

AWGN 제거를 위한 화소값 분포패턴에 기반한 가중치 필터 알고리즘

천봉원¹, 김남호^{2*}

¹부경대학교 지능로봇공학과

²부경대학교 공과대학 전기공학부

Weighted Filter Algorithm based on Distribution Pattern of Pixel Value for AWGN Removal

Bong-Won Cheon¹ · Nam-Ho Kim^{2*}

¹Dept. of Intelligent Robot Eng., Pukyong National University

²School of Electrical Eng., Pukyong National University

요약 최근 IoT 기술과 통신매체의 발전에 따라 다양한 영상 장비가 산업 현장에서 사용되고 있다. 카메라와 센서에서 취득된 영상 데이터는 송수신 과정에서 잡음의 영향을 받기 쉬우며, 시스템의 신뢰성에 큰 영향을 미치는 만큼 잡음 제거가 필수적으로 선행되고 있다. 본 논문에서는 AWGN에 훼손된 영상을 복원하는 과정에서 디테일을 보존하기 위해 화소값 분포패턴에 기반한 가중치 필터 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 영상의 화소값 분포패턴에 따라 가중치를 계산하였으며, 필터링 마스크에 적용하여 영상을 복원하였다. 제안하는 알고리즘의 잡음 제거 성능을 분석하기 위해 기존 방법과 비교하여 확대영상 및 PSNR을 사용하여 시뮬레이션하였다. 제안한 알고리즘은 영상의 중요 특성을 보존하며 기존 방법에 비해 효율적으로 잡음을 제거하는 성능을 보였다.

• 주제어 : AWGN, 가중치 필터, 화소값, 분포패턴, PSNR

Abstract Abstract Recently, with the development of IoT technology and communication media, various video equipment is being used in industrial fields. Image data acquired from cameras and sensors are easily affected by noise during transmission and reception, and noise removal is essential as it greatly affects system reliability. In this paper, we propose a weight filter algorithm based on the pixel value distribution pattern to preserve details in the process of restoring images damaged in AWGN. The proposed algorithm calculates weights according to the pixel value distribution pattern of the image and restores the image by applying a filtering mask. In order to analyze the noise removal performance of the proposed algorithm, it was simulated using enlarged image and PSNR compared to the existing method. The proposed algorithm preserves important characteristics of the image and shows the performance of efficiently removing noise compared to the existing method.

• Key Words : AWGN, Weighted filter, Pixel value, Distribution pattern, PSNR

Received 16 March 2022, Accepted 24 March 2022

* Corresponding Author Nam-Ho Kim, School of Electrical Eng., Pukyong National University, Busan, Korea
E-mail: nhk@pknu.ac.kr

I. 서론

영상에서 노이즈 제거는 영상처리를 기반으로 물체를 감지하거나 객체 인식, 분류 등의 알고리즘을 사용하는 시스템에서 전처리로 사용하는 중요한 과정이다. 대부분의 경우 고주파 영상의 디테일은 노이즈와 혼합되어 있기 때문에 기존의 이미지 노이즈 제거 방법의 대부분은 노이즈를 완전히 제거하면서 가장자리 및 텍스처 정보를 보존하기가 어렵다[1-2].

AWGN(additive white gaussian noise)은 영상에서 발생하는 대표적인 잡음 중 하나로서, 다양한 분야와 시스템의 성능을 위해 AWGN을 전처리 과정에서 제거한다. 우수한 영상 인식 성능과 화질 개선을 위해 다양한 노이즈 제거에 관한 필터링 기술들이 제안되었으며, 대표적으로 퍼지 가중치 필터(FLWF, fuzzy logic weighted filter)[3], 가우시안 필터(GF, gaussian filter)[4], 적응 가중치 평균 필터(AWMF, adaptive weighted mean filter)[5]와 같은 기법은 노이즈가 많은 이미지에서 실제 장면을 효과적으로 복원하는 것으로 입증된 방법이다. 그러나 기존 필터링 기법들은 영상에서 화소값의 변화가 크게 나타나는 고주파 영역에서 블러 현상이 나타나며 다소 미흡한 성능을 보인다.

본 논문에서는 필터링 과정에서 발생하는 스무딩 현상을 최소화하기 위해 화소값 분포패턴에 기반한 필터링 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 입력 영상의 화소값에 대해 이웃한 화소값의 분포패턴을 구한다. 그리고 분포패턴을 바탕으로 가중치 마스크를 계산하며, 필터링 마스크에 적용하여 최종출력을 구한다. 제안한 알고리즘의 잡음제거 성능을 분석하기 위해 기존방법과 비교하여 시뮬레이션하였으며, 확대 영상과 PSNR을 사용하여 성능을 평가한다.

II. AWGN 잡음모델

디지털 영상은 영상을 획득하거나 압축 및 전송하는 과정에서 잡음에 훼손될 수 있다. 이때, 잡음에 훼손된 영상을 $I_{i,j}$ 로 표현한 경우, 다음 수식과 같이 나타낼 수 있다[3].

$$I_{i,j} = O_{i,j} + k_{i,j} \quad (1)$$

여기서 $O_{i,j}$ 는 잡음에 훼손되지 않은 원 영상의 의미하며, $k_{i,j}$ 는 잡음 함수를 의미한다. 잡음 함수는 영상의 잡음에 따라 다양한 특징을 가지고 있으며, 만약 잡음 함수가 가우시안 분포인 경우 잡음 함수 $k_{i,j}$ 는 다음 수식과 같다.

$$k_{i,j} = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

식 (2)에서 x 은 잡음값을 의미하며, u 는 잡음값의 평균값을 나타낸다. σ 는 표준편차를 의미하며, 일반적으로 잡음값 n 의 70%가 $u-\sigma \leq x \leq u+\sigma$ 의 영역에, x 의 95%는 $u-2\sigma \leq x \leq u+2\sigma$ 영역에 분포한다. AWGN은 평균 u 가 0인 가우시안 잡음의 한 종류로 나타낼 수 있다[3].

III. 제안한 알고리즘

제안한 알고리즘은 영상의 화소값에 대한 분포패턴과 가중치를 사용하여 출력을 구한다. 화소값 분포패턴은 기준이 되는 화소에 이웃한 화소값의 개수에 따라 구하며, 서로 비슷한 화소값일수록 높은 분포도를 나타낸다. 제안한 알고리즘의 가중치는 입력 화소값에 대한 필터링 마스크 내부 화소값의 분포패턴에 따라 결정되며, 두 화소값의 차이가 작을수록 높은 가중치가 설정된다. 최종출력은 필터링 마스크에 가중치 마스크를 적용하여 구한다.

제안한 필터 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. 제안한 알고리즘은 영상의 화소값 주변의 분포패턴을 구하는 것으로 시작한다. 입력된 영상을 I 라 하고, 영상 I 의 내부좌표 i, j 에 위치한 화소값을 $I_{i,j}$ 로 정의한다. 이때, 영상 전체에서 화소값 $I_{i,j}$ 의 상하좌우 대각선의 8개 방향에 존재하는 임의의 픽셀값 a 의 개수를 $P(I_{i,j}, a)$ 라 표현하며 화소값 분포패턴이라 정의한다. $I_{i,j}$ 와 a 는 영상에서 표현할 수 있는 화소값의 범위 내에 존재하며 8비트 그레이 영상의 경우 $0 \leq a \leq 255$ 의 범위를 갖는다. Lena 영상에 대한 $P(I_{i,j}, a)$ 는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

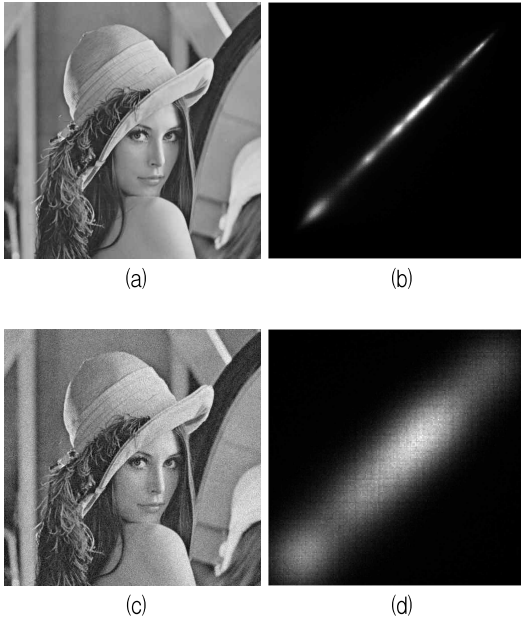


Fig. 1. Pixel distribution (a) Original Lena image (b) Pixel distribution of original image (c) Noisy Lena image ($\sigma = 15$) (d) Pixel distribution of noisy image

그림 1의 (b)와 (d)에서 가로축은 $I_{i,j}$ 를, 세로축은 임의의 픽셀값 a 의미하며, 밝은 부분일수록 a 가 많이 분포한다는 것을 나타낸다. 그림 1의 (b)와 같이 원 영상에 대한 화소값 분포패턴의 경우, 서로 비슷한 화소값에 집중되어있는 형태를 나타내고 있다. 그림 1의 (d)와 같이 잡음에 훼손된 영상의 경우, 원 영상에 비해 분포패턴이 크게 분산되어있는 형태를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

Step 2. 필터링 진행과 가중치 계산을 위한 필터링 마스크를 설정한다. 필터링 마스크는 $I_{i,j}$ 를 기준으로 $(2n+1) \times (2n+1)$ 의 크기로 설정된다. 여기서 n 은 마스크의 크기를 나타내는 상수를 의미하며, 필터링 마스크를 $M_{i,j}(p,q)$ 이라 할 때, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$M_{i,j}(p,q) = \{I_{i+p,j+q} \mid -N \leq p,q \leq N\} \quad (3)$$

식 (2)에서 p,q 는 마스크의 내부 좌표를 의미하며, $-n \leq p,q \leq n$ 의 범위를 갖는다.

Step 3. 최종출력 계산을 위해 가중치를 계산한다.

가중치는 입력 화소값과 필터링 마스크 내부 화소값에 대한 화소값 분포패턴의 비율을 바탕으로 계산된다. 화소값 분포패턴에 따른 가중치를 $w_{p,q}$ 라 할 때, 다음 수식과 같이 나타낼 수 있다.

$$w_{p,q} = \frac{P(I_{i,j}, M_{i,j}(p,q))}{P(I_{i,j}, M_{i,j}(0,0))} \quad (4)$$

여기서 $P(I_{i,j}, M_{i,j}(0,0))$ 와 $P(I_{i,j}, M_{i,j}(p,q))$ 는 각각 입력 화소 $I_{i,j}$ 에 대한 필터링 마스크 중심 화소와 내부의 화소의 분포값을 의미한다.

$$W_{i,j}(p,q) = \begin{bmatrix} w_{-n,-n} & \cdots & w_{-n,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n,-n} & \cdots & w_{n,n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Step 4. 최종 출력은 필터링 마스크에 대해 가중치 마스크를 적용하여 구한다. 출력 화소값 $out_{i,j}$ 는 다음과 같다.

$$out_{i,j} = \frac{1}{w_{i,j}} \sum_{p,q=-n}^n W_{i,j}(p,q) M_{i,j}(p,q) \quad (6)$$

$$\bar{w}_{i,j} = \sum_{p,q=-n}^n W_{i,j}(p,q) \quad (7)$$

여기서 $\bar{w}_{i,j}$ 는 필터링 마스크에 적용된 가중치를 보상하기 위한 노말라이징 상수를 의미한다.

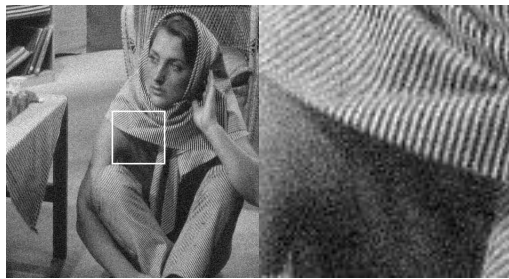
IV. 시뮬레이션 및 결과

제안한 알고리즘을 평가하기 위해 Barbara 영상과 Pirate 영상을 시뮬레이션에 사용하였다. 그림 2와 3은 각각 시뮬레이션에 사용된 Barbara 영상과 Pirate 영상의 원 영상과 표준편차가 15인 AWGN에 훼손된 잡음 영상이다.

시뮬레이션 결과를 명확하게 분석하기 위해 확대 영상을 사용하여 비교하였으며, 영상을 확대한 위치는 그림 2와 3과 같이 Barbara 영상은 (250, 250)의 위치를 기준으로 100×100 크기를, pirate 영상은 (200, 100)위치를 기준으로 100×100 크기의 영상을 확대하였다.



(a)



(b)

Fig. 2. Test image (a) Original Barbara image
(b) Noisy Barbara image ($\sigma = 15$)

그림 4와 5는 각각 Barbara 영상과 Pirate 영상을 기존 필터와 제안한 방법으로 시뮬레이션을 진행한 결과와 확대 영상이다.

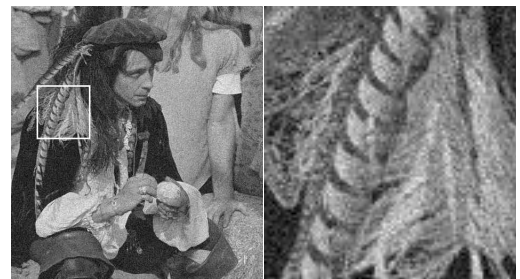
적용 가중치 평균 필터와 퍼지 가중치 필터로 처리한 경우, 영상의 화소값 변화가 적은 영역에 대한 잡음 제거 성능은 우수하였으나, 영상의 화소값이 크게 변하는 경계선과 고주파 성분이 강하게 나타나는 영역에서 다소 미흡한 성능을 나타내었다. 특히, Barbara 영상의 줄무늬 영역이나 Pirate 영상의 모자 장식과 같이 화소값의 변화가 큰 영역에서 호러지는 결과를 나타내며 잡음을 제거하는 과정에서 영향을 크게 받는 모습을 확인할 수 있었다. 가우시안 필터로 처리한 결과는 적용 가중치 평균 필터와 퍼지 가중치 필터로 처

Table 1. PSNR comparison of simulation (Barbara)

Standard deviation	PSNR of Barbara image [dB]			
	FLWF	GF	AWMF	PFA
5	25.10	25.18	26.51	32.49
10	24.92	24.96	26.23	29.96
15	24.61	24.64	25.81	27.98
20	24.24	24.27	25.31	26.36
25	23.79	23.80	24.72	24.93



(a)



(b)

Fig. 3. Test image (a) Original Pirate image
(b) Noisy Pirate image ($\sigma = 15$)

리한 결과에 비해 비교적 디테일 손실이 적었으나, 다소 미흡한 결과를 보였다.

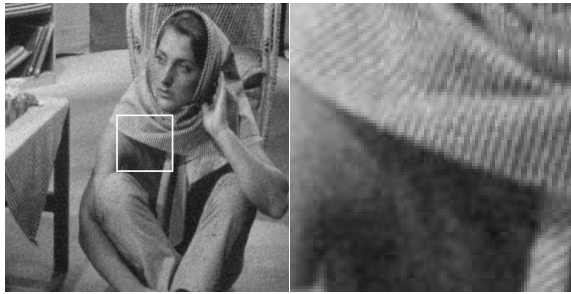
제안한 알고리즘의 결과영상은 기존 기법으로 처리한 영상에 비해 보다 스무딩 현상이 적게 나타나며 선명한 결과를 나타내었으며, 일반적인 잡음 제거 또한 우수한 성능을 확인할 수 있었다.

확대영상의 비교 결과, 기존 방법으로 처리한 결과 고주파 성분이 많은 영역에 대해 높은 오차를 나타내는 것을 볼 수 있었다. 제안한 알고리즘으로 처리한 경우 기존방법에 비해 경계선 영역이 명확하게 나타났으며, 효과적으로 AWGN을 제거하는 모습을 보였다.

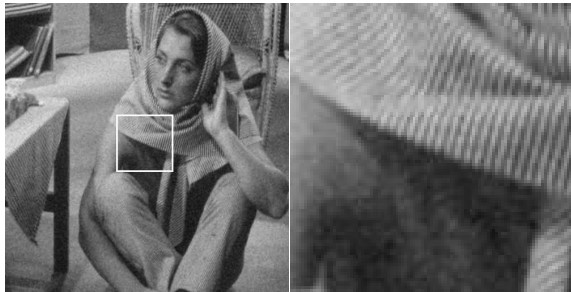
표 1과 2는 제안한 알고리즘과 기존 방법으로 처리한 영상의 PSNR[6-7] 결과를 비교한 것이다.

Table 2. PSNR comparison of simulation (Pirate)

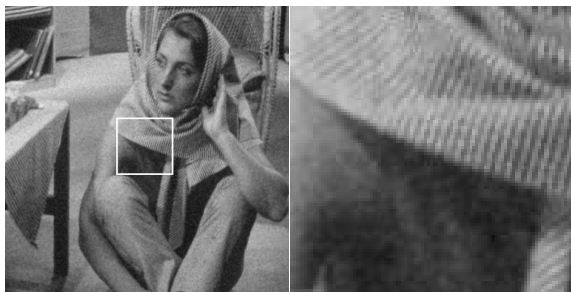
Standard deviation	PSNR of Pirate image [dB]			
	FLWF	GF	AWMF	PFA
5	30.71	31.10	31.74	35.48
10	30.08	30.28	30.90	32.52
15	29.14	29.24	29.79	30.13
20	28.08	28.12	28.57	28.18
25	27.05	27.06	27.39	26.42



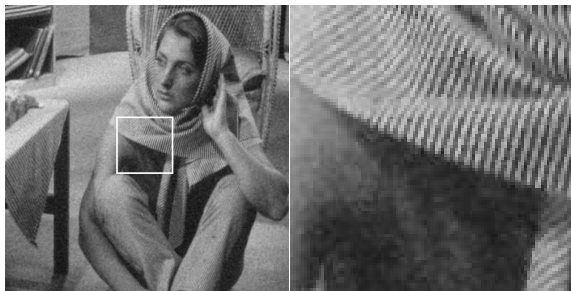
(a)



(b)



(c)



(d)

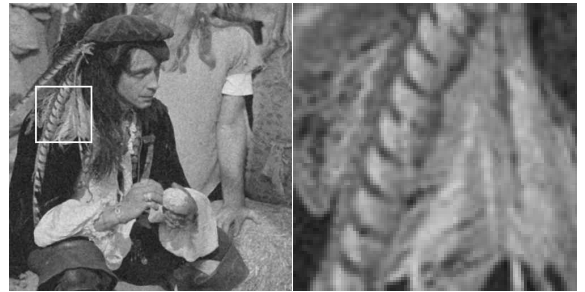
Fig. 4. Simulation result and enlarged image (Barbara)
 (a) Fuzzy logic weighted filter (b) Gaussian filter
 (c) Adaptive weighted mean filter (d) Proposed filter algorithm



(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 5. Simulation result and enlarged image (Pirate)
 (a) Fuzzy logic weighted filter (b) Gaussian filter
 (c) Adaptive weighted mean filter (d) Proposed filter algorithm

PSNR 비교 결과 제안한 알고리즘은 $\sigma = 15$ 인 Barbara 영상에서 27.98[dB]를 나타내며 기존 방법에 비해 각각 3.37[dB], 3.34[dB] 2.17[dB] 개선되었다. $\sigma = 15$ 인 Pirate 영상을 복원한 경우 30.13[dB]를 나타내며 기존 방법으로 처리한 결과에 비해 각각 0.99[dB], 0.89[dB], 0.34[dB] 개선되었다.

V. 결 론

본 논문은 AWGN 환경에서 영상의 화소값 분포패턴을 사용하여 효과적으로 잡음을 제거하는 가중치 필터를 제안하였다. 제안한 알고리즘은 화소값 분포패턴에 따라 가중치를 설정하였으며, 필터링 마스크에 적용하여 출력을 구한다.

시물레이션과 필터링 영상을 비교한 결과, 제안한 알고리즘은 우수한 성능을 보였으며, 확대 영상 및 PSNR을 사용하여 기존 방법에 비해 효과적으로 디테일을 보존하며 영상을 복원하는 특성을 가졌음을 확인하였다.

본 논문에서 제안한 필터링 알고리즘은 영상처리와 사용되는 분야에서 효과적으로 사용되리라 사료된다.

REFERENCES

[1] D. Chowdhury, S. K. Das, S. Nandy, A. Chakraborty, R. Goswami, and A. Chakraborty, "An Atomic Technique for Removal of Gaussian Noise from a Noisy Gray Scale Image using Low-Pass Convolved Gaussian Filter," in 2019 International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics (Optronix), Kolkata : India, pp. 1-6, 2019.

[2] P. S. V. S. Sridhar, R. Caytiles, "Efficient Cloud Data Hosting Availability," Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange, HSST, ISSN : 2508-9080, vol. 3, no. 2, pp. 11-19, Jun. 2017. <http://dx.doi.org/10.21742/APJCRI.2017.06.02>.

[3] K. Kai, L. Tingting, X. Xianchun, Z. Guoquan, and Z. Jianxin, "Study of Infrared Image Denoising Algorithm based on Steering Kernel Regression Image Guided Filter," in 2019 18th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON), Huangshan : China, pp. 1-3, 2019.

[4] B. W. Cheon, N. H. Kim, "Modified Gaussian Filter Algorithm using Quadtree Segmentation in AWGN Environment," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, vol. 25, no. 9, pp. 1176-1182, Sept. 2021. DOI: 10.6109/jkice.2021.25.9.1176.

[5] X. Long, and N. H. Kim, "A Study on the Spatial Weighted Filter in AWGN Environment," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, vol. 17, no. 3, pp. 724-729, Mar. 2013.

[6] D. H. Shin, R. H. Park, S. J. Yang, and J. H. Jung, "Block-based Noise Estimation using Adaptive Gaussian Filtering," in 2005 Digest of Technical Papers. International Conference on Consumer Electronics, Las Vegas : USA, 2005, pp. 263-264.

[7] S. I. Kwon, and N. H. Kim, "A Study on Composite Filter using Edge Information of Local Mask in AWGN Environments," Journal of the Korea Institute of Convergence Signal Processing, vol. 17, no. 2, pp. 71-76, Dec. 2016.

저자소개

천 봉 원 (Bong-Won Cheon)



2018년 2월 부경대학교
제어계측공학과(공학사)
2020년 2월 부경대학교 대학원
제어계측공학과(석사)
2020년 3월~현재 부경대학교
대학원 지능로봇공학과 박사과정
관심분야 : 영상처리

김 남 호 (Nam-Ho Kim)



1992년 3월~현재 : 부경대학교
공과대학 전기공학부 교수
관심분야 : 영상처리, 통신시스템,
적용필터와 웨이브렛을 이용한
잡음제거 및 신호복원