

경계 검출을 이용한 적응적 Bilateral 필터를 통한 이미지 잡음제거

*유종상 **이상구 ***전광길 ****정제창

한양대학교

*kar_pondier@hotmail.com **esg803@hanyang.ac.kr ***gjeon@incheon.ac.kr
 ****jjeong@hanyang.ac.kr

Adaptive Bilateral Filtering for Image Denoising using Edge Detection

*Yoo, Jong-Sang **Lee, Sanggu ***Jeon, Gwanggil ****Jeong, Jechang

*,**,****Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University,
 ***Department of Embedded Systems Engineering, Incheon National University

요약

잡음이 존재하는 환경에서 이미지의 경계와 디테일을 살리는 것은 잡음을 제거하는 것에 있어서 가장 중요한 요소중의 하나이다. 이를 위한 방법 중 한가지는 Bilateral 필터를 이용하여 영상 잡음 제거를 하면서 영상의 경계와 디테일을 보존하는 방법이다. Bilateral 필터의 이러한 특성 때문에 최근 Bilateral 필터를 통한 영상 잡음 제거에 대한 연구가 한창 진행되고 있다. 이에 본 논문은 Bilateral 필터의 장점인 경계와 디테일을 부각시키는 능력을 개선하기 위해 가장 간단하다고 많이 알려진 영상의 경계 검출 알고리즘을 이용하여 더욱 효과적인 Bilateral 필터를 통한 영상 잡음 제거를 연구·개발하였다.

1. 서론

이미지 잡음 제거를 할 때 가장 많이 쓰이는 방법 중의 하나는 웨이블릿 변환을 통해 그림 1과 같이 이미지를 분해하여 잡음을 제거하는 방법이다. 그 이유는 대부분의 잡음은 고주파 성분에 해당하기 때문에 웨이블릿 변환을 통하여 고주파 성분에 해당하는 영역만 처리하게 되면 이미지의 잡음은 어느 정도 제거되기 때문이다.

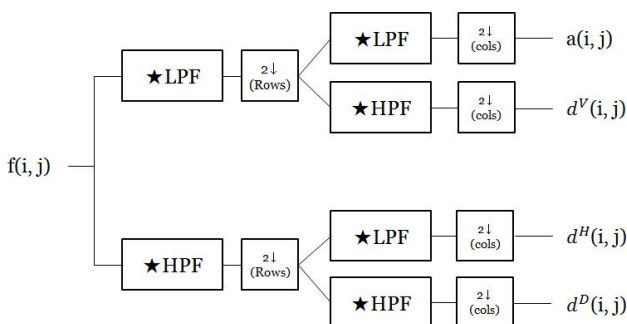


그림 1. 웨이블릿 변환으로 이미지 분해 과정. a , d^V , d^H , d^D 는 각각 approximation, 웨이블릿 세로 계수, 웨이블릿 가로 계수, 웨이블릿 대각 계수를 의미한다.

하지만 잡음은 고주파 성분 영역에만 존재하는 것이 아니라 저주파 성분 영역에도 존재한다. 이러한 저주파 영역 내의 잡음은 이미지의 중요한 정보들도 대부분 저주파 영역 내에 속하기 때문에 잡음과 이미지의 중요한 정보들을 구분하는 방법은 쉽지가 않아 고주파 영역의 잡

음을 제거하는 것과 다르게 저주파 영역의 잡음을 제거하는 것은 상당히 어렵다 [1].

지금까지 많은 이미지 잡음 제거 방법이 제시되었지만 그 중에서 가장 통상적으로 쓰이는 방법은 위에서 언급하였듯이 웨이블릿 변환을 통한 방법이다. 웨이블릿 변환을 통하여 이미지는 저주파 영역과 고주파 영역으로 분해가 되는데 이미지의 대부분의 정보는 저주파 영역에 분리가 되고 이미지의 디테일과 잡음은 고주파 영역으로 분리가 된다. 웨이블릿 변환을 거쳐 고주파 영역 내의 디테일과 잡음은 하드 또는 소프트 임계값 처리를 통하여 제거 된다. 때문에 임계값 처리를 하는 것에 있어서 어떤 방법을 쓰느냐에 따라 결과가 달라지는데 가장 보편적으로 쓰이는 방법들은 VisuShrink [2], SureShrink [3], BayesShrink [4]가 존재한다.

저주파 영역 내의 잡음을 제거하는 방법으로 가장 중요한 것이 이미지의 경계와 디테일을 보존하면서 잡음을 제거하는 것이기 때문에 최근에는 Bilateral 필터가 많이 쓰이고 있다 [5]. Bilateral 필터의 경우 저주파 영역의 경계와 디테일을 보존하면서 잡음을 제거하는 것이므로 본 논문에서는 이러한 Bilateral 필터의 장점을 부각시키기 위하여 가장 간단한 경계 검출 알고리즘인 Sobel 마스크를 이용하여 경계 부분을 살리고자 하였다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 제 2장에서 기존의 알고리즘인 Bilateral 필터를 소개하고 제 3장에서는 제안하는 알고리즘을 소개한다. 제 4장에서는 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘을 비교한 실험 결과를 보여주고 마지막으로 제 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 기존의 알고리즘

최근 이미지 잡음 제거 방법에 있어서 가장 보편적인 방법은 Bilateral 필터를 이용하는 것이다. Bilateral 필터는 블록 내의 이웃한 픽셀들의 가중치를 이용하는 방법으로 거리에 따른 가중치와 픽셀 값에 따른 가중치를 이용한다. 수학적으로 Bilateral는 다음의 식과 같이 표현된다.

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

σ_d 와 σ_r 은 각각 거리에 따른 가중치와 픽셀 값에 따른 가중치를 조절하는 파라미터들이고, x 는 Bilateral 필터를 통해 바꾸고자 하는 현재 픽셀의 위치, $I(x)$ 는 현재 픽셀의 값을 의미한다. $\mathcal{N}(x)$ 는 현재 픽셀 x 주변의 값의 범위를 나타내고 y 는 현재 픽셀 주변의 픽셀 값들을 의미하고 C 는 표준화 상수를 의미하며 다음 식으로 표현이 된다.

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

만일 Bilateral 필터를 사용하지 않고 Gaussian 필터를 이용하게 되면 픽셀 값에 따른 가중치를 이용하지 않게 된다. 하지만 이러한 경우 이미지의 경계 부분마저 거리에 따른 가중치를 주기 때문에 경계 부분은 자연스럽게 뭉개지게 된다. 하지만 Bilateral 필터의 경우 픽셀 값에 따른 가중치를 주는 식을 뒀으로써 이미지의 경계 부분에서 거리에 따른 가중치만이 아닌 픽셀 값에 따른 가중치를 두어 이미지의 경계를 보존하게 된다.

3. 제안하는 알고리즘

기존의 Bilateral 필터의 경우 위에서 언급한 것과 같이 거리에 따른 가중치를 두는 것뿐만 아니라 픽셀 값의 차이에 따른 가중치를 두어 이미지 경계 부분의 잡음제거를 할 경우 이미지 경계 부분을 보존하면서 잡음제거를 효과적으로 수행할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 Bilateral 필터의 장점을 살리기 위하여 경계 검출 알고리즘을 이용하여 경계 부분을 좀 더 살리고자 하였다.

경계 검출 알고리즘에 있어서 가장 간단한 알고리즘은 Sobel 마스크를 이용한 방법으로 그림 3과 같은 마스크를 이미지에 적용함으로써 이미지의 세로 경계와 가로 경계를 구할 수 있다.

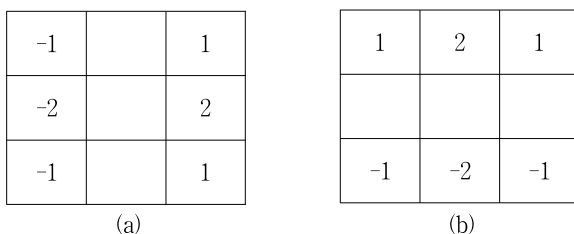


그림 3. (a) x축 방향의 경계를 검출하기 위한 마스크

(b) y축 방향의 경계를 검출하기 위한 마스크

Sobel 마스크를 통하여 이미지의 경계 부분을 검출하고 Bilateral 필터를 적용한다. 하지만 여기서 기존의 알고리즘과 다른 부분은 Sobel 마스크를 통해서 우리는 이미 이미지의 경계가 어디에 존재하는지 알고 있기 때문에 Bilateral 필터에서 거리에 따른 가중치에 대한 효과를 줄이고 픽셀 값에 따른 가중치에 대한 효과를 늘리기 위하여 기존의 Bilateral 필터에서의 거리에 따른 가중치에 대한 파라미터, 즉 σ_d 를 줄여 이미지 경계 부분을 부각시킨다. 제안하는 알고리즘은 개요도는 그림 4와 같다. 우선 잡음이 존재하는 이미지를 받아 웨이블릿 변환을 하여 저주파 영역(L1)과 고주파 영역(H1)으로 이미지를 분해한다. 그 다음으로 저주파 영역(L1)에 대해 다시 웨이블릿 변환을 수행하여 저주파 영역(L2)과 고주파 영역(H2)으로 이미지를 분해한다. 이렇게 하여 얻어진 저주파 영역(L2)에 대해서는 기존의 Bilateral 필터를 수행하고 고주파 영역(H2)에 대해서는 웨이블릿 임계값을 적용한다. 이 과정을 마치고 난 후에 두 영역에 대해 웨이블릿 역변환을 통해 이미지를 얻고 얻어진 이미지(L3)에 대하여 기존의 Bilateral filter를 수행한다. 최초의 웨이블릿 변환으로 인해 얻어진 고주파 영역(H1)에 대해서는 웨이블릿 임계값을 적용하여 잡음을 제거하고 Bilateral 필터를 통해 얻어진 이미지(L3)와 웨이블릿 역변환을 통하여 다시 이미지(L4)를 얻게 된다. 최종적으로 얻은 이미지(L4)에 Sobel 마스크를 적용한다. Sobel 마스크를 적용하여 문턱치 값을 넘기면 이미지의 경계 부분이라고 가정하여 이미지의 경계를 검출한 후 제안하는 Bilateral 필터를 적용하여 최종적으로 잡음이 제거된 이미지를 얻게 된다.

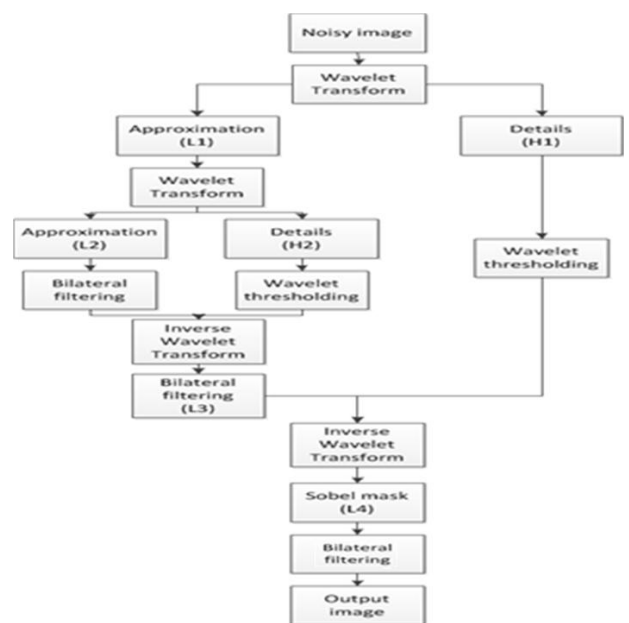


그림 4. 제안하는 알고리즘의 개요도

4. 실험 결과

기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 결과를 비교하기 위하여 총 4개의 이미지, Lena, Barbara, Boat, Goldhill을 이용하였고 이미지

의 크기는 모두 512 x 512이다. 또한 Sobel 마스크의 문턱치 값은 실험을 통하여 150으로 설정하였고, Bilateral 필터에서 사용되는 이웃 간의 범위는 11 x 11을 사용하였으며 웨이블릿 변환에는 db8 필터를 이용하였으며 웨이블릿 임계값 처리는 Bayes Shrink를 이용하였다. Bilateral 필터의 파라미터 σ_d 는 1.8, σ_r 은 $2 \times \sigma_n$ 을 이용하였고 최종적으로 사용되는 Bilateral 필터의 파라미터, 즉 제안하는 Bilateral 필터의 파라미터 σ_d 는 1.4이고 나머지는 동일하게 적용하였다. 제안하는 알고리즘의 성능을 기존의 알고리즘과 비교하기 위해 peak signal to noise ratio (PSNR)을 비교하였고 잡음의 표준편차는 10, 20, 30일 때를 비교하였다.

Input Image	σ_n	기존의 알고리즘 (dB)	제안하는 알고리즘 (dB)
Lena	10	33.0659	33.0889
	20	29.5714	29.5973
	30	27.5483	27.5622
Barbara	10	30.5520	30.5675
	20	26.2975	26.3281
	30	24.3766	24.4089
Boat	10	31.5441	31.5753
	20	27.6742	27.7310
	30	25.5932	25.6431
Goldhill	10	30.9332	30.9518
	20	27.5456	27.5731
	30	25.8376	25.8569

표 1. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR 비교

표 1은 기존의 고정된 Bilateral 파라미터를 적용한 알고리즘과 제안하는 경계 부분에서만 Bilateral 파라미터가 바뀐 알고리즘의 PSNR 결과이다. 표에서 알 수 있듯이 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 미세하게 PSNR 값이 높다는 것을 알 수 있다. 그림 5-8은 잡음의 표준편차가 20일 때의 각각의 알고리즘에 대한 그림이다.



그림 5. (a) 원본 Lena 이미지, (b) 표준편차가 20인 잡음이 낀 이미지, (c) 기존의 알고리즘 (d) 제안하는 알고리즘



그림 6. (a) 원본 Barbara 이미지, (b) 표준편차가 20인 잡음이 낀 이미지, (c) 기존의 알고리즘, (d) 제안하는 알고리즘

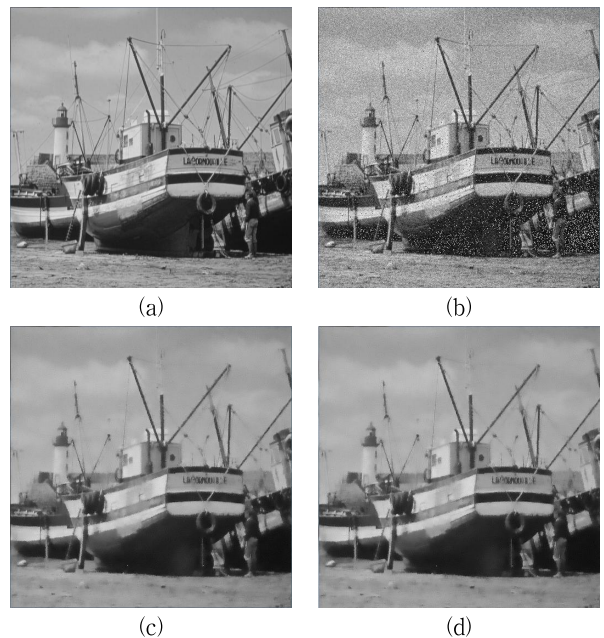


그림 7. (a) 원본 Boat 이미지, (b) 표준편차가 20인 잡음이 낀 이미지, (c) 기존의 알고리즘, (d) 제안하는 알고리즘

5. 결론

본 논문은 Bilateral 필터를 적용하기 전에 Sobel 마스크를 이용하

여 이미지의 경계 부분을 검출한 뒤 경계라고 판단되는 부분에 한해서 Bilateral 파라미터 값 σ_d 을 조절함으로써 이미지의 화질을 개선하는 알고리즘을 제안하였다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 최대 약 0.1dB까지 향상되었다는 것을 알 수 있다. 하지만 PSNR은 향상되었지만 주관적 화질은 미미하게 변화하였기에 앞으로 경계 부분에 대해서 Bilateral 필터의 파라미터 값을 좀 더 세밀하게 조절하는 방향으로 연구를 계속 진행하여 주관적 화질도 뚜렷하게 개선할 수 있는 방향으로 연구의 목표를 잡을 것이다.

[5] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 9, pp. 2730-2742, Sep. 2006.

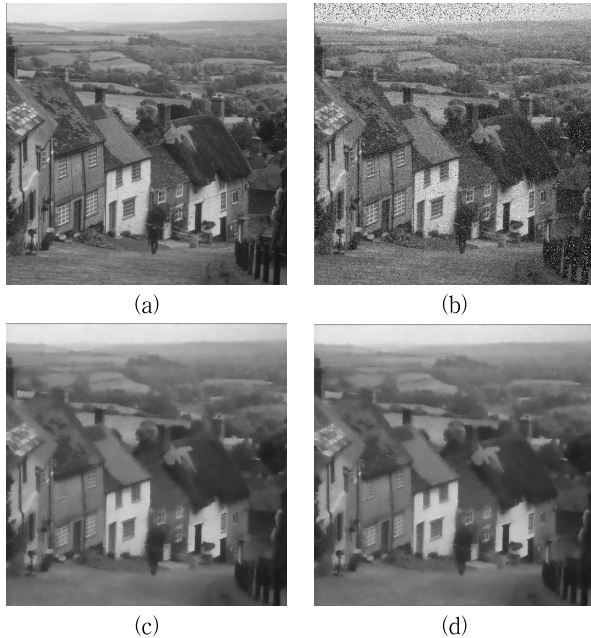


그림 8. (a) 원본 Goldhill 이미지, (b) 표준편차가 20인 잡음이 낀 이미지, (c) 기존의 알고리즘, (d) 제안하는 알고리즘

6. 감사의 글

“본 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2011-0011312)”

참고 문헌

- [1] M. Zhang and Bahadir K. Gunturk, "Multiresolution Bilateral Filtering for Image Denoising," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 12, pp. 2324-2333, Dec. 2008.
- [2] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425-455, 1994.
- [3] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, G. Kerkyacharian, and D. Picard, "Wavelet shrinkage: Asymptopia?," *J. Roy. Statist. Assoc. B*, vol. 57, no. 2, pp. 301-369, 1995.
- [4] 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.