2 온라인 과정(off-line process)

온라인 과정에서는, 주어진 노이즈 이미지에 대해 노이즈 수준을 추정하여 이전에 이미 데이터 베이스화 된 데이터로부터 최적의 h 값을 선택하는 과정이다. 따라서, 선택된 디노이징 파라미터를 사용하여 NL-means 필터링과정을 수행하는 단계이다. 노이즈 클리핑(clipping)을 피하기 위해, 제안하는 방법에서는 64-192 gray-level 범위의 가장 균질한(homogeneous) 값을 지니는 상위 20개 패치를 선택하여 노이즈 수준을 추정한다. 여기서 균질성을 추정하기 위해서 mean of sum of squared difference(MSSD)에 의해 계산하였다. MSSD는 중심 패치를 기준으로 주변 8개 패치의 SSD의 평균값으로 결정되는데, 이 때 식(8)은 8개패치의 SSD 값을 구하는 식이 도출되어 있다.

$$SSD_{i,j}(r, c) = \sum_{k=1}^8 (v(p_{i,j}) - v(p_{i,j}(r, c)))^2_k \quad (8)$$

이 논문에서는, 3×3 픽셀을 하나의 단위 패치로 이용하였

다. 검색 윈도우는 line buffer의 사용을 최소화하기 위해 3×3패치들로 구성했다. 여기에서 $v(p_{ij})$ 와 $v(p_{ij}(r,c))$ 는 중심 패치와 그 주변의 주변 패치들을 의미한다. r, c 는 주변패치들의 인덱스(index)를 말한다. SSDs를 이용하여 식(9)에 의해 MSSD가 정의된다.

$$MSSD_{i,j} = \frac{1}{(9 \cdot N)} \sum_{r=-adj}^{adj} \sum_{c=-adj}^{adj} SSD_{i,j}(r,c) \quad (9)$$

여기서, i, j 는 패치의 인덱스들의 정보를 말하며 N 는 주변 패치의 수를 의미한다. adj 는 탐색 윈도우(search window)의 이동범위를 말하며, 여기에서는 1로 설정하였다. 작은 MSSD값이 의미하는 바는 균질성이 크다는 것 뿐만 아니라 노이즈 파워를 의미하기 때문에, Fig. 5.에서 표시한 것과 같이 20개 내의 균일한 MSSD값을 지니는 패치를 선택하였다. 또한, 수 많은 질감(texture) 성분과 엣지(edge)성분으로 MSSD가 급작스럽게 변할 수 있는 이미지의 경우도 고려하여, 초기 된 패치 수보다 적은 수의 패치 갯수를 설정하여 놓았다. 따라서, 선택된 MSSD값으로부터 $MSSD_{avg}$ 값을 구할 수 있게 되었고 이 값과 오프라인 과정에서 구해놓은 ESD값과 비교하여 노이즈 수준을 최종적으로 판단한다.

이 추정된 노이즈 수준을 기반으로 하여, 제안된 방법에서는 데이터베이스 화 된 최적 h 값을 이용하여 효과적인 NL-means 알고리즘을 수행하게 된다.



Fig. 5. The noise image denoted smooth region in red and blue patches

Table 1. The accuracy of noise estimation

Test image sets [#of images]	Kodak (24)	BBC Japan (20)	Average [%]
Accuracy of noise estimation	94%	86%	90.0%

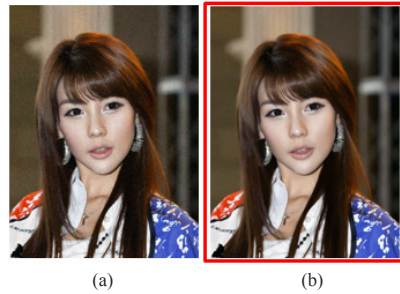


Fig. 6. Comparison of the noisy image and denoised image obtained by the proposed method (a)noise image($\sigma_n=4\%$, SSIM=0.766, PSNR=31.95dB) (b)restored image($\sigma_n=4\%$, optimal $h=15$, SSIM=0.93, PSNR=37.65dB)

이 추정된 노이즈 수준을 기반으로 하여, 제안된 방법에서는 데이터베이스 화 된 최적 h 값을 이용하여 효과적인 NL-means 알고리즘을 수행하게 된다.

2.3 실험결과

실험에 사용한 훈련용 이미지 세트로는 IEC(100) 이미지 세트를 사용했으며. 평가용 이미지 세트로는 Kodak lossless 이미지 세트, BBC Japan 이미지를 평가에 사용했다. 또한, 실험에 사용한 노이즈 수준은 평균이 0이며 노이즈 표준편차가 1-7%의 AWGN을 이용했다. 실험에서는 두 가지 관점에서 알고리즘 성능을 테스트 하였는데 첫 번째로는 노이즈 추정 수준의 정확도이다. Table 1.에서 볼 수 있듯이 주어진 노이즈 이미지 상에서의 노이즈 추정결과를 나타냈다. 노이즈 수준 1%-7%사이에서 추정정확도 평균이 90.0%에 달하는 것을 볼 수 있다. 두 번째로는 제안하는 알고리즘을 통해 디노이징된 이미지의 질을 평가하는 것이다. Fig. 6.에서 보는 바와 같이 예시로 4% 노이즈 수준을 지니는 이미지에 최적 h 를 한 결과 이미지 디테일이 흐릿해지는 결과 없이 이미지 디테일 성분을 최대한 보존하면서 노이즈가 제거된 결과 영상을 볼 수 있다.

3. 결론

이 논문에서, 우리는 추정된 노이즈 수준을 바탕으로 한 진보된 디노이징 알고리즘을 제시했다. 제안하는 방법은 노이즈 수준 추정에 따른 최적 디노이징 파라미터를 결정하여 NL-means 알고리즘에 사용하는 것이다. 실

험에서 제안한 방법은 높은 수준의 노이즈 추정 결과를 보였고 주어진 노이즈 영상에서 정확한 노이즈 추정에 따라 효과적으로 노이즈가 제거된 영상을 확인할 수 있었다. 부가적으로, 하드웨어 리소스를 줄이기 위해 우리는 실시간 NL-mean 알고리즘 사용을 위해 가중치 커널 및 노이즈 추정을 위한 탐색 윈도우를 최적화 하였다.

References

- [1] Tsin, Y., "Statistical calibration of CCD imaging process," Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings.
DOI: <https://doi.org/10.1109/iccv.2001.937555>
- [2] M. Lindenbaum, M. Fishcher, and A. Bruckstein, "On gabor contribution to image enhancement," Pattern Recognition, vol. 27, no. 1, pp. 1-8, Jan. 1994.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0031-3203(94)90013-2)
- [3] L. Alvarez, P. L. Lions, and J. M. Morel, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion," SIAM Journal on Numerical Analysis, vol. 29, no. 1, pp. 182-193, Feb. 1992.
DOI: <https://doi.org/10.1137/0729012>
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," The Sixth International Conference Computer Vision, pp. 839-846, 1998
DOI: <https://doi.org/10.1109/iccv.1998.710815>
- [5] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," IEEE Computer Vision and Pattern Recognition 2005 (CVPR 2005), vol. 2, pp. 60-65, Jun. 2005.
DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.38>
- [6] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "On Image Denoising Methods," SIAM Multi scale Modeling and Simulation, CMLA Preprint, 2004.
- [7] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "Neighboring filters and PDE'S," Numerische Mathematik, vol. 105, no. 1, pp. 1-34, 2006.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00211-006-0029-y>
- [8] Zhou Wang, Alan C. Bovik, Hami R Sheikh, Eero p. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," IEEE Trans. Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, April 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>

임재성(Jae Sung Lim)

[정회원]



- 2012년 2월 : 한양대학교 전자통신공학부
- 2014년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 석사
- 2014년 2월 ~ 2015년 8월 : LG 디스플레이 영상회로설계
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방기술품질원 유도전자센터 재직 중

<관심분야>

영상, 비디오신호처리, 기계학습, 국방신뢰성공학