AWGN 환경에서 영상복원 필터에 관한 연구

Xu Long · 김남호*

A Study on Image Restoration Filter in AWGN Environments

Xu Long · Nam-Ho Kim*

Dept. of Control and Instrumentation Eng., Pukyong National University, Busan 608-737, Korea

요 약

최근, 영상정보에 관련된 하드웨어 및 소프트웨어 등의 기술이 발달함에 따라 다양한 멀티미디어 서비스에 대한 수요가 증가 되고 있다. 그러나 영상 신호의 처리, 전송, 저장하는 과정에서 여러 외부 원인에 의해 영상의 열화가 발생되며, 영상 열화의 주된 원인은 잡음에 의한 것이다. 영상은 대부분 AWGN(additive white Gaussian noise)에 의해 훼손되며, 잡음 제거를 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 영상에 첨가되는 AWGN의 영향을 완화하기 위하여, 공간 영역에서의 저주파 및 고주파 특성이 우수한 잡음제거 알고리즘을 제안하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해 기존의 방법들과 결과를 비교하였으며, 성능의 평가를 위하여 PSNR(peak signal to noise ratio)을 사용하였다.

ABSTRACT

Recently, with the development of hardware and software technology related with image information delivery, the demand for various multimedia service has increased. But, the process of treating, sending, and storing image signals generates image degradation by various external causes. The main cause of image degradation is noise. image is mostly damaged by AWGN (additive white Gaussian noise). Therefore, there have been active researches on noise elimination. This paper, to reduce the effects of AWGN added to the image, suggests a noise-eliminating algorithm which is excellent in low-frequency and high-frequency characteristics in space. And, this paper, through simulation techniques, compared the result of the suggested algorithm with those of the existing methods. And, to evaluate the performance of it, PSNR (peak signal to noise ratio) was used.

키워드 : AWGN, 영상, 열화, PSNR

Key word : AWGN, Image, Degradation, PSNR

접수일자 : 2014. 01. 23 심사완료일자 : 2014. 02. 11 게재확정일자 : 2014. 02. 26

* **Corresponding Author** Jong-Ig Lee(E-mail:leeji@gdsu.dongseo.ac.kr, Tel:+82-51-320-1761)

Dept. of Control and Instrumentation Eng., Pukyong National University, Busan 608-737, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2014.18.4.949>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©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.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

현재 하드웨어 및 소프트웨어에 관련된 디지털 장치가 대중화됨에 따라 디지털 영상은 생활, 생산 및 과학 연구 분야에 활발히 응용되고 있으며, 영상의 화질에 대한 기대가 높아져 가고 있다. 그러나 영상의 처리, 전송, 저장하는 과정에서 여러 요인에 의해 잡음이 첨가되어 영상의 인지도가 낮아진다[1-3].

영상에 첨가되는 잡음은 발생하는 원인과 형태에 따라 다양한 종류가 있으며, 주로 AWGN(additive white Gaussian noise), 임펄스 잡음(impulse Noise) 유니폼 잡음 등이 대표적이다. 그 중 AWGN 제거가 어려운 과제 중의 하나이며, 이에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

영상에 첨가되는 AWGN을 제거하기 위하여 많은 기법들이 제안되었으며, 대표적인 공간영역 기법에는 알파 트림드 평균 필터(A-TMF: alpha-trimmed mean filter), 메디안 필터(MF: median filter), 적응 중간 가중치 메디안 필터(ACWMF: adaptive center weighted median filter), 적응 가중치 평균 필터(AWMF: adaptive weighted mean filter) 등이 있다[4-9]. 알파 트림드 평균 필터는 알파 값에 근거하여 마스크 화소 개수를 결정하며, 알파 값이 작을 경우, 평탄한 저주파 영역에서 우수하며, 고주파 영역에서는 특성이 미흡하다. 적응 가중치 평균 필터는 화소값의 차이를 고려하여 각 화소와 평균치의 차이에 의해 가중치를 설정하여 고주파 영역에서는 특성이 우수하지만 저주파 영역에서는 특성이 다소 미흡하다[8-9].

따라서 본 논문에서는 영상에 첨가되는 AWGN의 영향을 완화하기 위하여, 공간영역에서 저주파 및 고주파 특성이 우수한 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안된 알고리즘의 잡음제거 성능의 우수성을 입증하기 위해, PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용하여, 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였다.

II. 잡음 모델

영상의 열화를 일으키는 잡음들은 다양하며, 잡음에 의해 열화된 영상은 식 (1)과 같다.

$$O(m,n) = H[x(m,n)] + k(m,n) \quad (1)$$

여기서, x 는 입력 영상이고, H 는 열화 함수이며, k 는 잡음을 의미한다[1]. 만약 k 가 가우시안 잡음일 경우, 잡음밀도 함수는 식 (2)와 같다.

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

여기서 z 는 명암도이고, μ 는 z 의 평균값이며, σ 는 표준편차이다. z 는 식 (2)에서 일반적으로 70%는 $(\mu-\sigma)$ 에서 $(\mu+\sigma)$ 영역에 있으며, 95%는 $(\mu-2\sigma)$ 에서 $(\mu+2\sigma)$ 의 영역 안에 있다. AWGN은 가우시안 잡음의 일종으로서 평균이 0인 잡음이다[4].

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

III. 제안한 알고리즘

본 논문에서 제안한 알고리즘은 $(2n+1) \times (2n+1)$ 의 마스크를 사용하며, 먼저 영상의 저주파 특성을 보존하기 위하여, 각 마스크의 중심화소와 주변화소의 공간적 거리 및 화소값 차이에 의하여 가중치를 구한다. 그리고 고주파 성분을 보존하기 위해 적응 가중치를 변형시켜 인가한다.

Step 1. 마스크내의 중심화소와 주변화소사이의 거리에 의해 공간 가중치를 구하며, 식 (4)와 같이 표현된다.

$$W_s(\theta_k, \theta_p) = \exp\left[-\frac{|(\theta_k - i) - (\theta_p - j)|^2}{\delta^2}\right] \quad (4)$$

여기서 (θ_k, θ_p) 는 마스크 내부 좌표를 나타내고, (i, j) 는 중심화소의 좌표를 나타내며, δ 는 가중치 크기를 결정하는 파라미터로서, 다음과 같이 구해진다.

$$\delta = \frac{2n+1}{2} \quad (5)$$

공간 가중치는 중심화소와 주변화소의 공간적 거리에 따라 각각 다르게 되며 마스크 크기에 영향을 많이

받는다. 즉 공간적으로 중심화소와 공간적 거리가 작은 주변화소는 큰 가중치를 가지고, 중심화소와의 공간 거리가 큰 화소는 작은 가중치를 가진다. 그리고 마스크 크기가 클 경우, 저주파 영역에서 특성이 우수하다.

따라서 마스크 M 내에서 공간 가중치를 적용한 출력 값은 식 (6)과 같이 나타낸다.

$$L = \frac{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} (W_s(\theta_k, \theta_p) \times x_{\theta_k, \theta_p})}{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} W_s(\theta_k, \theta_p)} \quad (6)$$

Step 2. 마스크 중심화소와 차이를 고려하여 가중치를 식 (7)과 같이 설정한다.

$$W_h(\theta_k, \theta_p) = \exp\left(-\frac{(x_{\theta_k, \theta_p} - x(i, j))^2}{\beta_{i, j}}\right) \quad (7)$$

여기서 $x(i, j)$ 는 중심 화소값을 나타내며, $\beta_{i, j}$ 는 파라미터로서 식 (8)과 같다.

$$\beta_{i, j} = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} (x_{\theta_k, \theta_p} - x(i, j))^2 \quad (8)$$

따라서 $W_h(\theta_k, \theta_p)$ 가중치를 적용한 출력 값은 식 (9)와 같이 나타낸다.

$$N = \frac{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} (W_h(\theta_k, \theta_p) \times x_{\theta_k, \theta_p})}{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} W_h(\theta_k, \theta_p)} \quad (9)$$

Step 3. 이때 L 과 N 의 평균값을 $p(i, j)$ 이라 할 경우, 마스크내의 분산과 추정된 잡음 분산의 관계식에 의해 처리된 결과는 식 (10)과 같이 표현된다.

$$O_1(i, j) = [x(i, j) - p(i, j)] \frac{\sigma_f^2(i, j) - \sigma_n^2}{\sigma_f^2(i, j) + \sigma_n^2} + p(i, j) \quad (10)$$

여기서 σ_f^2 는 국부 마스크의 분산이고, σ_n^2 은 추정된 잡음 분산이다. 그리고 잡음 분산 σ_n^2 은 훼손된 영상의

모든 국부 영역에 대한 분산의 평균으로 추정한다.

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{(i, j) \in M} [x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j)] \quad (11)$$

$$\sigma_n^2 = \text{mean}\left\{\sum_{(i, j) \in M} (\sigma_f^2)\right\}$$

여기서 $\mu(i, j)$ 는 식 (12)와 같다.

$$\mu(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{\theta_k, \theta_p \in M} \{x_{\theta_k, \theta_p}\} \quad (12)$$

Step 4. 고주파 성분을 보존하기 위해 적응 가중치를 변형시켜 처리한다. 변형된 적응 가중치를 필터를 구하기 위해, 다음과 같은 절차를 거치며, 우선 마스크내의 각 화소들의 차이를 나타내기 위해 임계값 $T_{i, j}$ 를 구한다. $T_{i, j}$ 는 식 (13)과 같이 표현된다.

$$T_{i, j} = \frac{\sum_{\theta_k, \theta_p \in M} (x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j))^2}{(2n+1)^2} \quad (13)$$

따라서 임계값 $T_{i, j}$ 을 적용한 변형된 적응 가중치 W_T 는 식 (14)와 같이 표현된다.

$$W_T = \frac{1}{f \times \{1 + \max[T_{i, j}, (x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j))^2]\}} \quad (14)$$

여기서 f 는 식 (15)와 같다.

$$f = \sum_{\theta_k, \theta_p \in M} \frac{1}{1 + \max[T_{i, j}, (x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j))^2]} \quad (15)$$

마스크 내의 화소값과 평균치의 차이가 클수록 이 화소값에 대응하는 가중치는 작아야 하고, 반대인 경우, 이 화소값에 대응하는 가중치는 커야 한다. 따라서 $(x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j))^2$ 이 임계값 $T_{i, j}$ 보다 클 경우에 가중치는 $(x_{\theta_k, \theta_p} - \mu(i, j))^2$ 에 의해 결정되고, 작을 경우에는 임계값 $T_{i, j}$ 에 의해 결정된다.

변형된 적응 가중치 W_T 에 따른 출력 값은 다음과 같이 나타낸다.

$$O_2(i,j) = \frac{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} (W_T \times x_{\theta_k, \theta_p})}{\sum_{(\theta_k, \theta_p) \in M} W_T} \quad (16)$$

Step 5. 그리고 최종의 출력은 γ 값을 적용하여 변형된 가중치 결과 값을 인가하며 식 (17)과 같이 표현된다.

$$O_{out} = \gamma * O_1(i,j) + (1-\gamma) * O_2(i,j) \quad (17)$$

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 512×512 크기의 8 비트 그레이 영상인 Barbara, Baboon에 AWGN을 첨가하여 시뮬레이션하였다. 또한 영상의 개선 정도를 평가하기 위하여 PSNR을 이용하여 기존의 적응 가중치 평균 필터, 알파 트림드 평균 필터, 적응 중간 가중치 메디안 필터 등 방법들과 각각 성능을 비교하였다. PSNR은 식 (18), (19)와 같이 표현된다.

$$MSE = \frac{\sum_{i,j} (O_{out} - x(i,j))^2}{R \times C} \quad (18)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \quad (19)$$

이때 R, C는 이미지 가로, 세로 크기이다.

시뮬레이션에 사용된 원 영상을 그림 1에 나타내었고, 표준편차가 15인 AWGN을 원 영상에 첨가하여 기존의 방법들과 제안한 방법의 특성을 비교한 결과를 그림 2와 3에 나타내었다. 그림 2와 3에서 (a)는 적응 가중치 평균 필터이고, (b)는 알파 트림드 평균 필터이며, (c)는 적응 중간 가중치 메디안 필터, (d)는 제안한 알고리즘 필터 (PFA: proposed filter algorithm)($\gamma = 0.6$)으로 처리한 결과이다.

그리고 AWGN에 훼손된 영상을 복원함에 있어서 제안한 알고리즘의 잡음제거 특성을 확인하기 위해, Barbara 영상 200 라인과 Baboon 영상 350 라인의 프로파일을

그림 1. 원 영상 (a) Barbara 영상 (b) Baboon 영상

Fig. 1 The original images (a) Barbara image (b) Baboon image

나타내었으며, 그리고 Barbara(310,250)화소, Baboon (310,360)화소를 중심으로 상하좌우 각각 50화소 영역을 확대한 영상을 나타내었다.

프로파일의 결과, 기존의 적응 가중치 평균 필터와 알파 트림드 평균 필터로 처리한 영상은 잡음을 제거함에 있어서 gray level이 작게 변하는 저주파 영역에서 비교적 우수한 결과를 나타내었지만 gray level이 급격히 변하는 고주파 영역에서는 특성이 미흡하였다. 적응 중심 가중치 메디안 필터로 처리한 영상은 이와 반대로 저주파 영역에서 특성이 다소 미흡하였고, 고주파 영역에서 특성이 우수하였다. 한편 제안한 알고리즘으로 처리한 영상은 저주파 및 고주파 영역에서 우수한 결과를 나타내었다.

또한 확대한 영상에서, 적응 가중치 평균 필터와 알파 트림드 평균 필터로 처리한 결과 영상에 블러링 현상을 일으켰고, 중심 가중치 메디안 필터로 처리한 결과 영상에 오류를 나타내었다. 그러나 제안한 알고리즘으로 처리한 결과는 기존의 방법에 비하여 우수한 잡음제거 특성을 나타내었다.

그림 4는 각각의 필터들에 의해 복원된 영상에 대한 PSNR을 비교한 것이며, 그 결과를 표 1, 표 2에 나타내었다. 표의 결과에서 제안한 방법은 기존의 방법들 보다 우수한 결과를 나타내었다.

그림 2. Barbara 영상에 대한 시뮬레이션 결과 (a) AWMF (b) A-TMF (c) ACWMF (d) PFA
Fig. 2 Simulation result of Barbara image (a) AWMF (b) A-TMF (c) ACWMF (d) PFA

그림 3. Baboon 영상에 대한 시뮬레이션결과 (a) AWMF (b) A-TMF (c) ACWMF (d) PFA
 Fig. 3 Simulation result of Baboon image (a) AWMF (b) A-TMF (c) ACWMF (d) PFA

그림 4. AWGN σ 에 따른 PSNR (a) Barbara 영상 (b) Baboon 영상
Fig. 4 PSNR with AWGN σ (a) Barbara image (b) Baboon image

표 1. Barbara 영상의 각 PSNR[dB] 비교
Table. 1 Each PSNR[dB] comparison for Barbara image

σ	Method			
	AWMF	A-TMF	ACWMF	PFA
05	25.18[dB]	26.06[dB]	26.38[dB]	30.16[dB]
10	24.97[dB]	25.83[dB]	25.17[dB]	29.13[dB]
15	24.65[dB]	25.46[dB]	24.01[dB]	27.80[dB]
20	23.79[dB]	24.95[dB]	22.99[dB]	26.39[dB]

표 2. Baboon 영상의 각 PSNR[dB] 비교
Table. 2 Each PSNR[dB] comparison for Baboon image

σ	Method			
	AWMF	A-TMF	ACWMF	PFA
05	23.61[dB]	23.66[dB]	25.27[dB]	27.70[dB]
10	23.45[dB]	23.52[dB]	24.30[dB]	27.11[dB]
15	23.20[dB]	23.27[dB]	23.28[dB]	26.24[dB]
20	22.91[dB]	22.98[dB]	22.33[dB]	25.27[dB]

V. 결 론

본 논문은 AWGN에 훼손된 영상을 복원하기 위하여, 잡음의 영향을 완화하고, 동시에 영상의 저주파 및 고주파 특성이 우수한 알고리즘을 제안하였다. 시뮬레이션 결과, 제안한 알고리즘은 표준편차가 15인 AWGN에 훼손된 Barbara 영상에서 27.80[dB]의 높은 PSNR을 나타내었으며, 그리고 기존의 적응 가중치 평균 필터, 알파 트림드 평균 필터, 적응 중간 가중치 메디안 필터에 비해 각각 3.15[dB], 2.30[dB], 3.79[dB] 개선되었고, AWGN의 크기에 따른 잡음제거 특성이 기존 방법들에 비해 우수한 결과를 나타내었다.

따라서 제안한 알고리즘은 AWGN의 영향을 완화시켜 영상을 복원하는 시스템에 유용하게 적용될 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 2012학년도 부경대학교의 지원을 받아 수행된 연구임(PK-2012-73)

REFERENCES

[1] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, Eds., *Colir Image Processing and Applications*, Springer, Berlin, Germany, 2000.

[2] R. C. Gonzalez and R.E. woods, Eds., *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2007.

[3] 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*, 2009.

[4] Gao Yinyu and Nam-Ho Kim, "A Study on Improved Denoising Algorithm for Edge Preservation in AWGN Environments", *Journal of KIICE*, vol. 16, no. 8, pp. 1773-1778, Aug. 2012.

[5] Y. Dong and S. Xu, "A New Directional Weighted Median Filter for Removal Random-Valued Impulse Noise", *IEEE Signal Processing Lett.*, vol 14, no. 3, pp. 193-196, 2007.

- [6] Öten, Remzi and De Figueiredo, Rlui J P, "Adaptive Alpha-Trimmed Mean Filters Under Deviations From Assumed Noise Model", *IEEE Trans., Image Processing*, vol. 13, no. 5, pp. 627-639, May 2004.
- [7] Wei Wang and Peizhong LU, "Adaptive switching anisotropic diffusion model for universal noise removal", *Intelligent Control and Automation (WCICA), 2012 10th World Congress on*, pp. 4803-4808, 2012.
- [8] He Changwei, Liu Yingxia, Ren Wenjie and Wang Xin, "Wavelet denoising based on multistage median filtering", *Journal of Computer Application*, vol. 27, no. 9, pp. 2117-2119, Sep. 2007.
- [9] Gao Yinyu and Nam-Ho Kim, "A study on image restoration for removing mixed noise while considering edge information", *International Journal of KIICE*, vol. 15, no. 10, pp. 2239-2246, Oct. 2011.

Xu Long(Xu Long)

2012년 6월 Harbin Engineering University 졸업
2012년 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 신호복원