AWGN 제거를 위한 개선된 가중치 필터

Xu Long* · 김남호**

An Improved Weighted Filter for AWGN Removal

Xu Long* · Nam-Ho Kim**

요 약

현재, 디지털 시대의 급속 발전과 함께 디지털 장치에 대한 수요가 급격히 성장되면서 영상의 화질에 대한 기대가 증가되고 있다. 그러나 영상은 여러 가지 원인에 의해 훼손되며, 그 주요원인은 잡음에 의한 것이다. 따라서 잡음 제거에 대한 필요성이 대두되고 있으며, 잡음제거를 위한 활발한 연구가 진행되고 있다. 영상은 AWGN(additive white Gaussian noise)에 의해 많이 훼손되며, 평균 필터(mean filter) 등 기존의 방법들은 잡음제거 특성이 다소 미흡하다. 본 논문에서는 AWGN을 효과적으로 제거하기 위하여, 공간 가중치와 변형된 적응 가중치를 결합한 알고리즘을 제안하였다. 시뮬레이션 결과, 제안한 방법은 우수한 잡음제거 특성을 나타내었다.

ABSTRACT

Recently, the expectation of quality about images over the increasing demand of digital devices is increasing with the development of the technology of the digital. But the images are degraded by a variety of causes, and the main reason is the noises. Therefore, the necessity of denoising comes to the fore, and the research for denoising is progressing dynamically. The images are mainly degraded by AWGN(additive white Gaussian noise), and the characteristics of denoising of existing methods such as mean filter are insufficient. In this paper, an algorithm combined by the spatial weighted filter and the modified adaptive weighted filter is proposed in order to effectively remove the AWGN. In the simulation result, the proposed algorithm showed excellent denoising capabilities.

키워드

잡음제거, AWGN, 공간 가중치 필터, 적응 가중치 필터

Key word

Denoising, AWGN, Spatial weighted filter, Adaptive weighted filter

* 준회원 : 부경대학교 제어계측공학과

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

접수일자 : 2013. 02. 05

심사완료일자 : 2013. 04. 26

I. 서 론

현재 여러 영역에서 디지털 영상처리는 정보를 획득하는 중요한 수단으로 되고 있다. 그러나 통신기술의 발전에 따라, 영상의 처리, 전송, 저장하는 과정에서 여러 가지 요인에 의해 잡음이 첨가되어 영상의 질이 저하된다. 이에 따라 잡음에 훼손된 영상의 질을 향상하기 위해 활발한 연구가 진행되고 있다[1]-[4].

영상에 첨가되는 잡음은 주로, AWGN, 임펄스 잡음 등 다양한 종류가 있으며, 그 중 AWGN 제거에 관한 연구가 많이 진행되고 있다.

잡음을 제거하기 위하여 많은 기법들이 제안되었으며, 가장 대표적인 공간영역에서의 기법에는 평균 필터(mean filter), 메디안 필터(standard median filter), 알파 트림드 평균 필터(alpha-trimmed mean filter), 적응가중치 평균 필터(adaptive weighted mean filter) 등이 있다[1]-[5]. 메디안 필터는 임펄스 잡음에는 우수한 특성을 나타내지만, AWGN에는 잡음제거 특성이 미흡하다. 한편, 적응가중치 필터는 마스크 내부 화소 차이를 고려하여, AWGN 제거에서 우수한 성능을 보이고 있다[5].

본 논문에서는 AWGN을 효과적으로 제거하기 위하여, 마스크의 공간거리 차이 정보를 고려한 공간가중치와 마스크 내의 화소들의 차이 정보를 고려한 변형된 적응가중치를 결합한 알고리즘을 제안하였다. 그리고 잡음제거 성능의 우수성을 입증하기 위해, PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용하여 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였으며, 제안한 방법은 우수한 잡음제거 특성을 나타내었다.

본 논문의 구성은 2장에서는 기존의 방법에 관하여 기술하였으며, 3장에서는 제안한 알고리즘을 기술하였다. 4장에서는 제안한 알고리즘의 시뮬레이션결과를 나타내었으며, 5장에서 결론을 맺는다.

II. 기존 방법

2.1. 평균 필터(MF: mean filter)

평균 필터는 공간 선형필터이며, 마스크 영역을 평균하여 잡음을 제거한다. 그러나 고밀도 잡음 및 고주파 영

역에서는 잡음제거 능력이 다소 미흡하며, 식 (1)과 같이 표현된다.

$$S(m,n) = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N X(m+p, n+q) \quad (1)$$

$$W = \{(p,q) | -N \leq p \leq +N, -N \leq q \leq +N\}$$

여기서, X 는 입력 영상의 화소값이고, S 는 출력 영상의 화소값이며, W 는 마스크를 나타낸다. 마스크의 크기는 $(2N+1)^2 \{N=1,2,3,...l\}$ 이고, (p,q) 는 마스크의 내부좌표이다[1].

2.2. 알파 트림드 평균 필터(A-TMF: alpha-trimmed mean filter)

필터링 마스크 W 내의 $k=2N+1$ 개의 테스트 화소값을 $\{x(i), x(i-1), \dots, x(i-k+1)\}$ 이라고 할 때, 화소값들을 오름차순으로 배열하였을 경우, 식 (2)와 같이 표현된다.

$$x_1(i) \leq x_2(i) \leq \dots \leq x_k(i) \quad (2)$$

여기서 $x_1(i)$ 는 마스크 화소값의 최소치를 나타내고, $x_k(i)$ 는 화소값의 최대치를 나타내며, $x_{N+1}(i)$ 는 화소값의 메디안 값을 나타낸다. 이때 알파 트림드 필터는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$S_k(i:a) = \frac{1}{k-2[a]} \sum_{j=[a]+1}^{k-[a]} x_{(j)}(i) \quad (3)$$

여기서 $[\cdot]$ 는 올림 함수를 나타내고, a 의 값의 범위는 $0 \leq a < 0.5$ 이다. 이에 따라 알파 트림드 필터는 변수 a 값에 따라 필터링 특성이 달라지게 된다[2].

2.3. 적응가중치 평균 필터(AWMF: adaptive weighted mean filter)

적응가중치 평균 필터는 마스크 W 의 각 화소와 화소들의 평균값과의 차이에 따라 적응가중치를 부여하며, 식 (4)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 h &= \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{p=-N}^N \sum_{q=-N}^N X(m+p, n+q) \\
 g &= \sum_{p=-N}^N \sum_{q=-N}^N \frac{1}{1 + [f(m+p, n+q) - h]^2} \\
 w(m+p, n+q) &= \frac{1}{g \times \{1 + [f(m+p, n+q) - h]^2\}} \\
 S(m, n) &= \sum_{p=-N}^N \sum_{q=-N}^N X(m+p, n+q) \\
 &\quad \times w(m+p, n+q)
 \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 h 는 마스크의 평균치를 나타내고, w 는 가중치를 나타내며, 파라메타 g 는 각 화소와 평균치의 차에 의해 결정된다[5].

III. 제안한 방법

AWGN 환경에서 기존의 방법들에 비해 영상의 왜곡을 줄이는 동시에 우수한 잡음제거 성능을 나타내기 위하여 추정한 마스크 공간 가중치와 변형된 적응 가중치를 결합하여 잡음을 제거하였다.

제안한 알고리즘은 다음과 같다.

3.1. 마스크 공간 가중치

마스크 공간 가중치는 식 (5)와 같이 표현된다.

$$W_1(\psi_x, \psi_y) = \left[3 - \sqrt{(\psi_x - m)^2 + (\psi_y - n)^2} \right]^r \quad (5)$$

$\psi_x, \psi_y \in W$

여기서 (ψ_x, ψ_y) 는 마스크내의 화소들의 위치를 나타내고, (m, n) 는 중심화소의 위치를 나타내며, r 은 공간 가중치를 조정하는 파라메타이다.

공간 가중치는 중심 화소와 주위 화소의 공간적 거리에 따라 각각 다르게 된다. 즉, 공간적으로 중심 화소에 인접한 화소에 대해서는 큰 가중치를 적용하고, 중심화소와의 공간 거리가 증가됨에 따라 가중치는 감소된다.

3.2. 마스크 적응 가중치

필터의 적응 가중치를 구하기 위해, 다음과 같은 절차를 거친다. 우선 마스크 화소들의 평균치 K_{xy} 를 구하며, 식 (6)과 같이 표현된다.

$$K_{xy} = \frac{\sum_{\psi_x, \psi_y \in W} X(\psi_x, \psi_y)}{(2N+1)^2} \quad (6)$$

그리고 마스크내의 각 화소들 차이를 나타내기 위해 임계값 T_{xy} 를 구한다. T_{xy} 는 식 (7)과 같이 표현된다.

$$T_{xy} = \frac{\sum_{\psi_x, \psi_y \in W} (X(\psi_x, \psi_y) - K_{xy})^2}{(2N+1)^2} \quad (7)$$

임계값 T_{xy} 는 마스크내의 화소와 마스크 평균치에 의해 구해지며, 필터링 마스크의 화소값에 따라 변화하므로 적응 가중치는 T_{xy} 에 의해 변화된다.

따라서 임계값 T_{xy} 를 이용한 변형된 g 는 식 (8)과 같이 표현되며, 변형된 적응 가중치 W_2 는 식 (9)와 같이 표현된다.

$$g = \sum_{\psi_x, \psi_y \in W} \frac{1}{1 + \max[T_{xy}, (X(\psi_x, \psi_y) - K_{xy})^2]} \quad (8)$$

$$W_2(\psi_x, \psi_y) = \frac{1}{g \times \{1 + \max[T_{xy}, (X(\psi_x, \psi_y) - K_{xy})^2]\}} \quad (9)$$

국부 마스크 내의 각 화소 값과 마스크 내의 화소 값 평균치의 차이가 클수록, 중심 화소에 대한 영향이 작으며, 이에 대응하는 화소 값의 가중치는 아주 작아야하고, 반면 화소 값의 가중치가 아주 커야한다. 따라서 $(X(\psi_x, \psi_y) - K_{xy})^2$ 이 임계값 T_{xy} 보다 클 경우, 가중치는 $(X(\psi_x, \psi_y) - K_{xy})^2$ 에 의해 결정되고, 작은 경우 임계값 T_{xy} 에 의해 결정된다.

공간 가중치와 적응 가중치의 결합 가중치는 식 (10)과 같이 표현된다.

$$W_S(\psi_x, \psi_y) = W_1(\psi_x, \psi_y) \otimes W_2(\psi_x, \psi_y) \quad (10)$$

여기서 $W_S(\psi_x, \psi_y)$ 는 결합 가중치를 나타내고, $\{\otimes\}$ 연산자는 마스크의 곱셈을 나타낸다.

Mask 1				Mask 2		
$W_1(1,1)$	$W_1(1,2)$	$W_1(1,3)$	$\otimes$	$W_2(1,1)$	$W_2(1,2)$	$W_2(1,3)$
$W_1(2,1)$	$W_1(2,2)$	$W_1(2,3)$		$W_2(2,1)$	$W_2(2,2)$	$W_2(2,3)$
$W_1(3,1)$	$W_1(3,2)$	$W_1(3,3)$		$W_2(3,1)$	$W_2(3,2)$	$W_2(3,3)$

그림 1. 필터링 마스크 (3×3)
Fig. 1 Filtering mask (3×3)

공간 마스크의 정제적인 마스크 W_1 은 고정 마스크 이므로 영상의 세부특징 보호에 미흡하며, 이에 마스크 화소 차이에 따라 자기 적응되는 마스크를 결합하는 것이 더욱 효과적인 결과를 가져온다.

결합 가중치를 적용한 최종 출력 화소값은 다음 식 (11)과 같이 표현된다.

$$S(m,n) = \frac{\sum_{\psi_x, \psi_y \in W} W_S(\psi_x, \psi_y) X(m,n)}{\sum_{\psi_x, \psi_y \in W} W_S(\psi_x, \psi_y)} \quad (11)$$

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 512×512 크기의 8 비트 그레이 영상 Barbara와 Boat에 대해 시뮬레이션하였다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 PSNR을 이용하여 평균 필터, 알파 트림드 평균 필터, 적응 가중치 평균 필터들과 각각 비교하였다. MSE와 PSNR은 식 (12), (13)과 같이 표현된다.

$$MSE = \frac{\sum_{m,n} S(m,n) - X(m,n)}{R \times C} \quad (12)$$

이때 R, C는 이미지 가로, 세로크기를 나타낸다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (13)$$

그림 2, 3은 Barbara 영상과 Boat 영상에 표준편차가 15인 AWGN을 첨가하였을 때, 기존의 방법들과 제안한 방법의 시뮬레이션결과이다.

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

그림 2,3에서 (a)는 평균 필터, (b)는 알파 트림드 평균 필터, (c)는 적응 가중치 평균 필터, (d)는 제안한 필터 알고리즘(PFA: proposed filter algorithm)($r=4$)으로 처리한 결과이다.

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

그리고 제안한 알고리즘의 잡음제거 특성을 보여주기 위해, 처리된 영상에서 Barbara 250라인, Boat 200라인을 선택하여 원영상과 처리영상의 차를 3배 확대하여 오차 프로파일로 나타내었다. 오차 프로파일 결과로부터

MF, AWMF로 처리한 영상은 저주파 영역에서 상대적으로 적은 오차를 나타내었고, 화소 값이 급격히 변하는 고주파 영역에서는 큰 오차를 나타내었다. 반면 A-TMF로 처리한 영상은 고주파 영역에서 오차를 적게 나타내었고, 저주파 영역에서는 오차를 크게 나타내었다. 그러나 제안한 알고리즘으로 처리한 영상은 마스크 공간 가중치와 마스크 내부 화소차이를 고려한 적응 가중치를 결합하여 처리함으로써 모든 영역에서 적은 오차를 나타내었다. 그림 4는 영상 Barbara와 Boat에서 AWGN 변화에 따른 기존의 필터들과 제안한 필터의 처리결과를 나타낸 것이며, 그 결과 수치를 표1,2에 나타내었다.

그림 4. Barbara 영상과 Boat 영상의 PSNR
(a) Barbara 영상 (b) Boat 영상
Fig. 4 PSNR for Boat and Barbara image
(a) Barbara image (b) image

그림 4의 결과로부터 기존의 방법들은 잡음밀도가 높은 영역에서 그 성능이 급격히 저하됨을 알 수 있으며, 제안한 방법은 알고리즘이 다소 복잡하지만 기존의 방법들 보다 우수한 처리결과를 나타내었다.

표 1. Barbara 영상에 대한 각 PSNR 비교
Table. 1 Each PSNR comparison for Barbara image

σ	PSNR			
	MF	A-TMF (a=0.1)	AWMF	PFA
10	24.98[dB]	25.83[dB]	24.97[dB]	28.23[dB]
15	24.70[dB]	25.46[dB]	24.65[dB]	27.35[dB]
20	24.35[dB]	24.97[dB]	24.26[dB]	26.37[dB]
25	23.91[dB]	24.42[dB]	23.79[dB]	25.39[dB]

표 2. Boat 영상에 대한 각 PSNR 비교
Table. 2 Each PSNR comparison for Boat image

σ	PSNR			
	MF	A-TMF (a=0.1)	AWMF	PFA
10	28.96[dB]	29.71[dB]	29.40[dB]	31.00[dB]
15	28.29[dB]	28.82[dB]	28.50[dB]	29.53[dB]
20	27.50[dB]	27.83[dB]	27.57[dB]	28.05[dB]
25	26.65[dB]	26.80[dB]	26.59[dB]	26.71[dB]

V. 결 론

본 논문에서는 영상에 첨가된 AWGN을 효과적으로 제거하기 위해, 개선한 가중치 필터 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 공간 가중치와 변형된 적응 가중치 마스크를 결합하여 잡음을 제거하였다.

시뮬레이션결과, 제안한 방법은 AWGN의 표준편차가 15인 Barbara 영상에서 27.35[dB]의 높은 PSNR 수치를 보이고 있고, 기존의 MF, A-TMF, AWMF에 비해 각각 2.65[dB], 1.89[dB], 2.70[dB] 개선되었다.

따라서 제안한 알고리즘은 AWGN을 제거하여 영상을 복원하기 위한 시스템에 유용하게 적용될 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, Eds., *Colir Image Processing and Applications*, Springer, Berlin, Germany, 2000.
- [2] 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.

- [3] M. Juneja and P. S. Sandhu, "Design and Development of an Improved Adaptive Median Filtering Method for Impulse Noise Detection," *IEEE International journal of Computer and Electrical Engineering*, vol. 1, pp. 627-630. Dec. 2009.
- [4] Y. Dong and S. Xu, "A New Directional Weighted Median Filter for Removal of Random-Valued Impulse Noise", *IEEE Signal Processing Lett.*, vol. 14, no. 3, pp. 193-196, 2007.
- [5] Jiahui Wang and Jingxing Hong, "A New Selt-Adaptive Weighted Filter for Removing Noise in Infrared images", *IEEE Information Engineering and Computer Science, ICIECS International Conference*, 2009.

저자소개

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 웨이브렛을 이용한 잡음제거 및 신호복원