

혼합 norm 기반의 가중치 함수를 이용한 평균 노이즈 제거 기법

Non-Local Means Denoising Method using Weighting Function based on Mixed norm

김 동 영*, 오 종 근*, 홍 민 철*

Dong-Young Kim*, Jong-Geun Oh*, Min-Cheol Hong*

Abstract

This paper presents a non-local means (NLM) denoising algorithm based on a new weighting function using a mixed norm. The fidelity of the difference between an anchor patch and the reference patch in the NLM denoising depends on noise level and local activity. This paper introduces a new weighting function based on a mixed norm type of which the order is determined by noise level and local activity of an anchor patch, so that the performance of the NLM denoising can be enhanced. Experimental results demonstrate the objective and subjective capability of the proposed algorithm. In addition, it was verified that the proposed algorithm can be used to improve the performance of the other l_2 norm based non-local means denoising algorithms

요 약

본 논문에서는 혼합 norm을 이용한 가중치 함수 기반의 비국부 평균 노이즈 제거 방식을 제안한다. 비국부 평균 노이즈 제거 방식에서 중심 패치와 참조 패치의 오차에 대한 신뢰도는 노이즈 양 및 국부 활동성에 의존적인 특성을 갖고 있다. 본 논문에서는 혼합 norm 기반의 새로운 가중치 함수를 제안하고, 혼합 norm의 차수를 노이즈 정도 및 중심 패치의 국부 활동성에 의해 적응적으로 결정하여 비국부 평균 노이즈 제거 방식의 성능을 개선하고자 하였다. 실험 결과를 통해 기존의 비국부 평균 노이즈 제거 방식과 비교하여 제안 방식의 정량적 및 정성적 성능의 우수성을 확인할 수 있었다. 더불어, 제안 방식은 표준 유클리드 norm 기반의 다른 형태의 비국부 평균 노이즈 방식의 성능을 개선할 수 있는 능력이 있음을 확인할 수 있었다.

Key words : Non-local means denoising, mixed norm, weighting function, local activity, noise level

* Dept. of Electronics Engineering, Soongsil University

★ Corresponding author

e-mail : mhong@ssu.ac.kr, tel : 02-820-0716

※ Acknowledgment

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education (No. 2014R1A1A2053796)

Manuscript received Feb. 12, 2016; revised Apr. 26, 2016; accepted Jun. 22, 2016

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.

I. 서론

비국부 평균(Non-local means) 방식은 노이즈 제거에 매우 효과적임이 입증되었으며, 이로 인해 성능 향상을 위한 다양한 연구가 진행되고 있다 [1][2]. 특히 비국부 평균 필터의 통계적 분석 [3][4], l_2 norm을 기반으로 하는 가중치 함수 결정 [5][6], 통계 특성에 기반을 둔 패치 크기의 결정 [7], 영역 특성을 고려한 적응적 방식 [8][9] 및 연산량 절감을 위한 알고리즘 가속화 [10] 등과 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다.

기존의 비국부 평균 노이즈 제거 방식은 노이즈 양 및 국부 활동성에 대한 활용의 부족으로 성능 향상의 한계가 존재한다. 일반적으로 노이즈양이 작을수록 중심 패치의 신뢰도는 크게 되며, 이로 인해 유사도가 높은 참조 패치들의 가중치 값을 크게 설정되어야 한다. 반면에, 노이즈양이 클수록 중심 패치의 가중치 값을 작게 설정하여 유사 참조 패치의 기여도를 상대적으로 작게 설정하여야 한다. 더불어, 중심 패치의 활동성이 클수록 중심 패치의 가중치 값을 크게 설정하여 유사도가 낮은 참조 패치에 의한 가중치를 작게 하여야 복원 영상의 열화 현상을 감소시킬 수 있다. 본 논문에서는 중심 패치와 참조 패치간의 유사도에 의해 결정되는 가중치 함수를 l_1 , l_2 , 및 l_4 norm을 혼합한 형태를 정의하고, 혼합 norm의 차수를 노이즈 양 및 국부 활동성에 의해 적응적으로 결정하는 비국부 평균 노이즈 제거 방식에 대해 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II절에서는 비국부 평균 방식의 배경 이론에 대해 간략히 기술한다. III절에서는 중심 패치와 참조 패치간의 유사도에 따른 가중치 결정에 노이즈 양 및 국부 활동성을 반영하여 혼합 norm의 차수를 결정하는 방식에 대해서 설명한다. IV절 및 V절에서는 실험 결과 및 결론에 대해 기술한다.

II. 배경 이론

원 영상의 $i = (x, y)$ 위치의 화소가 노이즈에 의해 왜곡된 경우, 관측 영상의 해당 화소 값은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$g(i) = f(i) + n(i). \tag{1}$$

위 식에서 f , g 및 n 은 원 영상, 왜곡 영상 및 노이즈 성분을 나타낸다.

전통적인 비국부 평균 방식은 그림 1에 나타낸 바와 같이 $g(i)$ 를 중심으로 $U \times U$ 크기의 중심 패치 $P(i)$ 와 검색 영역 S 내의 화소 $g(j)$ 를 중심으로 하는 참조 패치 $P(j)$ 와의 유사도를 결정하고, 결정된 유사도에 따라 가중치를 부여하여 화소 $g(i)$ 의 복원 값을 각 참조 패치에 부여되는 가중치 합으로 다음과 같이 결정한다 [2].

$$\hat{f}(i) = \frac{\sum_{j \in S} w(i, j) g(j)}{\sum_{j \in S} w(i, j)}. \tag{2}$$

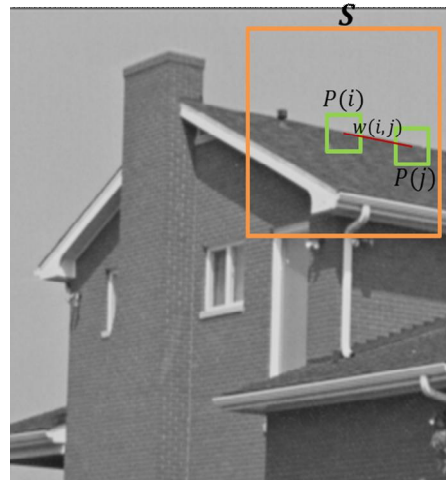


Fig. 1. Example of Non-local means denoising
그림 1. 비국부 평균 노이즈 제거 예

식 (2)에서 중심 패치 $P(i)$ 와 참조 패치 $P(j)$ 의 상관관계를 의미하는 가중치 $w(i, j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$w(i, j) = \exp(- \| P(i) - P(j) \|_2^2 / h^2). \tag{3}$$

위 식에서 h 는 가중치 함수의 매개 변수를 의미하며, 일반적으로 노이즈 표준편차에 비례하는 값을 사용한다. 더불어, $\| \cdot \|$ 는 norm 연산자를 의미한다.

III. 제안 방식

비국부 평균 노이즈 방식은 중심 패치 $P(i)$ 와 유사도가 높은 참조 패치가 검색 영역에 많이 존재할수록 노이즈 제거에 효과적이다. 그러나 원 영상에 존재하는 노이즈양이 많을수록 중심 패치에 대한 신뢰도가 감소하며 참조 패치와의 유사도도 신뢰성이 저하된다. 이로 인해 노이즈양이 많을수록 중심 패치와 유사도가 높은 참조 패치의 가중치 값은 복원 영상을 왜곡시키는 요인이 된다. 더불어, 중심 패치에 존재하는 경계선 등의 활동성이 높은 정보가 많을수록 유사도가 낮은 참조 패치로 인해 열화 현상이 발생하게 된다. 상기와 같은 특성을 반영하는 가중치 함수는 다양한 형태로 정의될 수 있으며, l_p norm을 위와 같은 특성을 반영하여 가중치 함수 $w(i,j)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$w(i,j) = \exp\left(-\frac{\|P(i) - P(j)\|_p^p}{\sigma_n^p}\right). \quad (4)$$

위 식에서 σ_n 은 노이즈 표준편차를 의미하며, p 는 norm의 차수를 나타낸다. 식 (4)에서 norm의 차수 p 가 '0'에 가까울수록 가중치 함수는 평균(mean) 필터의 특성을 갖게 되어 중심 패치 $P(i)$ 에 대한 참조 패치 $P(j)$ 의 유사도에 관계없이 $P(j)$ 의 기여도는 일정하게 된다. 그러므로 노이즈양이 커질수록 norm의 차수는 작게 설정하는 것이 바람직스럽다. 반면에 노이즈양이 작은 경우, 중심 패치와 참조 패치간의 유사도가 커질수록 가중치 값을 크게 설정하여 참조 패치 $P(j)$ 의 기여도를 크게 하는 것이 바람직스럽다. 그러므로 노이즈양이 작고 국부 활동성이 클수록 norm의 차수 p 를 크게 설정하는 것이 바람직스럽다. 본 논문에서는 노이즈 양 및 국부 활동성에 따라 norm의 차수를 결정하여 가중치를 부여하는 방식에 대해 제안한다.

국부 활동성은 다양한 형태로 정의될 수 있다. 본 논문에서는 관측된 왜곡 영상에 3×3 크기의 가우시안 커널을 이용하여 회선(convolution)시킨 결과에 그림 2에 표현된 Sobel 마스크(mask)를

1	2	1	1	0	-1	0	1	2	-2	-1	0
0	0	0	2	0	-2	-1	0	1	-1	0	1
-1	-2	-1	1	0	-1	-2	-1	0	0	1	2
M_1			M_2			M_3			M_4		

Fig. 2. Sobel mask for edge detection
그림 2. 에지 검출을 위한 Sobel 마스크

적용한 결과를 사용하였다. 상기 과정은 다음과 같이 기술될 수 있다.

$$y_g = G_{\sigma_n} * * y. \quad (5)$$

위 식에서 G_{σ_n} 은 노이즈 표준편차 σ_n 을 매개변수로 갖는 2차원 가우시안 필터를 의미하며, $**$ 는 2차원 회선 연산자를 의미한다. 상기 결과를 이용하여 관측 영상의 활동성은 다음과 같이 결정된다.

$$y_{act} = \frac{1}{4} \sum_{m=1}^4 |M_m * * y_g|. \quad (6)$$

식 (6)의 결과를 기반으로 중심 패치 $P(i)$ 의 국부 활동성은 다음과 같이 정의된다.

$$ACT(i) = \sum_{k \in S_{P(i)}} y_{act}(k). \quad (7)$$

위 식에서 $S_{P(i)}$ 는 중심 패치 $P(i)$ 를 구성하는 화소들의 위치 값을 나타낸다.

노이즈 제거 문제에서 노이즈 양이 많거나 예측 오류 값이 큰 경우 l_4 norm의 사용이 효과적임이 입증되었다[11]. 노이즈양이 일정한 경우, 중심 패치와 참조 패치간의 오차 값은 국부 활동성이 큰 영역에서 상대적으로 크게 발생하게 되며, 국부 활동성이 작은 영역에서의 오차 값은 작게 생성된다. 그러므로 국부 활동성이 높은 영역에서는 l_4 norm을, 작은 영역에서는 l_1 norm을, 기타 영역에서는 l_2 norm을 기반으로 하는 가중치 함수를 설정하는 것이 효과적이다. 그러나 중심 패치의 활동성에 대한 신뢰도는 첨부된 노이즈양이 많을수록 감소하게 되므로 중심 패치 $P(i)$ 의 가중치 함수의 norm 차수는 국부 활동성 및 노이즈 양에 따라 다음과 같이 결정한다.

$$p = \begin{cases} 4 & \text{if } ACT(i) \geq T_2 \\ 1 & \text{if } ACT(i) < T_1 \\ 2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

위 식에서 T_1 및 T_2 는 가중치 함수의 norm 차수를 결정하기 위한 임계치이다. 이미 언급한 바와 같이 노이즈양이 클수록 국부 활동성이 크게 되므로 식 (8)의 임계치는 다음과 같이 노이즈 양에 따라 정의된다.

$$\begin{aligned} T_1 &= \sigma_n + 5, \\ T_2 &= \max(T_1, (12.5\sigma_n - 40)) \end{aligned} \quad (9)$$

노이즈 양에 따른 임계치 결정은 영상의 특성에 따라 다르게 결정되며, 정확한 임계치 결정은 매우 어려운 문제이다. 본 논문에서는 다양한 실험을 통해 식 (9)의 임계치를 사용하였다.

본 논문에서는 혼합 norm을 기반으로 가중치 함수를 결정하는 비국부 평균 노이즈 제거 방식을 제안하였다. 관측 영상의 국부 활동성 및 노이즈 양에 따라 norm 차수를 결정하여 국부 특성에 따라 적응적으로 노이즈를 제거하는 방식에 대해 제안하였다.

IV. 실험결과

본 논문에서 제안한 방식을 다양한 영상들에 대해 다양한 양의 가우시안 노이즈를 첨부해서 실험하였다. 본 논문에서는 그림 3에 도시된 512×512 크기의 'Lena', 'Pepper' 및 'Barbara' 영상에 σ_n 이 10, 20, 30 및 40인 노이즈가 첨부된 결과에 대해 기술한다.

제안 방식의 성능 확인을 위해 전통적인 NLM[1] 방식 및 JSNLM[5]와 성능 비교를 하였으며, JSNLM 방식의 가중치 결정에 제안된 혼합 norm 방식을 적용하여 다양한 형태의 l_2 norm 기반의 NLM 방식의 성능 개선 가능성을 확인하고자 하였다. 제안 방식의 성능 평가를 위해 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) 및 SSIM(Structural SIMilarity)[12]를 사용하였으며, 검색 영역 $S = 31 \times 31$ 에 대해 5×5 및 7×7 의 패치 크기를 적용하였다.

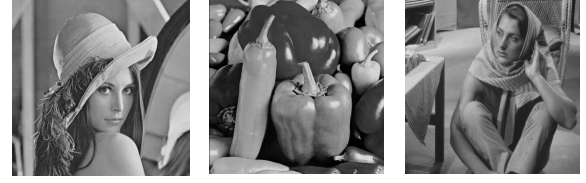


Fig. 3. Test images : (a) 'Lena' image, (b) 'Pepper' image, (c) 'Barbara' image

그림 3. 테스트 영상 : (a) 'Lena' 영상, (b) 'Pepper' 영상, (c) 'Barbara' 영상

표 1 및 2에 패치 크기가 5×5 및 7×7 에 대한 PSNR 및 SSIM 성능 비교 결과를 나타내었다. 실험 결과로부터 패치 크기에 관계없이 노이즈양이 커질수록 NLM 방식 및 JSNLM 방식과 비교하여 제안 방식의 PSNR 이득이 커짐을 확인할 수 있었다. 그러나 노이즈양이 매우 작은 경우 JSNLM 방식이 제안 방식보다 우수함을 알 수 있다. 상기와 같은 이유는 JSNLM 방식이 노이즈양이 작을수록 신뢰성이 높은 중심 화소의 가중치가 크게 설정되어 노이즈 제거가 효과적으로 이루어진 것으로 분석되었다. 그러나 노이즈양이 작은 경우에도 제안 방식의 SSIM 성능은 JSNLM 방식보다 우수함을 확인할 수 있었다. 상기와 같은 이유는 노이즈양이 작은 경우, 경계선 영역에 적용되는 l_4 norm에 의해 경계선 영역의 중심 패치와 유사한 참조 패치들에 부여되는 가중치 값들이 l_2 norm에 의해 부여되는 가중치 값들보다 상대적으로 크게 결정되어 열화 현상을 감소시킴에 기인한 것으로 분석되었다. 더불어, 제안 방식의 혼합 norm 기반의 가중치 결정 과정을 JSNLM 방식에 적용한 결과는 노이즈 양 및 패치 크기에 관계없이 가장 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 이와 같은 결과를 통해 제안 방식은 l_2 norm 기반의 가중치를 결정하는 다른 형태의 방식과 결합하여 성능을 개선할 수 있음을 확인할 수 있었다.

시각적 성능 비교를 위해 그림 4 및 5에 'Lena' 및 'Pepper' 영상의 부분 확대 영상을 도시하였다. 각 그림에서 (a)-(f)는 원 영상, $\sigma_n = 30$ 가우시안 노이즈가 첨부된 왜곡 영상, NLM 방식을 이용한 복원 영상, JSNLM 방식을 이용한 복원 영상, 제안 방식을 이용한 복원 영상, 제안 방식과

JSNLM 방식을 결합한 복원 영상을 나타낸다. 상기 결과에서 JSNLM 방식은 NLM 방식과 비교하여 효과적으로 노이즈를 제거하였으나 일부 노이즈 성분이 존재하고 경계선 영역에서 열화(blur) 등의 왜곡 현상이 존재함을 알 수 있다. 반면에 제안 방식은 NLM 및 JSNLM 방식과 비교하여 매우 효과적으로 노이즈를 제거하였으며, 경계선 영역의 정보 손실이 상대적으로 작음을 알 수 있다. 이와 같은 결과를 통해 본 논문에서 제안한 노이즈 양 및 국부 활동성에 따라 정의된 혼합 norm 기반의 가중치 결정이 노이즈 제거에 매우 효과적임을 확인할 수 있었다. 더불어, JSNLM 방

식에 제안된 혼합 norm 기반의 가중치 결정 방식을 적용한 결과는 노이즈 양과 패치 크기에 관계 없이 시각적으로 비교 방식들 중 가장 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 실험 결과를 통해 경계선 영역에서의 왜곡 현상을 감소시키면서 노이즈를 가장 효과적으로 제거할 수 있음을 확인할 수 있었다.

상기 결과를 통해 제안된 혼합 norm 가중치 결정 방식을 다양한 l_2 norm 기반의 NLM 방식과 결합하여 성능 향상에 기여할 수 있음을 확인할 수 있음을 확인할 수 있었다.

Table1. Performance comparisons (patch size: 5×5)

표 1. 성능 비교 (패치 크기: 5×5)

Image	Method	σ_n							
		10		20		30		40	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Lena	Noisy image	28.13	0.6452	22.14	0.3859	18.70	0.2617	16.36	0.1917
	NLM	32.57	0.8427	28.31	0.6445	25.32	0.4938	23.20	0.3936
	JSNLM	33.98	0.8771	29.81	0.7207	27.06	0.5824	25.16	0.4827
	Proposed method	33.82	0.8857	30.07	0.7451	27.45	0.6130	25.65	0.5140
	Proposed+ JSNLM	34.33	0.8963	30.65	0.7774	28.17	0.6598	26.49	0.5661
Pepper	Noisy image	28.26	0.6641	22.32	0.4069	18.93	0.2935	16.62	0.2122
	NLM	32.69	0.8432	28.49	0.6643	25.55	0.5232	23.42	0.4245
	JSNLM	33.66	0.8713	29.87	0.7333	27.23	0.6086	25.25	0.5144
	Proposed method	33.51	0.8754	30.14	0.7514	27.56	0.6333	25.65	0.5329
	Proposed+ JSNLM	33.82	0.8837	30.65	0.7791	28.22	0.6745	26.37	0.5775
Barbara	Noisy image	28.13	0.7313	22.14	0.5032	18.72	0.3686	16.36	0.2799
	NLM	31.90	0.8830	27.96	0.7320	25.08	0.5997	22.87	0.4965
	JSNLM	33.36	0.9117	29.32	0.7903	26.52	0.6703	24.48	0.5706
	Proposed method	32.95	0.9157	29.50	0.8082	26.80	0.6927	24.79	0.5897
	Proposed+ JSNLM	33.51	0.9248	29.94	0.8317	27.30	0.7260	25.37	0.6263

Table2. Performance comparisons (patch size: 7×7)

표 2. 성능 비교 (패치 크기: 7×7)

Image	Method	σ_n							
		10		20		30		40	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Lena	Noisy image	28.13	0.6452	22.14	0.3859	18.70	0.2617	16.36	0.1917
	NLM	32.95	0.8746	29.56	0.8000	27.38	0.6043	25.58	0.5052
	JSNLM	34.51	0.9033	31.23	0.8075	29.05	0.7081	27.38	0.6215
	Proposed method	33.98	0.9049	31.41	0.8303	29.44	0.7504	27.88	0.6722
	Proposed+ JSNLM	34.71	0.9103	31.70	0.8426	29.68	0.7748	28.13	0.7067
Pepper	Noisy image	28.26	0.6641	22.32	0.4069	18.93	0.2935	16.62	0.2122
	NLM	32.82	0.8655	29.81	0.7444	27.49	0.6272	25.06	0.5265
	JSNLM	34.15	0.8883	31.14	0.8054	28.94	0.7183	26.40	0.6249
	Proposed method	33.66	0.8886	31.32	0.8216	29.27	0.7445	26.70	0.6643
	Proposed+ JSNLM	34.15	0.8917	31.50	0.8317	29.50	0.7645	26.80	0.6926
Barbara	Noisy image	28.13	0.7313	22.14	0.5032	18.72	0.3686	16.36	0.2799
	NLM	31.60	0.9023	28.84	0.8000	26.80	0.6914	24.99	0.5965
	JSNLM	33.82	0.9316	30.57	0.8566	28.22	0.7688	26.37	0.6823
	Proposed method	32.95	0.9313	30.57	0.8707	28.35	0.7923	26.49	0.7081
	Proposed+ JSNLM	33.82	0.9375	30.81	0.8789	28.40	0.8051	26.49	0.7253

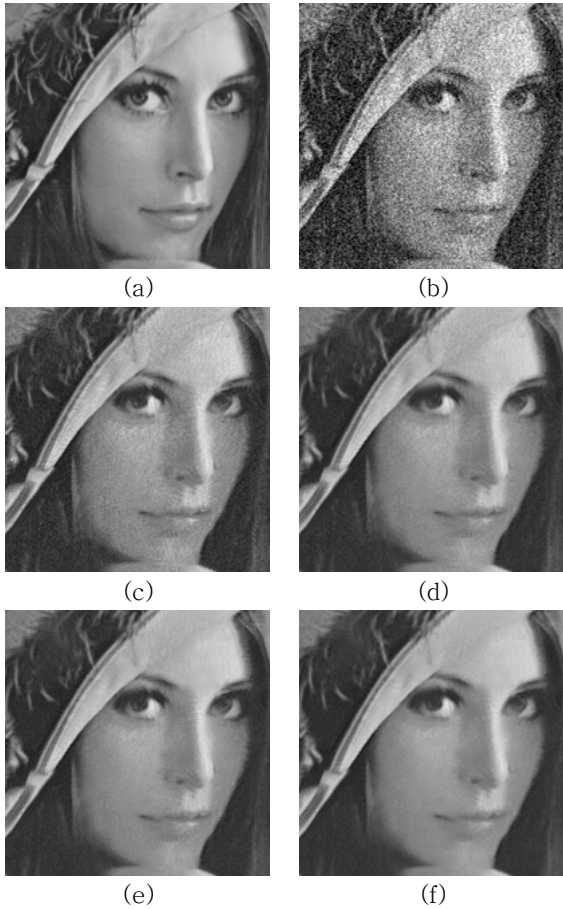


Fig. 4. Zoom-in results with 'Lena' image : (a) original image, (b) noisy image ($\sigma_n = 30$), (c) NLM, (d) JSNLM, (e) proposed method, (f) proposed method combined with JSNLM

그림 4. 'Lena' 영상 확대 결과 : (a) 원 영상, (b) 왜곡 영상 ($\sigma_n = 30$), (c) NLM, (d) JSNLM, (e) 제안 방식, (f) JSNLM와 결합한 제안 방식

V. 결론

본 논문에서는 혼합 norm을 이용하여 비국부 평균 노이즈 제거 방식의 가중치 함수를 결정하는 방식을 제안하였다. 중심 패치와 참조 패치간의 유사도에 따른 신뢰도에 노이즈 양과 국부 활성도를 반영하고자 하였으며, 이를 기반으로 비국부 평균 노이즈 제거 방식의 가중치 함수 결정 과정에 l_1 , l_2 , 및 l_4 norm을 혼합한 형태를 제안하였다. 실험 결과를 통해 제안 방식의 정량적, 정성적 성능의 우수성을 확인할 수 있었으며, 노이즈 σ_n 이 10-40 환경에서 전통적인 비국부 평

균 노이즈 제거 방식과 대비 1.5-3.0 (dB) PSNR 성능 향상이 있었다.

더불어, 제안 방식과 기존의 l_2 기반의 다양한 비국부 평균 노이즈 제거 방식들과 결합하여 성능 개선이 가능함을 확인할 수 있었다.

현재 국부 활성도 및 노이즈 양에 따라 적응적으로 l_p norm의 차수를 결정하는 방식에 대해 연구 중에 있다. 이와 같은 접근을 통해 보다 정확한 가중치 결정을 통해 성능 개선이 가능할 것으로 기대된다.

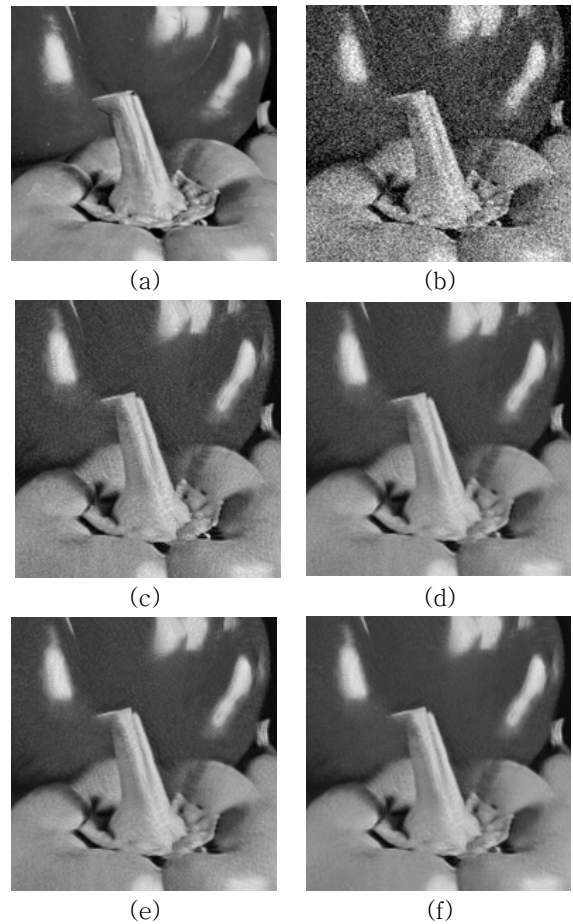


Fig. 5. Zoom-in results with 'Pepper' image : (a) original image, (b) noisy image ($\sigma_n = 30$), (c) NLM, (d) JSNLM, (e) proposed method, (f) proposed method combined with JSNLM

그림 5. 'Pepper' 영상 확대 결과 : (a) 원 영상, (b) 왜곡 영상 ($\sigma_n = 30$), (c) NLM, (d) JSNLM, (e) 제안 방식, (f) JSNLM와 결합한 제안 방식

References

- [1] P. Milanfar, "A tour of modern image filtering: New insights and methods, both practical and theoretical," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, pp. 106-128, Jan. 2013.
- [2] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 60-65, June 2005.
- [3] T. A. Thacker, J. Manjon, and P. A. Bromiley, "Statistical interpretation of non-local means," *IET Computer Vision*, vol. 4, no. 3, pp. 162-172, Mar. 2010.
- [4] V. Duval, J. F. Aujol, and Y. Gousseau, "A bias-variance approach for the nonlocal means," *SIAM J. Imaging Sciences*, vol. 4, no. 2, pp. 760-788, May 2011.
- [5] Y. Wu, B. Tracey, P. Natranjan, and J. Noonan, "James-Stein type center pixel weights for non-local means image denoising," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 20, no. 4, pp. 411-414, Apr. 2013.
- [6] W. Zeng, X. Lu, and S. Fei, "NLM denoising method with adaptive center pixel weights," *The Seventh Int. Symp. Computational Intelligence and Design*, pp. 166-169, Dec. 2014.
- [7] C. A. Deledalle, V. Duval, and J. Salmon, "Non-local methods with shape adaptive patches," *J. of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 43, no. 2, pp. 103-120, June 2012.
- [8] W. L. Zeng and X. B. Lu, "Region-based non-local means algorithm for noise removal," *Electronics Letters*, vol. 47, no. 20, pp. 1125-1127, Sept. 2011.
- [9] D. H. P. Salvadeo, N. D. A. Mascarenhas, A. L. M. Levada, "Nonlocal markovian model for image denoising," *J. of Electronic Imaging*, vol. 25, no. 1, doi:10.1117/1.JEI.25.1.013003, Jan. 2016.
- [10] K. Chaudhury, "Acceleration of the shifttable O(1) algorithm for bilateral filtering and

non-local means," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 22, no. 4, pp. 1291-1300, Apr. 2013.

[11] E. Walach and B. Widrow, "The least mean fourth (lmf) adaptive algorithm and its family," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. IT-30, no. 2, pp. 275-283, March 1984.

[12] Z. Wang and A. C. Bovik, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 4, April 2004

BIOGRAPHY

Dong-Young Kim (Student Member)



2014 : BS degree in school of electronic Engineering, Soongsil University.

2016 : MS degree in school of electronic Engineering, Soongsil University.

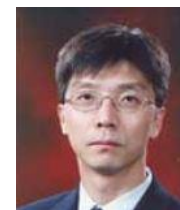
2016~ : Research Engineer, Luritech

Jong-Geun Oh (Student Member)



20013 : BS degree in school of electronic Engineering, Soongsil University.

Min-Cheol Hong (Member)



1988 : BS degree in Electrical Engineering, Yonsei University.

1990 : MS degree in Electrical Engineering, Yonsei University.

1997 : PhD degree in Electrical & Computer Engineering,

Northwestern University.

1998~2000 : Research Engineer, LG Electronics.

2000~ : Professor, school of electronic Engineering, Soongsil University.