

구간적 노이즈 분석을 통한 다중해상도 영상 노이즈제거

*이지현 **정제창

한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

*lhyun0227@gmail.com **jjeong@hanyang.ac.kr

Multiresolution Image Denoising by Piecewise Noise Analysis

*Lee, Jee-Hyun **Jeong, Je-Chang

Hanyang University Department of Electronics and Computer Engineering

요약

본 논문은 효과적인 열화영상의 복원을 위해 Multiresolution Bilateral Filter (MBF) 기반의 구간적 노이즈 분석을 제안한다. 기존의 MBF 알고리즘은 최적화되지 않은 노이즈 추정 값을 중첩적으로 사용하다보니 over smoothing 현상이 발생하는 결과가 도출되기도 하였다. 이에 따른 보완점으로 열화영상 내 전체 화소를 일정한 블록 단위의 영역으로 나누어, 영상특성을 최대한 보존하며 노이즈제거를 진행하기 위해 블록 단위의 영역 내에서 노이즈 추정을 위한 파라미터를 추가한다. 실험을 통해 제안된 알고리즘이 노이즈 추정을 수행하여 얻어진 노이즈의 분산 값을 보다 정확히 추정하였고, 이로 인하여 향상된 노이즈 제거 영상 획득이 가능함을 확인할 수 있었다.

1. 서론

영상의 노이즈제거는 Gaussian noise 등으로 왜곡된 영상의 원 신호를 복원하고 열화 된 영상화질을 향상 시키는 것에 중점을 두고 진행한다. 노이즈제거를 위한 다양한 기술들이 존재하지만, 성능 판단 시에 중점이 되는 기준은 영상의 에지와 같은 세부특성이 보존되면서 노이즈가 얼마나 효율적으로 제거되는 지에 따른다.

효과적인 노이즈제거를 위해서는 노이즈특성이 우선적으로 고려되어야 하는데, 여러 요인들에 따라 발생하는 노이즈 성분은 저주파대역과 고주파대역 정보들로 크게 나눌 수 있다. 고주파 특성을 띠는 노이즈는 비교적 쉽게 제거 가능한 반면 저주파 특성의 노이즈는 영상신호의 대부분이 저주파 성분으로 구성됨에 따라 원 신호와 노이즈의 구별이 어려워 상대적으로 제거하기가 힘들다.

이러한 노이즈 성분들의 특성에 맞게 열화영상을 복원하기 위한 방안의 하나로 Multiresolution Image Denoising 을 수행하게 된다. 비교적 간단한 다중해상도 노이즈제거방식은 Wavelet 변환을 통해 분해된 부대역 단에서 분석이 이루어지며, 각각의 부대역이 가지는 고주파, 저주파 성분에 따라 각기 다른 노이즈 제거 기법이 수행된다 [7]. 부대역 단에서 노이즈처리 시 얻을 수 있는 이점은 손실되는 원 영상신호의 정보량을 줄일 수 있다는 것으로, 영상전체에 고주파 노이즈제거를 위한 저대역 통과필터를 씌웠을 때보다 저주파 성분을 갖는 부대역에 동일한 필터를 취하는 것이 더 많은 영상정보를 보존 가능하도록 하여 이득이 됨을 예로 들 수 있다.

효과적으로 에지를 보존하며 노이즈제거를 수행하는 Bilateral 필터와 BayesShrink 를 이용한 Wavelet thresholding 을 부대역에 따라 나누어 적용시키는 Multiresolution Bilateral Filter (MBF) 는 다중해

상도에서 노이즈제거를 수행하는 알고리즘 중 하나이다 [1]. MBF 는 노이즈 추정을 통해 구한 분산 값을 두 노이즈제거 방식에 중첩적으로 사용하기 때문에 정확한 노이즈 분산 값 추정이 중요한 요인으로 작용하게 된다. 그 이유는 노이즈 추정이 올바르게 안아 실제보다 큰 값으로 도출된 경우, 노이즈 분산 값을 매개변수로 이용하는 노이즈제거방식들은 제거해야할 노이즈의 양보다 더 큰 값으로 수행되어 원 영상신호의 특징을 손상시키기 때문이다.

영상의 세부특성이 손실되어 나타나는 over-smoothing 을 최소화하기 위해서는 영상을 왜곡시키는 노이즈가 어느 위치에서 큰 분산 값을 가지는지 판단하고 해당부분의 노이즈 정도에 맞게 제거 알고리즘 수행이 이루어져야 하며, 이는 상대적으로 약한 노이즈 분포를 가진 영역에 강한 노이즈제거 필터링이 적용되는 것을 제한한다.

이러한 사실에 근거하여 본 논문에서는 보다 정확한 노이즈 추정 방식을 제안하고 이를 MBF 에 적용해보고자 한다. 이후 2 장에서는 기반 알고리즘이 되는 MBF 와 사용된 기존 기술을 소개하고, 3 장에서 제안하는 기법들의 설명이 이루어진다. 제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 진행된 실험 결과들을 4 장에서 보이며, 5 장을 끝으로 결론을 도출한다.

2. Multiresolution Bilateral Filter (MBF)

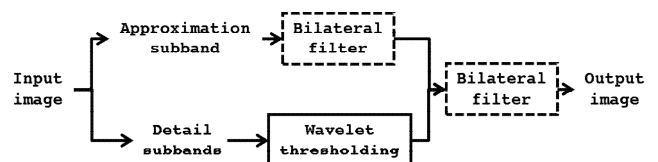


그림 1. MBF 의 흐름도

MBF 는 그림 1 에서 보이는 것과 같이 Wavelet decomposition 을 통해 얻어진 부대역들 중 approximation subband 에는 Bilateral filter, detail subband 들에 Wavelet thresholding 을 수행 하는 형태로 [1], 사용된 연구 기술들에 대한 자세한 언급은 아래의 항목으로 나열하였다.

2.1 BayesShrink

Wavelet thresholding 처리과정 중에 하나로 Bayesian 방법에 입각하여 [6], Gaussian 특성을 띄는 Wavelet 계수들의 분포를 통해 임계 값을 결정하게 된다.

열화 된 영상에서 노이즈와 원 영상이 서로 독립적이다 라고 가정 하면 임의의 관측모형은 $\sigma_Y^2 = \sigma_X^2 + \sigma^2$ 과 같고, 이때 σ_Y^2 는 열화 된 영상신호의 분산 값, σ_X^2 는 원 영상신호의 분산 값, 그리고 σ^2 는 노이즈신호의 분산 값으로 대입시킬 수 있다. 위 관측모형의 임계 값 추정을 위해서는 노이즈 분산 값 σ^2 를 노이즈 추정하는 과정이 선행되어야 한다. 이는 Wavelet 변환과정을 통해 얻어진 고주파성분 HH 부대역에 VisuShrink [5] 와 같이 robust median estimator

$$\hat{\sigma} = \frac{Median(|Y_{ij}|)}{0.6745}, Y_{ij} \in_{band} HH \quad (1)$$

를 적용하여 구한다 [2]. 열화 된 영상신호의 HH 부대역을 의미 하는 Y_{ij} 가 zero-mean 이라면, σ_Y^2 는 아래와 같이

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n Y_{ij}^2 \quad (2)$$

로 얻어진다. 부대역 Y_{ij} 의 크기는 $n \times n$ 으로 고려하였다.

$$\hat{\sigma}_X = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_Y^2 - \hat{\sigma}^2, 0)} \quad (3)$$

$$\hat{T}_B(\hat{\sigma}_X) = \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}_X} \quad (4)$$

식 (3), (4) 에서 $\hat{\sigma}^2$ 값이 $\hat{\sigma}_Y^2$ 보다 크거나 같은 경우 0 이 출력 되어 $\hat{T}_B(\hat{\sigma}_X)$ 의 값이 무한대로 가는 것을 제한하기위해, 해당 경우 $\hat{T}_B(\hat{\sigma}_X) = \max(|Y_{ij}|)$ 를 적용시켜 임계 값을 얻어낸다. 덧붙여, 위와 같은 과정으로 도출된 임계 값은 soft-thresholding 으로 처리되어진다 [4].

2.2 Bilateral Filter

Gaussian 필터와 같은 평탄필터에 속하나 에지성분이 보존되는 특징을 갖는 노이즈제거 필터 중 하나이다 [3]. 노이즈를 제거하고자 하는 픽셀의 주변 값들에 가중 합을 이용하며, 가중치는 픽셀간의 거리와 값에 따라 결정된다. 복원되는 픽셀을 x 로, 이웃화소 영역을 $N(x)$ 로 가정했을 때 Bilateral 필터의 수식은 아래를 따른다:

$$\tilde{I}(x) = \frac{1}{C} \sum_{y \in N(x)} e^{-\frac{\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{|I(y)-I(x)|^2}{2\sigma_r^2}} I(y). \quad (5)$$

매개변수 σ_d 의 경우 거리에 따른 가중치를 조정하며, σ_r 는 화소간의 값 차이에 따른 가중치 조정에 관여하게 되는데, MBF 에서는 2.2 장에서 얻어지는 $\hat{\sigma}$ 값을 σ_r 로 이용한다 [1]. 정규화 상수 C 는 아래와 같이 정의된다

$$C = \sum_{y \in N(x)} e^{-\frac{\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{|I(y)-I(x)|^2}{2\sigma_r^2}}. \quad (6)$$

3. 제안하는 알고리즘

본 연구에서는 기존 MBF 에서 노이즈 추정으로 구해진 노이즈의 분산 값이 정확하지 않을 경우 발생할 수 있는 over-smoothing 현상을 최소화하고자, 원 영상을 일정크기의 구역으로 나누어 노이즈의 정도를 고려하고, robust median estimator 를 통한 노이즈정도 추정 시 매개변수를 추가하여 MBF 의 성능 최적화를 위해 조절하는 기법을 제안한다.

3.1 구간적 노이즈 분석

영상을 블록단위로 처리할 때의 이점은 보다 정확한 분석이 가능하며, 전체 범위에 비하여 유사한 특성이 집약될 확률이 커 해당 영역에 맞게 노이즈제거를 수행하였을 때, 손실되는 원 신호 정보량을 최소화할 수 있다는 점이다. 복원영상의 화질개선을 위한 최적의 분할크기를 찾기 위해서 실험 영상에 대해 블록의 크기를 변화시켜가며 MBF 를 수행하였다.

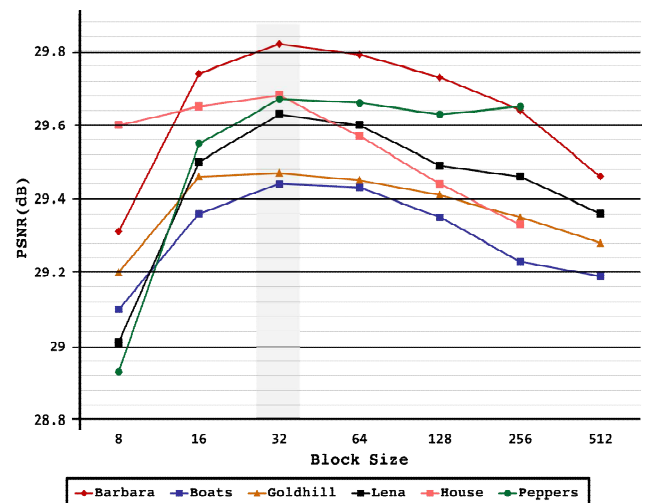


그림 2. 블록크기 변화 따른 복원영상의 PSNR 추이

그림 2 에서 보이는 것과 같이 실험 결과는 영상의 특성마다 약간의 차이는 나타나나 블록크기가 노이즈제거효율 조절의 한 요소가 될 수 있음을 증명하여 주며, 분할 크기를 32x32 로 수행하였을 때의 복원된 영상과 원본 영상간의 PSNR 수치가 가장 높게 출력되는 것을 볼 수 있다.

3.2 노이즈 분산 추정 최적화

구간적 노이즈 분석을 통해 얻어진 결과는 전체영상을 한 번에 처리하는 것에 비해 각 영역별로 비교적 정확한 노이즈 추정을 수행하지만, 추정된 노이즈의 분산 값이 BayesShrink 와 Bilateral 필터에 적용되어 중첩적으로 작용하기 때문에 MBF 에 최적화과정이 필요하다.

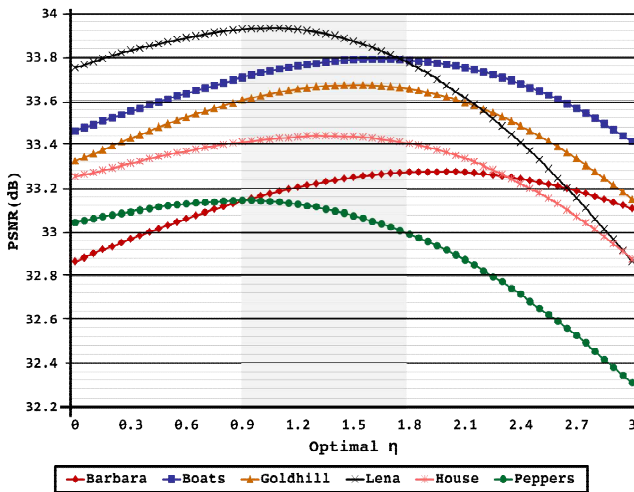


그림 3. optimal η 값 변화 따른 복원영상의 PSNR 추이

기존 robust median estimator 을 통한 결과에서 $\hat{\sigma}$ 이 σ_n 보다 크게 예측되는 현상이 관측되었으므로 노이즈 추정 수행 후 도출된 노이즈의 분산 값이 실제 열화 된 영상에 분포하고 있는 노이즈의 양보다 더 크게 얻어지는 것으로 가정하였다. 이를 통해

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{Median}(|Y_{ij}|)}{0.6745} - \eta, \quad Y_{ij} \in_{\text{band}} HH \quad (7)$$

와 같이 robust median estimator 수식에 성능 최적화를 위해 조절 가능한 파라미터 η 를 추가하였다. 최적화된 파라미터 값의 범위를 설정하기 위해 0 부터 3 까지 0.05 씩 증가시키며 실험해본 결과, 그림 3 에서 볼 수 있듯이 [0.9-1.8] 사이의 구간에서 가장 좋은 성능이 나타난다.

4. 실험 결과 및 분석

3 장에서 제안한 변경 점들에 따른 출력결과의 변화를 살펴보기 위해 실험을 진행하였으며 객관적인 분석 자료로는 PSNR 값을 제시하고, 시각적인 판단 자료로 몇몇의 노이즈제거 알고리즘을 통해 복원된 영상을 나열한다. 실험에 이용된 열화영상의 노이즈는 Additive White Gaussian Noise (AWGN) 로 가정하고, 모든 노이즈제거 과정의 구현은 Matlab R2013a 으로 진행하였다.

4.1 객관적 결과

각각의 실험영상에 대해 10, 20, 그리고 30의 노이즈분산 값을 갖는 열화영상을 만들고 이에 대한 복원수행 결과를 기술하였으며, 표 1

에서 보이는 PSNR 수치는 총 네 개의 노이즈제거 방식을 이용하였다.

첫 번째 비교 알고리즘은 BayesShrink 를 사용한 웨이블릿 임계화 방식으로 [2], 총 다섯 번의 분해과정을 db8 필터를 거쳐 노이즈추정과 soft-thresholding 을 수행한다. Bilateral 필터의 파라미터 설정에 있어서는, $\sigma_d = 1.8$, $\sigma_r = 2 \times \sigma_n$, 그리고 윈도우 크기는 11×11 로 맞춘다 [1]. MBF 는 한 번의 분해과정을 진행하며 Bilateral 필터의 σ_r 설정만 $1 \times \sigma_n$ 로 변경하여 적용한다. 마지막은 제안된 알고리즘으로 MBF 의 설정을 동일하게 유지하며, 최적화 파라미터 $\eta = 1.45$, 분할 크기는 32×32 로 조정하여 결과를 얻어내었다.

표 1. PSNR 성능 비교 (dB)

Input Image	σ_n	BayesShrink [2]	Bilateral [3]	MBF [1]	Proposed
Barbara 512 × 512	10	30.68	31.44	31.67	31.87
	20	27.18	27.17	27.70	28.01
	30	25.25	26.31	25.42	26.05
Boats 512 × 512	10	31.58	32.20	32.44	32.84
	20	28.35	28.55	29.27	29.60
	30	26.52	26.40	27.40	27.71
Goldhill 512 × 512	10	31.40	32.31	32.20	32.69
	20	28.55	28.93	29.32	29.64
	30	27.23	27.02	27.93	28.07
Lena 512 × 512	10	33.36	33.64	34.18	34.57
	20	30.20	29.96	31.34	31.56
	30	28.53	27.95	29.48	29.69
Peppers 256 × 256	10	30.71	32.98	33.40	33.77
	20	27.97	29.08	30.09	30.36
	30	26.14	26.64	28.04	28.23
House 256 × 256	10	33.11	33.83	34.51	34.71
	20	29.83	29.78	31.29	31.50
	30	27.88	27.59	29.39	29.56
Average		29.14	29.54	30.28	30.58

표 1 에 각 결과들의 평균값을 비교해보면, 제안된 알고리즘이 BayesShrink 에 비해서는 1.44 dB, Bilateral 필터에 대해서는 1.04 dB 가량 상승된 것을 볼 수 있고, 기반으로 삼은 MBF 보다 약 0.3 dB 향상된 결과가 나타남을 확인할 수 있다.

4.2 주관적 결과

그림 4 의 복원영상들은 Lena 에 대한 $\sigma_n = 10$ 일 때의 출력결과들로 원본영상인 (a) 에 대하여 약간의 차이점들을 가진다. (b) 의 경우는 영상전체에 노이즈가 완벽히 제거되지 못해 평탄한 영역에 왜곡이 남아있고, (c) 는 모자의 깃털장식 과 띠 부분에서 over-smoothing 이 나타나 디테일이 완벽히 보존되지 못한 것을 볼 수 있다.

(d) 의 결과를 기반으로 놓고 (e) 에서 향상된 부분에 대해 중점적으로 살펴보면 모자의 좌측 상단 위치하는 가로줄 무늬가 나타나고, 띠의 질감과 속눈썹이 더 또렷하게 보존되어 있으며, 피부 윤곽선이 보다 매끄럽게 얻어지는 것을 확인할 수 있다.

참고문헌

- [1] M. Zhang and B. K. Gunturk, "Multiresolution bilateral filtering for image denoising," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 12, pp. 2324-2333, Dec. 2008.
- [2] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 9, pp. 1532-1546, Sep. 2000.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, 1998, pp. 839-846.
- [4] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 41, pp. 613 - 627, May 1995.
- [5] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, pp. 425 - 455, 1994.
- [6] F. Abramovich, T. Sapatinas, and B. W. Silverman, "Wavelet thresholding via a Bayesian approach," *J. R. Statist. Soc., ser. B*, vol. 60, pp.725 - 749, 1998.
- [7] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, no. 2, pp. 205 - 220, 1992.

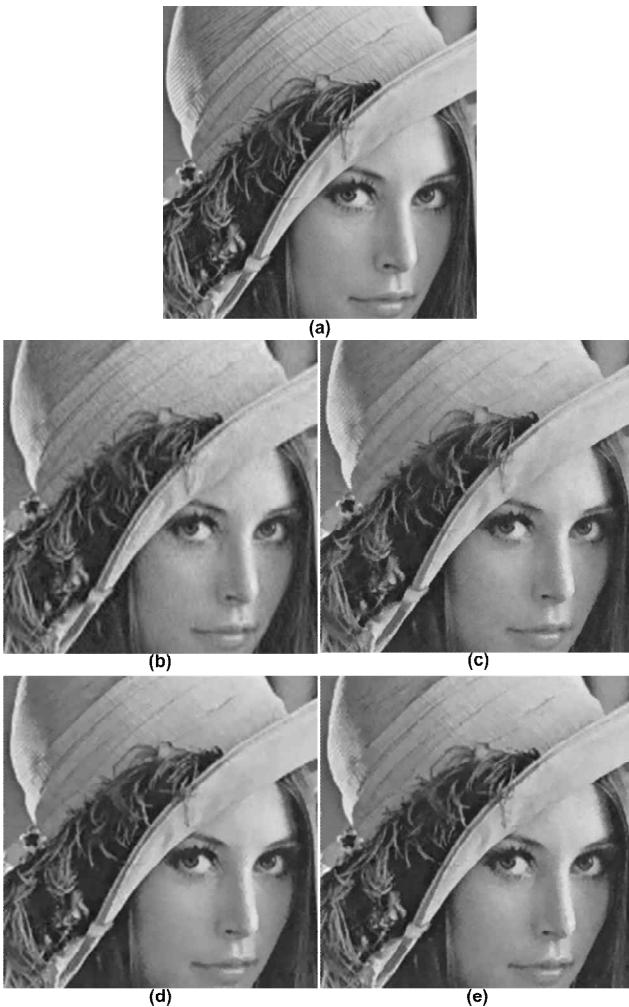


그림 4. 복원영상의 화질 비교. (a) 원본영상, (b) BayesShrink, (c) Bilateral 필터, (d) MBF, 그리고 (e) 제안된 방안을 적용한 결과

5. 결론

본 논문에서는 MBF의 성능개선을 통해, 향상된 복원영상을 얻을 수 있는 효율적인 노이즈제거 수행에 중점을 두고 두 가지를 제시하였다. 첫째로, 구간적 노이즈 분석에 대한 연구를 통해 분할처리가 다중 해상도 노이즈 제거 방식의 특성을 효과적으로 증대시키는 동시에 보다 정확한 노이즈 추정을 가능하게 하는 요인으로 작용됨을 증명하였으며, 둘째로, 최적화 파라미터 제안을 통해 중첩적으로 적용되는 노이즈제거 알고리즘으로 인해 발생하는 over-smoothing을 최소화 하여 복원신호의 영상정보 손실이 감소되는 것을 확인하였다.

이러한 결과로 볼 때, 영상신호를 각기 다른 주파수 특성을 갖는 부대역으로 나누어 저주파와 고주파성분 노이즈를 분리하여 처리하는 다중해상도 노이즈제거 방안은 이 특성을 보존 및 향상시키는 다양한 알고리즘의 결합들로 보다 개선될 수 있다.

감사의 글

"본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음" (NIPA-2014-H0301-14-1018)