

# 다운 스케일 영상을 이용한 적응적인 비국부 평균 노이즈 제거 방식

응웬 뚜안안\*, 김 동 영\*, 홍 민 철°

## Adaptive Non-Local Means Denoising Algorithm Using Down-Scaled Images

Tuan-Anh Nguyen\*, Dong Young Kim\*,  
 Min-Cheol Hong°

### 요 약

본 논문에서는 노이즈에 의해 왜곡된 영상의 다운 스케일 영상들을 이용한 적응적인 비국부 평균 노이즈 제거 방식에 대해 제안한다. 다운 스케일 영상을 활용하여 국부 활동성이 높은 영역과의 유사도가 높은 패치 수를 증대시켜 비국부 평균 노이즈 제거 방식의 문제점인 국부 활동성이 높은 영역에서의 왜곡 현상 및 윤곽선 손실 현상을 감소시키기 방식에 대해 기술한다. 실험 결과를 통해 비국부 평균 방식과 비교하여 제안 방식이 평균 1.5 (dB) 성능 향상이 있음을 확인할 수 있었다.

**Key Words** : denoising, non-local means, down-scaled images, patch size, search window

### ABSTRACT

This paper presents an adaptive non-local means denoising algorithm using down-scaled images. This work provides a method to reduce artifacts and information loss around context region by increasing the number of similar patches for high activity region with down-scaled images. Experimental results

demonstrate that the proposed algorithm outperforms the non-local means algorithm more than 1.5 (dB).

### I. 서 론

디지털화된 원 영상에 다양한 현상에 의해 발생하는 노이즈 왜곡 영상을 복원하기 위한 연구는 오랜 기간 진행되었으며, 가전분야, 재난/보안용 영상 감시 시스템, 의학 및 국방 등의 다양한 응용 분야에서 관련 서비스의 성능 향상을 위해 고성능 노이즈 제거 방식에 대한 필요성이 증대되고 있다<sup>1-3)</sup>.

비국부 평균 (Non-local means) 기법은 노이즈 제거에 매우 효과적인 방식임이 입증되었으며 성능 향상을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>1)</sup>. 특히 비국부 평균 필터의 통계적 분석<sup>4)</sup>, 가중치 함수의 선정<sup>5)</sup>, 노이즈 양 및 국부 활동성에 따른 패치 크기의 적응적 결정<sup>6)</sup>, 연산량의 절감을 위한 알고리즘의 가속화<sup>7)</sup> 등과 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다. 비국부 평균 방식의 기본 개념인 패치간의 공간상의 상관관계 활용은 희소 이론 (Sparsity theory)와 결합하여 block matching based two-stage 3D (BM3D) 노이즈 제거 필터 방식이 발표되었으며, 이와 관련된 많은 연구가 진행되고 있다<sup>2)</sup>. 이와 같이 패치 간의 유사도 검색을 기반으로 많은 방식이 제안되었으나 다운 스케일 영상을 활용하여 패치 기반의 노이즈 제거 방식의 성능 향상을 도모하는 연구는 미흡한 상태이다.

본 연구에서는 국부 활동성이 높은 영역에서 유사도가 높은 패치의 효과적인 확보를 위해 국부적으로 유사한 기하학적 특성이 많이 존재하는 다운 스케일 된 영상들을 활용하여 비국부 평균 노이즈 방식의 성능을 향상시키는 방식에 대해 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II절에서는 제안하는 다운 스케일 영상들을 이용한 패치 검색 및 가중치 결정 방식에 대해 기술한다. III절에서는 실험 결과에 대해 분석하며, 마지막으로 IV절에서는 결론을 내린다.

### II. 제안 방식

일반적으로 원 영상에 독립적인 노이즈에 의해 왜

※ 본 논문은 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단 차세대정보컴퓨팅기술개발 사업 (2012M3C4A7032182) 지원 및 교육부의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업 (2014R1A1A2053796) 지원을 받아 수행된 연구임.

♦ First Author : Soongsil University, School of Electronic Engineering, anhnt@ssu.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Soongsil University, School of Electronic Engineering, mhong@ssu.ac.kr, 종신회원

\* Soongsil University, School of Electronic Engineering, kdy3327@ssu.ac.kr

논문번호 : KICS2014-10-413, Received October 13, 2014; Revised October 29, 2014; Accepted December 15, 2014

곡된 영상의 모델은 다음과 같이 기술될 수 있다.

$$g(i) = f(i) + n(i). \quad (1)$$

위 식에서  $g$ ,  $f$  및  $n$ 은 노이즈에 의해 왜곡된 관측 영상, 원 영상 및 노이즈 성분을 의미하며,  $i$ 는 화소의 2차원 공간상의 위치를 나타낸다.

전통적인 비국부 평균 기법을 이용한  $i$ 번째 화소는 다음과 같이 복원된다.

$$\bar{f}(i) = \frac{\sum_{j \in W} w(i,j)g(j)}{\sum_{j \in W} w(i,j)}. \quad (2)$$

위 식에서  $W$ 는 화소  $g(i)$ 를 기준으로 하는 검색 영역을 의미하며,  $w(i,j)$ 는 화소  $g(i)$ 를 중심으로 하는 패치  $N(i)$ 와 화소  $g(j)$ 를 중심으로 하는 패치  $N(j)$ 와의 유사도를 표현하는 가중치 값을 나타낸다. 패치간의 유사도에 따른 가중치는 다음과 같이 결정된다.

$$w(i,j) = \exp(-\sum_{p \in P} G_a(g(i+p) - g(j+p))^2/h^2). \quad (3)$$

위 식에서  $G_a$ 는 가우시안 완화 필터 커널을 의미하며,  $P$ 는  $g(i)$  및  $g(j)$ 를 중심으로 하는 패치의 크기를 나타낸다. 더불어,  $h$ 는 가중치 함수의 매개 변수를 의미하며, 일반적으로 노이즈 정도가 사용된다.

비국부 평균 방식은 패치  $N(i)$ 와 유사도가 높은 패치가 검색 영역 내에 많이 존재할수록 우수한 성능을 나타내지만,  $N(i)$ 에 존재하는 노이즈에 의한 왜곡 정도가 심한 경우 노이즈 제거 성능이 만족스럽지 못하게 된다. 더불어, 검색 영역이 커질수록 유사도가 높은 패치를 검색할 가능성은 높아지나, 유사도가 낮은 패치의 수도 비례하여 증가하는 관계로 열화 현상이 발생할 수 있다. 이와 같이 단일 영상으로 성능 향상에 한계성이 존재한다.

본 방식의 기본 개념은 국부 활동성이 큰 영역에서는 유사도가 높은 패치수가 매우 제한적이므로 다운 스케일 영상을 이용하여 국부 활동성이 큰 패치를 위해 다운 스케일링 영상의 대응되는 화소를 기준으로 하는 검색 영역 내에서 유사도가 높은 영역의 패치 수를 증가하고자 하는데 있다. 이를 통해 국부 활동성이 큰 패치들에 대해 효과적인 노이즈 제거 및 에지 영역에서 발생하는 왜곡 현상을 감소시키고자 한다.

왜곡 영상  $g$ 를  $2q$ 배로 다운 스케일링한 영상을 이용한 가중치는 전통적인 비국부 방식과 유사하게 다

음과 같이 기술된다.

$$w_d^q(i,m) = \exp(-\sum_{p \in P} G_a(g(i+p) - g_d^q(m+p))^2/h^2). \quad (4)$$

위 식에서  $g_d^q$ 는 영상  $g$ 를 수평 및 수직 방향으로  $2q$ 배 다운 스케일링한 영상을 의미하며, 다운 스케일링한 영상을 사용하여 다음과 같이 복원 영상을 획득하게 된다.

$$\bar{f}(i) = \frac{\sum_{j \in W} w(i,j)g(j) + \sum_{q=1}^Q \sum_{m \in W_d^q} w_d^q(i,m)g_d^q(m)}{\sum_{j \in W} w(i,j) + \sum_{q=1}^Q \sum_{m \in W_d^q} w_d^q(i,m)} \quad (5)$$

위 식에서  $W_d^q$ 는  $g(i)$ 에 대응하는  $2q$ 배 다운 스케일링한 영상의  $\lfloor i/(2q) \rfloor$ 에 위치한 화소를 중심으로 하는 패치의 검색 영역을 의미하며,  $\lfloor a \rfloor$ 는  $a$ 보다 크지 않은 최대 자연수 값을 의미한다.

### III. 실험 결과

본 논문에서 제안한 기법을 다양한 영상들에 대해 다양한 양의 가우시안 노이즈를 첨부해서 실험하였다. 본 실험 결과에서는  $256 \times 256$  크기의 ‘Lena’, ‘Cameraman’, 및 ‘Airfield’ 영상에 5dB, 10dB, 15dB 및 20dB 노이즈가 첨부된 결과에 대하여 기술한다. 성능 비교를 위해 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)를 사용하였으며, 비국부 평균 노이즈 제거 방식 (NLM)<sup>[1]</sup>과 성능 비교를 하였다. 제안 방식은 연산량을 고려하여 수평 및 수직 방향으로 2배 다운 스케일링 영상 (식 (5)의  $Q=1$ )로 적용하였다. 더불어, 패치 크기는  $7 \times 7$ 로 정의하였으며, NLM 방식의 패치 검색 영역은  $21 \times 21$ 를 (패치당 검색 패치수 441개), 제안 방식은 원 해상도 및 다운 스케일링 영상에 각각  $15 \times 15$  검색 영역을 적용하였다 (패치당 검색 패치수 450개).

표 1에 실험에 활용한 영상들에 대한 PSNR 성능 비교 결과를 정리하였다. 실험 결과로부터 제안 방식의 성능이 NLM 방식보다 PSNR 성능이 첨부 노이즈 양에 관계없이 우월함을 확인할 수 있었으며, 최대 2dB 정도의 개선된 성능이 있음을 알 수 있었다. 더불어, 영상의 국부 활동성이 클수록 PSNR의 개선이 높

표 1. 테스트 영상들에 PSNR 성능 비교  
Table 1. PSNR comparisons of test images.

| Test images | Method       | $\sigma_n$ |       |       |       |
|-------------|--------------|------------|-------|-------|-------|
|             |              | 5          | 10    | 15    | 20    |
| Lena        | NLM          | 34.91      | 31.70 | 30.65 | 29.68 |
|             | Proposed NLM | 36.67      | 33.66 | 31.90 | 30.35 |
| Cameraman   | NLM          | 34.71      | 30.97 | 29.32 | 28.54 |
|             | Proposed NLM | 36.37      | 32.82 | 30.89 | 29.68 |
| Airfield    | NLM          | 31.50      | 26.89 | 24.63 | 23.42 |
|             | Proposed NLM | 32.95      | 28.54 | 26.31 | 25.03 |

아짐을 확인할 수 있었으며, 이와 같은 결과는 다운 스케일된 영상에서 국부 활동성이 큰 영역이 복원 과정에서 효과적으로 기여했음을 알 수 있다.

시각적 성능 비교를 위해 그림 1 및 2에 ‘Lena’ 및 ‘Cameraman’ 영상의 부분 확대 영상을 도시하였다. 그림에서 (a) 및 (b)는 15 (dB) 노이즈로 왜곡된 영상을 NLM 및 제안 방식으로 복원한 결과 영상을 나타낸다. 상기 결과에서 NLM 복원 영상은 고주파 영역에서 왜곡 현상이 존재하는 반면에 제안 방식에서는 국부 활동성이 큰 영역을 효과적으로 활용함으로써 고주파 영역에서의 왜곡 현상이 현저히 감소되었음을 확인할 수 있었으며, 상기 결과는 PSNR 결과와 일치함을 알 수 있었다.

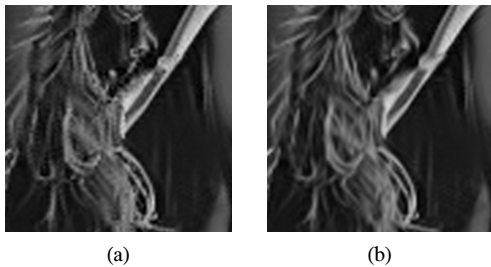


그림 1. 15 (dB) 가우시안 노이즈에 의해 왜곡된 ‘Lena’ 영상에 대한 결과 확대 영상 : (a) NLM, (b) 제안 방식  
Fig. 1. Zoom-in results with ‘Lena’ image degraded by 15 (dB) Gaussian noise : (a) NLM, (b) proposed algorithm.



그림 2. 15 (dB) 가우시안 노이즈에 의해 왜곡된 ‘Cameraman’ 영상에 대한 결과 확대 영상 : (a) NLM, (b) 제안 방식  
Fig. 2. Zoom-in results with ‘Cameraman’ image degraded by 15 (dB) Gaussian noise : (a) NLM, (b) proposed algorithm.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 비국부 평균 노이즈 제거 방식의 성능 향상을 위해 다운 스케일된 영상을 활용하여 국부 활동성이 큰 패치들에 대해 유사도가 높은 패치 수를 증가시켜 효과적인 노이즈 제거 및 에지 영역에서의 왜곡 현상을 감소시키는 방식에 대해 제안하였다. 유사한 영역을 증대하여 활용하는 방식을 제안하였다. 실험 결과를 통해 PSNR 및 시각적 성능 향상이 이루어졌음을 확인할 수 있었으며, 다양한 고해상도 영상 응용 분야에 활용 가능할 것으로 기대된다.

#### References

- [1] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, “Image denoising methods. A new nonlocal principle,” *SIAM Rev.*, vol. 52, no. 1, pp. 113-147, Jan. 2010.
- [2] P. Milanfar, “A tour of modern image filtering,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 30, no. 1, pp. 106-128, Jan. 2013.
- [3] S. Shin, Y. Park, and Y. Kim, “Adaptive Video Enhancement Algorithm for Military Surveillance Camera Systems,” *J. KICS*, vol. 39, no. 1, pp. 28-35, Jan. 2014.
- [4] N. Thacker, J. Manjon, and P. Bromiley, “Statistical interpretation of non-local means,” *IET Comput. Vis.*, vol. 4, no. 3, pp. 162-172, Mar. 2010.
- [5] Y. Wu, B. Tracey, P. Natarajan, and J. Noonan, “James-Stein type center pixel weights for non-local means image denoising,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 20, no. 4, pp. 411-414, Apr. 2013.
- [6] C. Deledaller, V. Duval, and J. Salmon, “Non-local methods with shape-adaptive patches,” *J. Math. Imaging Vis.*, vol. 43, no. 2, pp. 103-120, Apr. 2012.
- [7] K. Chaudhury, “Acceleration of the shiftable O(1) algorithm for bilateral filtering and non-local means,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 4, pp. 1291-1300, Apr. 2013.