AWGN환경에서 에지보호를 위한 개선된 잡음제거 알고리즘에 관한 연구

Gao Yinyu* · 김남호**

A Study on Improved Denoising Algorithm for Edge Preservation in AWGN Environments

Gao Yinyu* · Nam-Ho Kim**

요 약

최근 들어, 디지털 영상처리 장치에 대한 수요가 급격히 증대되면서 영상의 우수한 화질이 요구되고 있다. 그러나 여러 가지 원인에 의해 잡음이 추가되어 영상을 훼손시킨다. 따라서 잡음제거에 대한 필요성이 대두되고 있으며, 잡음제거 기술은 주요한 연구 분야가 되었다. 영상은 AWGN(additive white Gaussian noise)에 의해 많이 훼손되며, 본 논문에서는 AWGN을 제거하기 위해, 에지보호를 위한 개선된 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 먼저 공간거리 차이 정보를 고려한 가중치 필터와 적응 가중치 필터로 처리한 결과값의 평균과 마스크내의 분산과 추정된 잡음분산의 관계식에 의해 처리된 값을 합하여, 영상의 최종출력값을 구한다. 따라서 제안한 방법은 우수한 잡음제거 및 에지보존 특성을 나타내었고 영상의 화질을 개선하였다.

ABSTRACT

Nowadays, the high quality of image is required with the demand for digital image processing devices is rapidly increasing. But image always damaged by many kinds of noises and it is necessary to remove noise and the denoising becomes one of the most important fields. In many cases image is corrupted by AWGN(additive white Gaussian noise). In this paper, we proposed an improved denoising algorithm with edge preservation. The proposed algorithm averages values processed by spatial weighted filter and self adaptive weighted filter. Then we add the value which is computed by the equation considering variance of mask and the estimated noise variance. Through the experience, the proposed filter performs well on noise suppression and edge preservation properties and improves the image visual quality.

키워드

잡음제거, AWGN, 마스크, 가중치 필터, 고주파 성분, 분산

Key word

Denoising, AWGN, Mask, Weighted filter, High-frequency components, Variance

* 준회원 : 부경대학교 제어계측공학과

** 종신회원 : 부경대학교 제어계측공학과 (교신저자, nhk@pknu.ac.kr)

접수일자 : 2012. 03. 30

심사완료일자 : 2012. 05. 14

I. 서 론

실생활에서 접하게 되는 영상장치들의 목적은 원래의 영상을 그대로 재현하는 것이다. 그러나 영상을 디지털화하거나 처리, 전송, 저장하는 과정에서 여러 가지 요인에 의해 잡음이 추가되어 영상을 훼손시킨다. 따라서 잡음제거에 대한 필요성이 대두되고 있으며, 잡음제거 기술은 주요한 연구 분야가 되었다[1]-[4].

영상에 첨가되는 잡음에는 AWGN(additive white Gaussian noise), 임펄스 잡음, 유니폼 잡음 등 다양한 종류가 있다. 그중 AWGN에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. 이러한 잡음을 제거하기 위하여 많은 기법들이 제안되었고, 가장 대표적인 공간영역에서의 기법에는 평균 필터(MF: mean filter)과 가우시안 필터(GF: gaussian filter) 등이 있다[1]-[4]. 한편, J. Morlet에 의해 처음 제안되어, 다중해상도해석이 가능한 웨이블릿 변환은 AWGN 제거에서 매우 우수한 성능을 보이고 있고, 영상의 잡음 제거에 많이 이용되고 있다[2]. 웨이블릿 기반의 가우시안 잡음제거 방법들 가운데서 Donoho와 Johnstone[2]가 제안한 universal 임계값을 hard thresholding 함수 혹은 soft thresholding 함수를 적용한 VisuShrink을 많이 사용하고 있다. 그러나 이러한 기존의 방법들은 영상을 스무딩시켜서, 영상의 고주파 성분들을 훼손하기에 블러링 현상을 나타낸다[2]-[8].

따라서 본 연구에서는 AWGN을 효과적으로 제거하기 위하여, 먼저 공간거리 차이 정보를 고려한 가중치 필터와 적응 가중치 필터로 처리한 결과값의 평균과 마스크내의 분산과 추정된 잡음분산의 관계식에 의해 처리된 값을 합하여, 영상의 최종출력값을 구하는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 잡음제거 성능의 우수성을 입증하기 위해, PSNR(peak signal to noise ratio)를 이용하여 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였으며, 제안한 방법은 에지보존 및 잡음제거 방면에서 우수한 특성을 나타내었다.

II. 잡음모델

부가열화 잡음들은 다양하지만, 대표적인 잡음으로 AWGN이 있다. 잡음에 의해 열화된 영상 X 는 다음과 같이 정의된다.

$$X = I + n \quad (1)$$

여기서, I 는 입력되는 영상이고 n 은 잡음을 의미한다. 만약 n 이 가우시안 잡음일 경우, 잡음밀도 함수는 아래와 같다.

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (2)$$

식 (2)로부터, z 는 화소값이고, μ 는 z 의 평균이고, σ 는 표준편차이다.

본 논문에서는 가우시안 잡음의 일종인 AWGN에 대해 연구하는데, 이는 가우시안 잡음밀도 함수에서 평균이 0인 경우의 잡음이다. AWGN의 잡음밀도 함수는 아래의 식 (3)과 같이 표현할 수 있다[4].

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z)^2/2\sigma^2} \quad (3)$$

III. 제안한 방법

본 논문에서 제안한 알고리즘은 먼저 공간 가중치 알고리즘과 적응 평균(SAM: self adaptive mean) 필터로 처리한 값의 평균을 구한다. 그리고 에지를 보존하기 위해, 이 결과값에 마스크내의 분산과 추정된 잡음분산의 관계식에 의해 처리된 값을 합하여 영상의 최종출력값을 구한다.

공간 가중치는 중앙화소와 마스크내의 주위 화소사이의 거리에 의하여 결정되며, 다음의 식 (4)와 같다[7].

$$W_s(\theta_x, \theta_y) = \exp \left[-\frac{|(\theta_x - i) + (\theta_y - j)|^2}{\sigma_s^3} \right] \quad (4)$$

여기서 W_s 는 공간 가중치이고, (θ_x, θ_y) 는 마스크내의 화소들의 위치를 나타내고 (i, j) 는 중심화소의 위치를 나타내며, σ_s 는 가중치의 크기를 결정하는 중요한 파라미터로써, 아래의 식(5)와 같이 구해진다.

$$\sigma_s = \frac{M-1}{2} \quad (5)$$

식 (5)에서 M 은 마스크의 크기를 나타내고, 그 크기는 $(2N+1) \times (2N+1)$ 이며 N 는 정수이다. 마스크의

크기를 설정할 경우, 저주파 영역은 정제적(stationary)이므로 넓은 마스크를 사용하는 것이 효과적이며, 고주파 영역은 비정제적이므로 좁은 마스크를 사용하는 것이 더 정확한 추정 결과를 가져 온다.

따라서 공간 가중치를 적용하여 구한 값 $P(i,j)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$P(i,j) = \frac{\sum_{(\theta_x, \theta_y) \in M} W_s(\theta_x, \theta_y) \times X(i,j)}{\sum_{(\theta_x, \theta_y) \in M} W_s(\theta_x, \theta_y)} \quad (6)$$

다음, SAM 필터의 가중치를 구하기 위해, 식 (7), (8)과 같은 과정을 거친다.

$$\mu_m = \text{mean}\{X(\theta_x, \theta_y)\} \quad (7)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{(\theta_x, \theta_y) \in M} 1 + [X(\theta_x, \theta_y) - \mu_m]^2} \quad (8)$$

위의 식으로부터 $\text{mean}\{\bullet\}$ 는 평균값 연산자를 나타내며, μ_m 은 마스크내의 국부 평균값을 의미한다. 따라서 적응 가중치 $W_a(\theta_x, \theta_y)$ 는 식 (9)와 같이 구해진다.

$$W_a(\theta_x, \theta_y) = \frac{1}{1 + [X(\theta_x, \theta_y) - f]^2 \times f} \quad (9)$$

이때, SAM 필터의 출력값은 식 (10)과 같이 얻어진다.

$$S(i,j) = \frac{\sum_{(\theta_x, \theta_y) \in M} W_a(\theta_x, \theta_y) \times X(i,j)}{\sum_{(\theta_x, \theta_y) \in M} W_a(\theta_x, \theta_y)} \quad (10)$$

만약 $P(i,j)$ 와 $S(i,j)$ 의 합을 $Y(i,j)$ 라고 할 때, 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 출력 $F(i,j)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$F(i,j) = \frac{\sigma_m^2(i,j) - \sigma_a^2(i,j)}{\sigma_m^2(i,j) + \sigma_a^2(i,j)} \left[X(i,j) - \frac{Y(i,j)}{2} \right] + \frac{Y(i,j)}{2} \quad (11)$$

여기서 σ_m^2 는 마스크내의 국부 분산을 의미하고, σ_a^2 는 추정된 잡음분산이며, 훼손된 영상의 모든 국부 영역에 대한 분산의 평균을 통하여 얻어진다[8]. 이들은 각각 아래의 식 (12), (13)과 같이 표현할 수 있다.

$$\sigma_m^2 = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in M} [X(i,j) - \mu_m]^2 \quad (12)$$

$$\sigma_a^2 = \text{mean} \left\{ \sum_{i \in R, j \in C} \sigma_m^2(i,j) \right\} \quad (13)$$

식 (13)에서 R, C 는 영상의 가로, 세로의 크기를 나타낸다.

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 그림 1의 512×512 크기의 8 비트 그레이 영상 Lena와 Goldhill에 대해 시뮬레이션하였다. 또한 영상의 개선 정도를 가늠하기 위하여 PSNR(peak signal noise ratio)를 구하여 제안한 방법과 기존의 방법 MF[1], GF[1], CWM[1], VisuShrink(VisuS)[2] 등 방법들과 성능을 비교하였다.

그림 1. 테스트 원 영상

(a) Lena (b) Goldhill

Fig. 1 The original test images.

(a) Lena (b) Goldhill

여기서 기존의 공간 영역에서의 방법들은 5×5 크기의 마스크를 사용하였고 웨이블릿 영역에서의 VisuS는 Daubechies 8(db8) 웨이블릿 함수를 이용하여 웨이블릿 변환을 하였으며 soft thresholding 함수에 의해 처리하였다.

그림 2. Lena 영상에 대한 시뮬레이션결과
Fig. 2 Simulation result of Lena image

그림 4. Goldhill 영상에 대한 시뮬레이션결과
Fig. 4 Simulation result of Goldhill image

그림 3. Lena 영상의 고주파 부분에 대한
확대된 차영상($\times 5$)
Fig. 3 Enlarged difference image($\times 5$) for
high-frequency region of Lena image

그림 5. Goldhill 영상의 고주파 부분에 대한
확대된 차영상($\times 5$)
Fig. 5 Enlarged difference image($\times 5$) for
high-frequency region of Goldhill image

그림 2와 4는 Lena 영상과 Goldhill 영상에 표준편차가 15인 AWGN을 첨가하였을 때, 기존의 방법들과 제안한 방법의 시뮬레이션결과이다. 그림에서 (a)는 잡음영상이고, (b)~(d)는 각각 MF, GF와 제안한 필터 알고리즘(PFA: proposed filter algorithm)의 시뮬레이션 결과이다.

그리고 제안한 알고리즘의 잡음제거 및 에지보존 성능을 보여주기 위해, 처리된 영상에서 고주파 부분의 차영상을 확대하여 그림 3과 그림 5에 나타내었다. 본 논문에서의 차영상은 원 영상과 처리된 영상의 차의 절대치에 5를 곱하여 얻어진다.

(a)

(b)

 그림 6. Lena 영상과 Goldhill 영상에 대한 AWGN의 표준편차 σ 변화에 따른 PSNR

(a) Lena 영상 (b) Goldhill 영상

 Fig. 6 PSNR for Lena and Goldhill with standard deviation σ of AWGN

(a) Lena image (b) Goldhill image

시뮬레이션 결과로부터, 기존의 MF와 GF에 의해 처리된 영상들은 블러링 현상이 나타났고, 에지보존 성능이 미흡하다. 그러나 제안된 알고리즘에 의해 처리된 영상은 에지와 같은 고주파 성분이 잘 보존되었을 뿐만 아니라, 잡음제거 방법에서도 우수한 성능을 나타내었다. 또한, 차영상의 결과로부터, 기존의 방법들은 영상의 에지 부분에서 큰 오차를 나타내어 밝고 선명하였으며, 제안한 방법은 고주파 특성이 우수하여 상대적으로 어두운 영상을 나타내었다.

그림 6은 각각의 필터들에 의해 복원된 영상에 대한 PSNR을 비교한 것이다. 그 결과로부터 기존의 방법들은

잡음밀도가 높은 영역에서 그 성능이 급격히 저하됨을 알 수 있으나, 제안한 방법은 기존의 방법들 보다 우수한 결과를 나타내었다.

표 1과 표 2는 각각 Lena 영상과 Goldhill 영상에서 AWGN의 크기 변화에 따른 기존의 필터들과 제안한 필터 알고리즘으로 처리전후의 PSNR을 나타낸 것이다.

표 1. Lena 영상에 대한 각 잡음제거 방법의 PSNR[dB]

Table. 1 PSNR values[dB] obtained by different denoising methods applied on Lena image.

σ	PSNR[dB]					
	Noisy image	CWM	VisuS	MF	GF	PFA
15	24.61	29.49	27.87	29.08	29.21	31.50
20	22.11	27.62	26.99	28.71	28.83	30.43
25	20.22	26.09	26.28	28.28	28.39	29.49
30	18.67	24.72	25.70	27.79	27.88	28.56

 표 2. Goldhill 영상에 대한 각 잡음제거 방법의 PSNR[dB]
Table. 2 PSNR values[dB] obtained by different denoising methods applied on Goldhill image.

σ	PSNR[dB]					
	Noisy image	CWM	VisuS	MF	GF	PFA
15	24.62	28.64	26.74	27.90	28.03	29.70
20	22.17	27.10	26.12	27.61	27.73	28.98
25	20.28	25.71	25.74	27.28	27.39	28.29
30	18.76	24.50	25.42	26.91	27.01	27.62

표의 결과로부터, 제안한 방법으로 복원한 영상은 기존의 방법들에 비해 우수한 PSNR 특성을 보였다. 그리고 제안한 방법은 AWGN의 표준편차가 20인 Goldhill 영상에서 28.98dB의 높은 PSNR을 보이고 있다. 이는 훼손된 영상의 PSNR과 기존의 CWM, VisuS, MF와 GF 비해 각각 9.89dB, 1.88dB, 2.86dB, 1.37dB와 1.25dB 개선되었다.

VI. 결 론

본 논문에서는 에지보호를 위한 개선된 AWGN 제거 필터 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 먼저 공간 가중치 알고리즘과 에지에 강인한 SAM(self

adaptive mean) 필터로 처리한 값의 평균을 구하고 에지를 보존하기 위해, 이 평균값에 마스크내의 분산과 추정된 잡음분산의 관계식에 의해 구해진 값을 합하여 최종 출력값을 구한다.

시뮬레이션결과, 제안한 알고리즘은 AWGN 환경에서 잡음제거 성능에서 기존의 방법들보다 높은 PSNR을 나타내었고, 기존의 방법들은 잡음밀도가 높은 영역에서 잡음제거 성능이 급격히 저하되었으나, 제안한 방법 모두 기존의 방법들 보다 우수한 결과를 나타내었다. 따라서 제안한 알고리즘은 AWGN을 제거하여 영상을 복원하기 위해 유용하게 적용될 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] Gao Yinyu and Nam-Ho Kim, "Direction Information Concerned Algorithm for Removing Gaussian Noise in Images", *International Journal of KIICE*, vol. 9, no. 6, pp. 758-762, December 2011.
- [2] Donoho, D. L. and Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage", *Technical Report, Department of Statistics, Stanford University, Tentatively*, 1992.
- [3] A. Abdelnour and I. W. Selesnick, "Nearly symmetric orthogonal wavelet bases", *Proc. IEEE Int. Conf. Ac., Sp., Sig. Proc. (ICASSP)*, pp. 344-349, May 2001.
- [4] Gonzalez R. C and Woods R. E, "Digital Image Processing", *Addison-Wesley*, 2003.
- [5] Jiahui Wang and Jingxing Hong, "A New Self-adaptive Weighted Filter for Removing Noise in Infrared Images," *IEEE Information Engineering and Computer Science, ICIECS International Conference*, pp. 69-76, 2009.
- [6] Gao Yinyu and Nam-Ho Kim, "Image Denoising using Adaptive Threshold Method in Wavelet Domain", *International Journal of KIICE*, vol. 9, no. 6, pp. 763-768, December 2011.
- [7] S Paris, P Komprobst, J. Tumblin and F. Durand, "A Gentle Introduction to Bilateral Filtering and its Applications", *ACM SIGGRAPH 2008 Classes*, pp. 200-205, 2008.

- [8] J. S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics", *IEEE Trans. PAMI*, vol. 2, pp. 165 - 168, 1980.

저자소개

Gao Yinyu(Gao Yinyu)

2010년 6월 Harbin Engineering University 졸업
2010년 9월~현재 부경대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정

※ 관심분야: 영상처리

김남호(Nam-Ho Kim)

제11권 제1호 참조
1992년 3월~현재 부경대학교 공과대학 제어계측공학과 교수

※ 관심분야: 영상처리, 통신시스템, 적응필터와 웨이블릿을 이용한 잡음제거 및 신호 복원