

디테일 디스크립터를 이용한 이미지 영역 분석과 개선에 관한 연구

임재성, 정영탁, 이지혁*
국방기술품질원 유도전자센터

A study on image region analysis and image enhancement using detail descriptor

Jaе Sung Lim, Young-Tak Jeong, Ji-Hyeok Lee*

DTaQ(Defence agency for Technology and Quality)

요 약 디지털 디바이스가 범용적으로 보급되면서, 영상을 획득하는 과정에서 다량의 부가적 백색 잡음(additive white Gaussian noise, AWGN)가 발생하고 있다. 대부분 알려져 있는 대표적인 디노이징 기법들은 노이즈를 제거하는 것에 초점을 맞추고 있어, 영상정보를 포함하는 디테일 성분들이 노이즈를 제거가 되는 과정에서 비례적으로 없어지게 된다. 그러므로, 제안하는 알고리즘은 영상 디테일을 보존하면서 효과적으로 노이즈를 제거하는 방법을 제시하고자 한다. 제안하는 방법에서는, 노이즈의 랜덤성을 이용하여 엣지 강도 및 엣지 연결성을 이용하여 의미 있는 디테일 성분을 분리하는 것을 목적으로 한다. 결과적으로, 노이즈 수준이 높아져도, 제안하는 방법은 연결된 디테일성분을 효과적으로 추출하기 때문에 타 벤치마크 방법에 비해 나은 디노이징 결과를 보여준다. 또한, 실험결과에서 보듯이, 제안하는 방법은 다양한 노이즈 수준에서도 타 벤치마크 방법들에 비교하여 제안하는 방법은 SSIM(structural similarity index), PSNR(peak signal-to-noise ratio) 측면에서 각각 우수한 수치를 보여주었다. 높은 수치의 SSIM의 결과로 알 수 있듯이, 결과 영상들이 인간의 시각인지체계(human visual system, HVS)를 반영하고 있는 것을 확증해 주고 있다.

Abstract With the proliferation of digital devices, the devices have generated considerable additive white Gaussian noise while acquiring digital images. The most well-known denoising methods focused on eliminating the noise, so detailed components that include image information were removed proportionally while eliminating the image noise. The proposed algorithm provides a method that preserves the details and effectively removes the noise. In this proposed method, the goal is to separate meaningful detail information in image noise environment using the edge strength and edge connectivity. Consequently, even as the noise level increases, it shows denoising results better than the other benchmark methods because proposed method extracts the connected detail component information. In addition, the proposed method effectively eliminated the noise for various noise levels; compared to the benchmark algorithms, the proposed algorithm shows a highly structural similarity index(SSIM) value and peak signal-to-noise ratio(PSNR) value, respectively. As shown the result of high SSIMs, it was confirmed that the SSIMs of the denoising results includes a human visual system(HVS).

Keywords : Additive white Gaussian noise(AWGN), noise model, noise randomness, edge strength(ES), edge orientation(EO), binary edge map(Ebinary), detail descriptor, connected component based noise filtering

1. 서론

비디오 시스템 및 군용광학장비에서 취득되는 이미지

노이즈는 이미지의 질을 현격하게 줄이고 있다. 따라서, 노이즈 이미지(noisy image)로부터 이미지 노이즈(image noise)의 제거는 비디오 이미지 처리(video

*Corresponding Author : Ji-Hyeok Lee(DTaQ)

Tel: +82-10-9948-5363 email: sangcal@dtaq.re.kr

Received February 17, 2017

Revised (1st April 6, 2017, 2nd April 10, 2017, 3rd May 8, 2017)

Accepted June 9, 2017

Published June 30, 2017

image processing)에 있어서 매우 필연적이며, 핵심적인 과정이다.

효과적으로 노이즈를 제거하기 위해서는 영역별 특성에 부합하는 영역분석(region analysis)에 기반하여, Fig.1(a)와 같이 이미지 디테일(image detail)성분이 많은 지역에서는 이미지 디테일이 최대한 보존 되도록 해야 하며 평탄한(smooth)한 지역에서는 최대한 gray-level의 평탄화를 통해 image denoising과정을 수행하도록 해야 한다.

Fig.1(b)에서는 이미지 노이즈가 효과적으로 제거되었음을 확인 할 수 있지만 기존 대표적인 이미지 제거 알고리즘도 노이즈 레벨이 증가함에 따라 비례적으로 디테일 성분을 뭉개는 경향이 있기 때문에 바람직한 denoising결과라고 볼 수 없다. Fig.1(b)에서 볼 수 있듯이, 디테일 정보가 다소 손실되어 영상정보가 뭉개 버린 것을 볼 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 평탄한 영역(smooth region)과 디테일 영역(detail region)의 구분은 이미지 퀄리티 개선(image quality enhancement)을 하는 과정(image denoising)의 성능을 좌우하기 때문에 본 연구에서는 평탄한 영역과 디테일 영역을 효과적으로 구분하기 위해서 엣지 연결성(edge connectivity)을 이용한 detail descriptor로 최종적인 local영역의 디테일 크기를 결과 영상을 도출해 내는데 정보로 사용하기 위한 알고리즘 설계를 목표로 하였다.

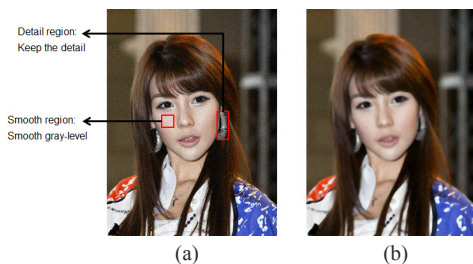


Fig. 1. (a) Noisy image (b) Result by mean filtering

1.1 연구 수행 배경

1.1.1 image noise and noise modeling

먼저 디지털 기기에 의해 생성되는 노이즈 형태를 분석함으로써 실제 연구에서 모델로 삼아야 할 노이즈 모델(noise model)을 정립할 필요가 있다. Fig.2는 디지털 기기에서 이미지를 취득하는 과정에서 주로 발생하는 이미지 노이즈 소스와 그 형태에 대한 그림이다. 주로 발생

되는 노이즈의 형태는 셔터스피드에 의해 생성되는 샷 노이즈(shot noise)와 기기 내의 열화 현상으로 인해 발생하는 열 노이즈(thermal noise)들이 대부분이며 이들 노이즈는 평균이 0인 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 모델링 될 수 있다. 따라서, 이미지 노이즈는 additive white Gaussian noise(AWGN)으로 모델링 될 수 있으며 다음과 같이 평균이 0인 가우시안 분포로 식 (1)으로 표현 될 수 있다.[1]

$$P(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{\left\{ \frac{-(z-\mu)^2}{2\sigma} \right\}}, \mu = 0 \quad (1)$$

여기서, z 는 gray level이며, μ 는 확률변수 z 의 평균값, σ 와 σ^2 은 각각 표준편차와 분산이다.

AWGN은 모든 주파수에 걸쳐서 전력 스펙트럼 밀도가 일정하며, 노이즈가 본 신호에 더해지는 성질을 가지므로, 주어진 신호와는 독립적인 관계를 지니게 된다. 이 노이즈 모델을 바탕으로 하여 본 연구에서는 노이즈 표준 편차, 노이즈 수준(σ)은 3, 5, 10%로 정해서 진행하며, 노이즈 모델은 식 (2)로 표현 한다.

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y) \quad (2)$$

$g(x,y)$ 는 픽셀(x,y)에서의 노이즈에 저하된 이미지픽셀 값이며 $f(x,y)$ 는 원본 이미지 픽셀, $n(x,y)$ 는 픽셀(x,y)에서의 AWGN 이미지 픽셀 값을 의미한다.

1.1.2 The method of image region analysis existing denoising methods

대표적으로 사용되는 denoising기법에 대해서 소개한 뒤 이들 방법들이 가지는 한계에 대해서 설명하고자 한다. 첫 번째 기법인, bilateral filtering[2]은 영상 내 엣지는 보존하고 노이즈를 뭉개는 대표적인 비선형 필터링(non-linear filtering)의 한가지로 픽셀 값(intensities)를 기반으로 가중치를 갖는 비선형 가우시안 필터(non-linear Gaussian filter)의 컨볼루션(convolution)을 통해 복원하려는 denoising 픽셀 값을 구한다. 여기에 복원하려는 구역에 가우시안 필터링(Gaussian filtering)형태로 적용된다. 첫 번째는 공간필터(intensity domain)가 두 번째는 도메인 필터(range filter)가 적용된다. 이를 이용하여 bilateral filter에 내재된 영역 분석(region

analysis) 방법은 복원하려는 픽셀과 인접 픽셀간의 거리와 gray level의 차이를 이용하는 것에 기반한다. 이를 통하여 픽셀 단위로 영역특성에 맞추어 평탄화 강도(smoothing strength)를 조절하여 denoising을 수행한다. 두 번째, denoising 방법인 anisotropic diffusion algorithm[3]은 노이즈를 입자(particle)들의 집합으로 취급하여 확산의 개념을 이용하여 denoising을 수행하는 알고리즘으로 비선형적으로 공간정보를 지니고 있는 엣지에서 확산계수를 0에 근접한 값으로 정하여 디테일 정보를 보존하며 non-edge 영역에서는 확산계수를 크게 부여하는 영역 분석에 기반하여 local variation을 제거하는 방향으로 denoising을 수행한다. 세 번째 대표적인 방법으로 non-local(NL)means algorithm[4]이 있다. NL-means algorithm은 복원하려는 픽셀이 포함된 패치와 서치 윈도우내의 패치 간에 유사도(similarity)를 sum of squared difference(SSD)를 이용하여 도출하고 이를 통해서 서치윈도우내의 패치의 유사도의 높고 낮음에 따라 가중치를 할당하는 방식으로 영역분석을 수행한다. 앞서 살펴본 대표적인 denoising인 SSD, local variance를 이용한 방법은 엣지 강도가 작은 디테일 성분들을 노이즈로부터 효과적으로 도출해내지 못하여 노이즈 필터링 시에 디테일성분들을 보존하지 못하는 한계가 존재한다. Fig. 2.과 같이 평탄한 영역과 엣지 강도가 작은 디테일 영역 구분에 있어서 취약하므로 노이즈 성분과 엣지 강도가 비슷한 디테일 성분의 경우 구분에 어려움이 있기 때문에 노이즈 제거 수행 시 디테일이 감소되면서 denoising이 될 가능성이 높다. 따라서, 본 연구에서는 엣지의 구조적인 특성에 기반 하여 엣지 강도가 작은 디테일 영역과 평탄화 영역을 효과적으로 구분할 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다.



Fig. 2. Classification of image regions

2. 본론

본 연구에서는 기존의 이미지 영역 분석 방법이 약한 엣지 강도(edge strength)를 가진 디테일영역을 노이즈로부터 구분해 내는데 문제를 겪고 있는 것에 착안하여 이러한 문제점을 해결 할 수 있는 이미지 영역 분석 방법을 제안하고자 한다.

이를 위해서 노이즈의 랜덤한 성질(randomness)은 Fig.3.과 같이 노이즈와 의미 있는 디테일 성분을 구분하는데 주요 특징으로 사용된다.

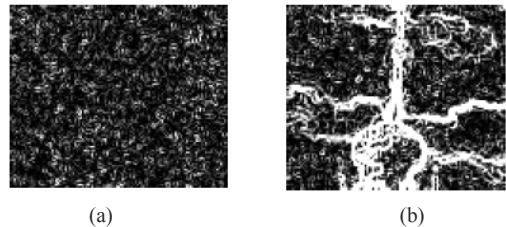


Fig. 3. (a) edge strength in a uniform region with noise component (b) edge strength in an image detail region with noise component

의미 있는 엣지의 경우 일정 크기 이상의 엣지 강도를 가지면서 연결성이 높은 반면 노이즈의 경우 연결성이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 여기에서 의미있는 엣지는 영상에서의 디테일 정보를 나타내는 것으로 인지할 수 있는 크기의 gray-level의 변화와 연결성을 띄고 있다. 이러한 의미 있는 엣지, 즉 디테일 성분의 구분을 위해 Fig. 4.의 흐름도(flow chart)에서 볼 수 있듯 1차적으로 바이너리 엣지 맵(binary edge map)을 엣지 강도와 경사 방향(gradient orientation)을 기반으로 생성 한다.

이때, 노이즈 성분이 완전히 제거 되지 않더라도 의미 있는 디테일 성분이 제거되지 않도록 thresholding을 수행하였다. 이 후, 디테일 성분과, 완전히 제거되지 않은 노이즈 성분을 분류하기 위해 엣지 개수 및 연결성을 이용하여 최종 detail descriptor를 생성하여 영역의 디테일 정도를 도출 한다. 이를 통하여 영역별 디테일 성분을 보존하면서 평탄화 영역의 노이즈는 효과적으로 제거 할 수 있는 영역 분석에 기반한 image denoising방법을 설계하고자 한다.

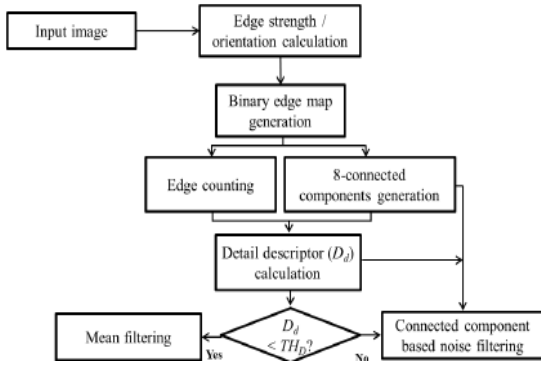


Fig. 4. Flow chart of the proposed algorithm

2.1 Detail descriptor generation

노이즈 이미지에서 디테일성분을 정량적으로 계산하기 위해서 의미 있는 엣지성분으로 구성된 바이너리 엣지 맵을 만들어야 한다. 이를 위해서 소벨 연산자(sobel operator)를 이용하여 도출된 edge strength(ES)와 gradient orientation(GO)가 사용된다. 먼저 이미지를 블록별로 나누는 소벨 연산자를 통하여 식(3)과 같이 x,y 방향으로의 ES 를 도출한다.

$$ES(i,j) = G_x(i,j)^2 + G_y(i,j)^2 \quad (3)$$

$G_x(i,j)$ 는 ij 픽셀에서의 x 방향의 기울기를 나타내고, $G_y(i,j)$ 는 ij 픽셀에서의 y 방향의 기울기를 나타낸다. GO 는 식(4)처럼 $G_y(i,j)$ 와 $G_x(i,j)$ 의 역 tangent함수를 이용하여 도출하며, Fig. 5.처럼 8방향으로 양자화(quantization)된 형태로 최종 결정 된다.

$$GO(i,j) = \tan^{-1}(G_x(i,j)/G_y(i,j)) \quad (4)$$

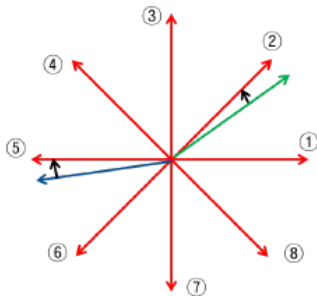


Fig. 5. Quantization of GO

도출된 ES 의 threshold값을 통해서 Fig. 6.과 같은 양자화된 ES_{quan} 영상을 구할 수 있다. 여기에서 TH_{ES} 값은 이전 프레임에서의 노이즈 평탄화 패치로부터 추정된 노이즈 수준에서의 엣지 강도 기대값을 0.5로 스케일링하여 결정했다.

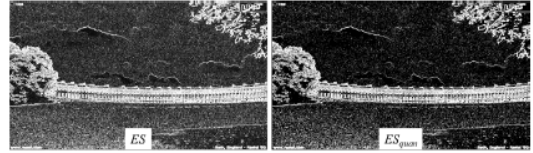


Fig. 6. Edge strength(ES) and quantized edge strength (ES_{quan})

이 후 위의 양자화된 ES_{quan} 에서 경사 방향을 도출한다. 인접 8개의 주변 픽셀에 같은 방향(orientation)을 갖는 픽셀이 단 한 개도 존재하지 않을 경우, 완벽하게 랜덤(random)한 방향성을 갖는 픽셀의 경우 $GO_{quan}(i,j)$ 값을 0으로 제거한다. 이를 통해서 방향성의 의미가 없는 노이즈 성분들을 추가적으로 제거하여 다음 Fig. 7.과 같이 최종적인 binary edge map(E_{binary})을 생성한다.

$$E_{binary}(i,j) = \begin{cases} 1, & ES_{quan}(i,j) = 1 \text{ and } GO_{quan}(i,j) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

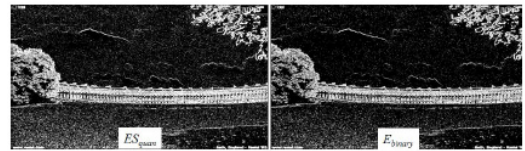


Fig. 7. Quantized edge strength and binary edge map (E_{binary})

E_{binary} 을 이용하여 디테일을 추출하기 위해 탐색 윈도우(search window)상에서 엣지의 수(N_{edge})와 connected component algorithm을 component의 수($N_{component}$)의 정보를 도출하여 detail descriptor(D_d)를 생성한다. 먼저 엣지의 수는 식(6)으로 정의된다.

$$N_{edge}(i,j) = \sum_{y=-adj}^{adj} \sum_{x=-adj}^{adj} E_{binary}(i+x,j+y) \quad (6)$$

여기에서 $N_{edge}(i,j)$ 는 바이너리 엣지 맵 상에서 탐색윈도

우 내의 픽셀 값이 1인 픽셀수로 도출되며, adj 는 패치의 범위로 2로 설정되었고 이 경우에는 5×5 윈도우를 이용하여 구하였다. 그 이후로는 $N_{component}(i,j)$ 는 Fig. 8.처럼 8 connected component map을 이용하여 나온 총 연결된 component의 수를 의미한다.

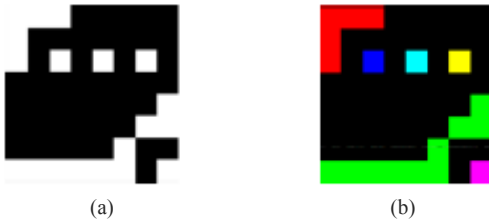


Fig. 8. (a) binary edge map (b) connected component

따라서, $N_{edge}(i,j)$, $N_{component}(i,j)$ 를 이용하여 각 connected component에 포함되는 평균 픽셀 수를 생성하여 식(7)로 디테일의 정도를 평가한다.

$$D_d(i,j) = \begin{cases} 0, & \text{if } N_{component}(i,j) = 0 \\ \frac{N_{edge}(i,j)}{N_{component}(i,j)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

식(7)에서 $N_{component}(i,j)$ 의 개수가 0이면, 실제 탐색 윈도우내에 연결된 성분이 없으므로, detail descriptor는 0으로 나타나며, 그렇지 않은 경우에는 엣지의 수를 component의 수로 나누어 local 이미지영역에서의 이미지 디테일의 양이 어느정도인지 정확한 수치로 나타낼 수 있게 된다. Fig. 9.은 detail descriptor의 예로써, 탐색 윈도우 내의 엣지 수와 component의 수를 나타내어 D_d 를 구한 예시를 든 것이다. 이를 바탕으로 component-based noise filtering을 수행하여 영역 분석을 수행한다.

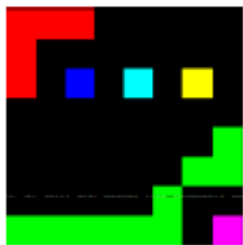


Fig. 9. Example of detail descriptor(D_d) value generation

2.2 Connected component-based noise filtering

Detail descriptor를 생성한 이후에, 노이즈 필터링은 detail descriptor에 의존하여 수행된다. 만약 $D_d(i,j)$ 가 1보다 작거나 같다면 픽셀(i,j)는 노이즈 평탄화 영역으로 분류되어 mean filtering을 수행하며, 그렇지 않으면 식(8)에 의해 detail descriptor의 크기와 connected component를 기반으로 적응적으로 노이즈 필터링을 진행한다.

이 식은 원본 노이즈 이미지 G 를 픽셀간의 유사도에 따라서 가중치를 조정하되 detail descriptor에 따라서 디테일 강도를 조정한다.

식(10)-(11)에서는, 동일한 connected component에 포함된 픽셀 간에는 더 높은 가중치를 부과함으로써 디테일을 유지하면서 노이즈를 제거할 수 있게 했다.

$$G(i,j) = \frac{1}{(Z(i,j))} \sum_{x=-adj}^{adj} \sum_{y=-adj}^{adj} w(x,y) \cdot G(i+x,j+y) \quad (8)$$

$$Z = \sum_{x=-adj}^{adj} \sum_{y=-adj}^{adj} w(x,y) \quad (9)$$

$G(i,j)$ 는 픽셀(i,j)에서의 gray-level, Z 는 normalized factor를 나타내고 $w(x,y)$ 는 x,y 에서의 가중치 값을 나타낸다.

따라서, 위 식들을 통하여 식 (10)에서 도출된 가중치를 이용하여 가중치 윈도우(weight window)와 gray-level을 서로 컨볼루션 하여 최종 denoising을 수행한다. 이제 가중치 값을 connected component를 기반으로 아래와 같이 도출한다.

$$w(x,y) = \begin{cases} e^{-\alpha \cdot Dif/D_d(i,j)}, & \text{if } label_p(x,y) = label_p(i,j) \\ (e^{-\alpha \cdot Dif/D_d(i,j)})/8, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$Dif(x,y) = |G(i,j) - G(x,y)| \quad (11)$$

α 는 평탄화세기를 조절하는 인자이며, $label_p(\cdot)$ 은 connected component 픽셀의 라벨링(labeling)값을 의미한다. 따라서, 같은 라벨을 가지면서 gray-level을 통해 도출한 유사도가 높은 픽셀일수록 가중치를 높게 주어 컨볼루션을 수행하였다.

2.3 실험결과 및 고찰

2.3.1 Results of region analysis

Fig. 10. 영상들은 이미지 영역분석(image region analysis)결과로 각 영역의 디테일 정도를 나타낸 detail descriptor를 도출한 이미지이다.

Fig. 10.의 결과에서 확인 할 수 있듯이, 기존 영역 분석 방법인 SSD, local variance기반 방식들이 구조적인(structural)한 영역의 분석 없이 gray-level의 특성만을 이용하여 이미지 영역 분석을 수행한 결과 이미지 디테일 성분을 노이즈 영역으로부터 효율적으로 도출해 내지

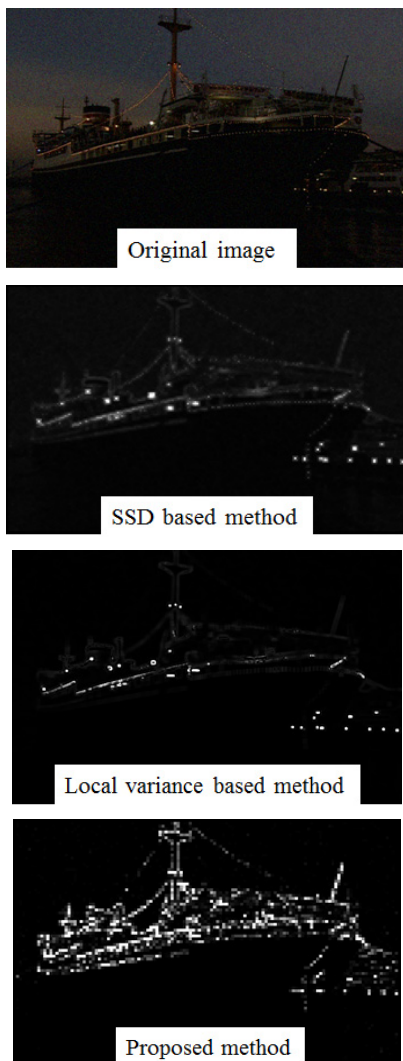


Fig. 10. The result of detail descriptor generation (noise level: $\sigma=5\%$)

못하는 것을 볼 수 있다.

반면에, 제안하는 알고리즘의 경우 노이즈의 랜덤한 성질을 이용하여 구조적 형태를 detail descriptor가 구조적인 정보를 보존하여 디테일 성분을 노이즈 성분으로부터 효과적으로 뽑아내는 것을 확인 할 수 있다.

2.3.2 Denoising results using region analysis

이어서 제안하는 방법의 denoising결과를 알아보기 위해서 Kodak lossless image set, ISO12640 image set, IEC image set을 3%, 5% 및 10%의 노이즈 수준에 대해서 저하 시킨 후 벤치 마크 알고리즘인 bilateral filter, non-local(NL)means filter의 방법과 peak signal-to-noise ratio(PSNR), structural similarity index(SSIM)의 측면에서 비교하여 결과를 검증하고자 한다.

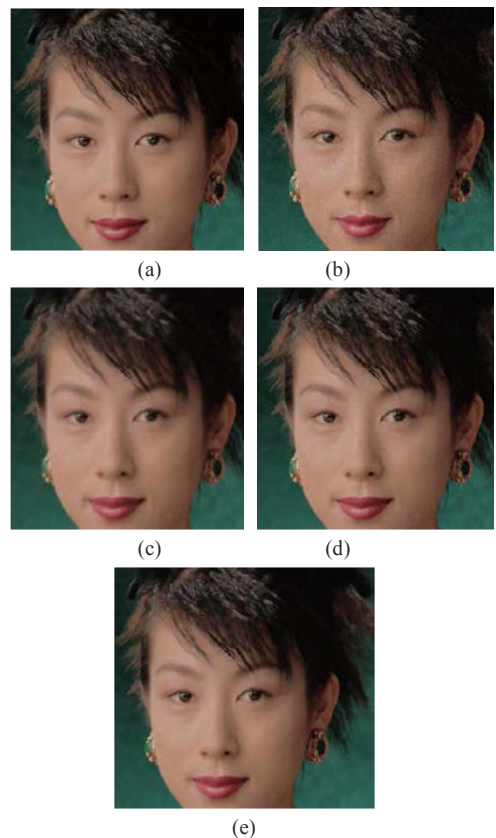


Fig. 11. Image quality comparison of the conventional and proposed methods: (a) original image, (b) noisy image, (c) image by bilateral filter, (d) image by NL means filtering (e) image by proposed method

Fig.11. 영상에서 볼 수 있듯, 기존 denoising 방식에 비해서 평탄화 영역에서는 노이즈를 효과적으로 제거하고 공간적인 정보인 이미지 디테일 성분은 보존함으로써 우수한 denoising 효과를 보이는 것을 볼 수 있다.

이는 정확한 영역 분석을 기반으로 적응적으로 denoising을 수행하였기 때문이다.

이어서 제안하는 방법과 벤치마크 방법들 간에 객관적인 이미지 퀄리티를 평가하기 위해 PSNRs와 SSIMs의 결과를 나타내었다.

Table 1.에서 확인할 수 있는 것처럼 제안하는 방법은 벤치마크 방법들에 비해 지표상으로도 Kodak 이미지 세트에서 노이즈 수준이 3%에서 PSNR은 최대 7.3%, SSIM은 최대 7.4%상승함을 확인할 수 있었다. 따라서, 제안된 알고리즘은 이미지 영역의 디테일 정보를 최대한 살리면서, 도출하여 노이즈 필터링을 수행함으로써 인간의 시각인지체계(human visual system, HVS)[5]를 반영한 우수한 이미지 퀄리티 결과를 보이는 것을 정량적으로 비교해 볼 수 있었다.

Table 1. Average PSNRs and SSIMs of benchmark algorithm

Test images (The number of images)		Noisy image	
		PSNR[dB]	SSIM
Kodak (24)	$\sigma=3\%$	33.776	0.880
	$\sigma=5\%$	30.845	0.747
	$\sigma=10\%$	28.796	0.492
ISO (15)	$\sigma=3\%$	34.304	0.864
	$\sigma=5\%$	31.412	0.722
	$\sigma=10\%$	29.385	0.46
IEC (20)	$\sigma=3\%$	33.993	0.842
	$\sigma=5\%$	31.090	0.679
	$\sigma=10\%$	29.064	0.398
Test images (The number of images)		Bilateral	
		PSNR[dB]	SSIM
Kodak (24)	$\sigma=3\%$	36.036	0.896
	$\sigma=5\%$	34.120	0.825
	$\sigma=10\%$	31.457	0.707
ISO (15)	$\sigma=3\%$	38.960	0.956
	$\sigma=5\%$	36.131	0.920
	$\sigma=10\%$	32.224	0.774
IEC (20)	$\sigma=3\%$	39.076	0.939
	$\sigma=5\%$	37.205	0.905
	$\sigma=10\%$	32.631	0.719
Test images (The number of images)		NL means	
		PSNR[dB]	SSIM
Kodak (24)	$\sigma=3\%$	36.241	0.934
	$\sigma=5\%$	34.316	0.894
	$\sigma=10\%$	32.601	0.804
ISO (15)	$\sigma=3\%$	38.172	0.956
	$\sigma=5\%$	35.775	0.925
	$\sigma=10\%$	34.039	0.867
IEC (20)	$\sigma=3\%$	38.538	0.948
	$\sigma=5\%$	35.919	0.904
	$\sigma=10\%$	34.535	0.858

Test images (The number of images)		Proposed	
		PSNR[dB]	SSIM
Kodak (24)	$\sigma=3\%$	36.953	0.945
	$\sigma=5\%$	34.711	0.903
	$\sigma=10\%$	32.700	0.808
ISO (15)	$\sigma=3\%$	39.049	0.970
	$\sigma=5\%$	36.279	0.945
	$\sigma=10\%$	34.132	0.876
IEC (20)	$\sigma=3\%$	39.408	0.960
	$\sigma=5\%$	37.251	0.933
	$\sigma=10\%$	35.037	0.873

3. 결론

이 논문에서, 본 연구를 수행하게 된 배경은 기존 디노이징 방법들이 이미지 노이즈는 효과적으로 제거했지만, 그 과정에서 이미지의 세세한 정보를 제거하여 시각적으로 뭉개져 보이는 현상이 공통적으로 보여왔다. 이 현상을 개선해 보고자 제안하는 알고리즘은 이미지 정보를 보여주는 디테일 성분을 최대한 보존하는 디테일 디스크립터에 기반한 디노이징 알고리즘을 제시 했다. 제안하는 방법은 이미지 노이즈의 랜덤성을 이용하여 이미지 정보의 연결성을 활용하여 디테일 정보를 유지하는 디노이징 알고리즘을 설계하였다. 실험 결과에서 볼 수 있듯이 제안한 방법은 타 벤치마크 방법에 비해 이미지 디테일이 유지 되었음을 확인할 수 있었고, 반영 지표인 SSIM수치로 확인 할 수 있었으며, 디노이징 결과 PSNR 역시 기존 벤치마크 알고리즘에 비해 우수한 결과를 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

향후 연구로는 이미지 디테일을 구하는데 필요한 커널 사이즈 및 계산량을 최적화하고자 합니다.

References

- [1] Tsin.Y., "Statistical calibration of CCD image process." Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings.
- [2] C. Tomasi and R.Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," The Sixth International Conference Computer Vision, pp. 836-846, 1998. DOI: <https://doi.org/10.1109/iccv.1998.710815>
- [3] P. Perona, J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, August 2002. DOI: <https://doi.org/10.1109/34.56205>
- [4] A.Buades, B.Coll, J.M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," IEEE Computer Vision and

Pattern Recognition 2005 (CVPR2005), vol. 2, pp. 60-65, Jun. 2005.

DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.38>

- [5] 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 공과대학 전자통신공학부
- 2014년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 석사
- 2014년 2월 ~ 2015년 8월 : LG 디스플레이
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방기술품절원(DTaQ) 연구원

<관심분야>

영상, 비디오신호처리, 국방신뢰성공학

이지혁(Ji-Hyeok Lee)

[정회원]



- 2004년 2월 : 연세대학교 공과대학 전자공학과 (공학사)
- 2006년 6월 : USC(University of Southern California) M. S. in Electrical Engineering.(공학석사)
- 2010년 2월 ~ 현재 : 국방기술품절원(DTaQ) 선임 연구원

<관심분야>

정보처리, 영상 표적 추적

정영탁(Young-Tak Jeong)

[정회원]



- 2011년 2월 : 경희대학교 공과대학 전자전파과 (공학사)
- 2011년 2월 ~ 2014년 8월 : 한국항공우주산업
- 2014년 8월 ~ 현재 : 국방기술품절원(DTaQ) 연구원

<관심분야>

적외선 탐지 장비, 영상처리