

## 복합 잡음 저감을 위한 반복 가중 평균 필터

이 정 문

강원대학교 전기전자공학부

## An Iterative Weighted Mean Filter for Mixed Noise Reduction

Jung-Moon Lee

Division of Electrical and Electronic Engineering, Kangwon National University

### [요 약]

영상데이터를 획득하거나 저장하는 과정에서는 주변 환경이나 장치의 특성에 따라 잡음이 발생한다. 또한 영상의 전송과정에서도 채널 간섭에 의한 잡음이 발생할 수 있다. 이러한 잡음은 정보의 손실을 가져오므로써 이어지는 영상처리 단계에서 화질의 저하가 나타나게 된다. 대표적인 잡음으로는 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 들 수 있는데, 영상처리는 일반적으로 이들이 혼재하는 복합 잡음 환경에서 이루어진다. 본 논문에서는 복합 잡음을 저감할 수 있는 반복 가중 평균 필터를 제안한다. 먼저 입력 영상으로부터 임펄스 잡음 화소를 제거한 다음, 3x3 슬라이딩 윈도우 영역에 대해 가중 평균 마스크 연산을 수행하여 중앙 화소값을 구하는 간단한 방법이다. 제거된 임펄스 잡음 화소가 가중 평균값으로 모두 채워질 때까지 필터링을 반복한다. 제안한 필터를  $\sigma = 10$  인 가우시안 잡음과 다양한 밀도의 임펄스 잡음이 포함된 영상에 적용하여 처리한 결과, 잡음 밀도 60% 이하에서 기존의 SAWF, AWMF, MMF 등에 비해 PSNR이 각각 최대 12.98 dB, 1.97 dB, 1.97 dB 개선되었다.

### [Abstract]

Noises are usually generated by various external causes and low quality devices in image data acquisition and recording as well as by channel interference in image transmission. Since these noise signals result in the loss of information, subsequent image processing is subject to the corruption of the original image. In general, image processing is performed in the mixed noise environment where common types of noise, known to be Gaussian and impulse, are present. This study proposes an iterative weighted mean filter for reducing mixed type of noise. Impulse noise pixels are first turned off in the input image, then 3x3 sliding window regions are processed by replacing center pixel with the result of weighted mean mask operation. This filtering processes are iterated until all the impulse noise pixels are replaced. Applied to images corrupted by Gaussian noise with  $\sigma = 10$  and different levels of impulse noise, the proposed filtering method improved the PSNR by up to 12.98 dB, 1.97 dB, 1.97 dB respectively, compared to SAWF, AWMF, MMF when impulse noise densities are less than 60%.

**Key word** : Median Filter, Mixed Noise, Noise Reduction, Sliding Window, Weighted Mean Filter

**색인어** : 중간값 필터, 복합 잡음, 잡음 저감, 슬라이딩 윈도우, 가중 평균 필터

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2017.18.1.175>



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.

**Received** 19 January 2017; **Revised** 07 February 2017

**Accepted** 25 February 2017

**Corresponding Author: Jung-moon Lee**

**Tel:** +82-33-250-6342

**E-mail:** jmlee@kangwon.ac.kr

## I. 서론

영상을 획득하거나 저장하는 과정에서는 주변의 밝기나 센서 및 저장 매체의 특성에 의해 잡음이 발생한다. 뿐만 아니라 영상을 전송할 때에도 주변 환경이나 채널 간섭 등에 의해 잡음이 발생한다. 잡음은 영상의 화질을 저하시키는 것은 물론이고, 이후에 이어지는 영상처리의 효과를 감소시킨다.

따라서 영상에 포함된 잡음을 제거하는 일은 디지털 영상처리에 있어서 가장 기본적인 전처리 과정의 하나이다. 가우시안 필터 (Gaussian filter)는 고주파 영역의 가우시안 잡음을 효과적으로 줄일 수 있는 반면, 영상의 주요 정보인 에지가 흐려지는 블러링 (blurring) 현상을 피할 수 없다. 한편, 임펄스 잡음 (impulse noise 또는 salt & pepper noise)은 중간값 필터 (median filter)를 사용하여 효과적으로 제거할 수 있다. 그러나 임펄스 잡음의 밀도가 높아지면 그 성능이 크게 저하되는 단점이 있기 때문에 이를 개선할 수 있는 방법에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다[1]-[3].

잡음 저감 과정에서 에지가 손상되지 않도록 하는 비선형 필터들도 많이 제안되었는데, 대표적인 것이 양방향 필터 (bilateral filter)이다[4]. 웨이블릿 필터뱅크에 의한 부대역 (subband)에 대해 양방향 필터를 적용한 MBF (multiresolution bilateral filter)[5]나 영상의 일부가 영상 전체에 걸쳐 유사한 형태로 반복해서 나타날 수 있다는 자기 유사성 (self similarity)에 기초한 NLM (non-local mean) 방법이 적용된 경우도 있으며[6], 보통 에지는 데이터 배치 순위가 모노토닉 (monotonic) 특성을 갖고 잡음은 바이토닉 (bitonic) 특성을 갖기 때문에 에지를 미리 검출하여 그 부분을 손상시키지 않고 잡음을 줄이는 방법도 있다[7].

그런데 가우시안 잡음과 임펄스 잡음은 혼재하는 것이 보통이며, 이러한 복합 잡음 환경에서 화질이 저하된 영상으로부터 잡음을 제거하는 것이 매우 중요하다고 할 수 있다. 이러한 복합 잡음을 제거하기 위한 많은 기법들이 제안 되었다. 대표적인 기법에는 가중 평균값과 가중 중간값을 선별적으로 적용하는 자기 적응 가중치 필터 (SAWF : Self-Adaptive Weighted Filter)[8], 필터 윈도우 내에 무잡음 화소가 포함되도록 윈도우 크기를 증가시키는 적응 가중 평균 필터 (AWMF : Adaptive Weighted Mean Filter)[9], 비임펄스 잡음 화소 주변으로 팽창 연산을 수행하여 임펄스 잡음 화소를 반복적으로 대체해 나가는 모폴로지 기반 평균 필터 (MMF : Morphological Mean Filter)[10] 등이 있다. 이들은 다음 장에서 설명하는 바와 같이 고밀도 잡음을 효과적으로 처리하지 못하거나 가우시안 잡음에 취약한 단점이 있다.

본 논문에서는 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 혼재된 복합 잡음을 효과적으로 저감하며, 고밀도 임펄스 잡음에 대해서도 저감 효과가 우수한 반복 가중 평균 필터 (IWWMF : Iterative Weighted Mean Filter)를 제안한다. II장에서는 기존의 복합 잡음 저감 방법들과 문제점을 설명하였다. III장에서는 반복 가중

평균 필터링 알고리즘을 제안하였다. IV장에서는 다양한 실험 영상에 대하여 기존의 방법들과 본 논문에서 제안한 방법을 비교한 실험 결과를 분석하였고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 기존의 방법

입력 영상이 임펄스 잡음에 의해 훼손된 경우에는 먼저 임펄스 잡음 화소를 검출하여 이진 잡음 마스크  $B$ 를 다음과 같이 구성한다.

$$B(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(i,j) = 0 \text{ or } 255 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $I(i,j)$ 는 입력 영상에서  $(i,j)$  위치의 화소값이다. 마스크 값이 1인 화소는 임펄스 잡음 화소이며, 마스크 값이 0인 화소는 임펄스 잡음만 포함된 영상에서는 무잡음 화소이고, 복 SWA합 잡음이 포함된 영상에서는 가우시안 잡음 화소가 된다.

### 2-1 자기 적응 가중치 필터

SAWF는 식 (1)에 의해 구분되는 화소들에 대해 가우시안 잡음은 자기 적응 가중 평균 필터로 처리하고, 임펄스 잡음은 자기 적응 가중 중간값 필터로 처리함으로써 복합 잡음을 효과적으로 저감시킨다[8]. 자기 적응 가중 평균 필터에서는  $3 \times 3$  슬라이딩 윈도우 영역에 대해 다음과 같은 가중치를 정규화하여 가중치 연산을 수행한다.

$$w_{mean} = \frac{1}{1 + (s - s_{mean})^2} \text{ for each } s \in S \quad (2)$$

마찬가지로 자기 적응 가중 중간값 필터에서의 가중치 연산은 다음과 같은 가중치를 사용한다.

$$w_{med} = \frac{1}{1 + (s - s_{med})^2} \text{ for each } s \in S \quad (3)$$

식 (2), (3)에서  $s$ 는  $3 \times 3$  슬라이딩 윈도우 영역  $S$ 에 속한 입력 영상의 화소값이고,  $s_{mean}$ 과  $s_{med}$ 은 각각 슬라이딩 윈도우에 속한 모든 화소들의 평균값과 임펄스 잡음 화소를 제외한 화소들의 중간값이다.

SAWF는 복합 잡음을 효과적으로 저감시키지만, 잡음의 밀도가 높아지면 잡음 제거 특성이 크게 저하되는 단점이 있다.

### 2-2 적응 가중 평균 필터

AWMF는 가변 크기의 슬라이딩 윈도우를 사용하여 임펄스

잡음이 포함된 입력 영상에서 무잡음 화소를 검출한다[9]. 즉, 슬라이딩 윈도우 영역 내에 무잡음 화소가 포함될 때까지 윈도우의 크기를 증가시켜서 이진 잡음 마스크 값이 1인 위치의 화소값을 무잡음 화소들의 가중 평균으로 대체한다. 한편 이진 잡음 마스크 값이 0인 위치의 화소는 무잡음 화소로 간주하여 그대로 유지한다.

$$O(i,j) = \begin{cases} \text{mean}(S_A), & \text{if } B(i,j)=1 \\ I(i,j), & \text{if } B(i,j)=0 \end{cases} \quad (4)$$

여기서  $O(i,j)$ 는  $(i,j)$  위치의 필터링된 출력 화소값이고,  $S_A$ 는  $(i,j)$ 를 중심으로 하여 무잡음 화소를 포함하는 최소 크기의 윈도우이다.

AWMF는 임펄스 잡음만 포함된 영상에서는 고밀도의 임펄스 잡음에 대해서도 매우 좋은 성능을 보이며, 임펄스 잡음 화소값이 식 (2)와 같이 주변 화소들의 가중 평균, 즉 주변 무잡음 화소들의 평균값으로 대체되므로 가우시안 잡음도 저감하는 효과가 있다. 그러나 마스크의 크기를 미리 정한 최대 크기 이내에서 증가시키는 과정이 많은 계산 부하를 요구하며, 이진 잡음 마스크 값이 0인 화소에 대해서는 입력 화소값을 그대로 유지하므로 여기에 포함된 가우시안 잡음은 제거하지 못하는 한계가 있다.

### 2-3 모폴로지 기반 평균 필터

MMF는 무잡음 화소를 중심으로 한 3x3 슬라이딩 윈도우 영역의 주변 8 화소에 대하여 식 (5)와 같은 연산을 수행한다. 즉, 해당 화소의 이진 잡음 마스크 값이 1이면 중심 화소로부터의 팽창 (dilation) 연산을 수행하고, 팽창 결과가 중첩되면 그 평균을 취한다. 한편 해당 화소의 이진 잡음 마스크 값이 0이면 입력 화소의 값을 그대로 유지한다[10].

$$O(N(i,j)) = \begin{cases} I(i,j) \oplus N_8, & \text{if } B(i,j)=0 \text{ and } \sum_{N(i,j)} B(N(i,j)) \neq 0 \\ I(N(i,j)), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서  $N(i,j)$ 는  $(i,j)$ 를 중심으로 한 3x3 슬라이딩 윈도우 영역의 주변 8 화소의 위치이고,  $\oplus$ 는 팽창 연산을 의미하며,  $N_8$ 은 모폴로지를 정의하는 8-연결 구조이다.

식 (5)에 따라 얻어진 출력 영상을 다시 입력 영상으로 하여 이진 잡음 마스크 값이 모두 0이 될 때까지 이 과정을 반복한다.

MMF는 임펄스 잡음 밀도가 높은 영상에서 특히 효과적이지만, AWMF와 마찬가지로 초기 입력 영상에서 이진 잡음 마스크 값이 0인 화소에 포함된 가우시안 잡음은 제거하지 못한다.

## III. 제안하는 필터

### 3-1 개념

본 논문에서는 입력 영상의 화소들을 식 (1)에 따라 임펄스 잡음 화소와 가우시안 잡음 화소 등 두 부분으로 구분하여 처리한다. 임펄스 잡음 화소는 원영상의 정보를 전혀 가지고 있지 않으므로 입력 영상으로부터 완전히 제거하고, 원영상의 화소에 평균값이 0인 가우시안 잡음이 첨가된 가우시안 잡음 화소는 마스크 연산을 통해 3x3 슬라이딩 윈도우 영역 내의 픽셀들에 대한 가중 평균을 취함으로써 잡음의 영향을 저감한다. 이렇게 함으로써 AWMF나 MMF가 비임펄스 잡음, 즉 이진 잡음 마스크 값이 0인 화소에 포함된 가우시안 잡음을 효과적으로 제거하지 못하던 단점을 보완하여 복합 잡음을 효과적으로 저감시킬 수 있다.

또한 입력 영상에서 임펄스 잡음 화소를 제거하여 비어있는 부분은 3x3 슬라이딩 윈도우 영역 내의 주변 8개 화소들의 가중 평균값으로 대체되어 간다. 1회의 필터링 연산을 통해 비어있는 부분이 모두 채워지지 않는 경우에는 임펄스 잡음 화소들이 이러한 가중 평균값으로 모두 대체될 때까지 이 과정을 반복함으로써 SAWF가 고밀도 임펄스 잡음에 취약한 단점을 보완할 수 있다.

### 3-2 유효 영상

앞에서 언급한 개념을 구현하기 위하여 먼저 입력 영상으로부터 임펄스 잡음 화소를 제거한 영상을 유효 영상이라고 정의하며, 이는 다음 식과 같다.

$$E(i,j) = \begin{cases} I(i,j), & \text{if } B(i,j)=0 \\ 0, & \text{if } B(i,j)=1 \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $E(i,j)$ 는 유효 영상,  $I(i,j)$ 는 입력 영상,  $B(i,j)$ 는 이진 임펄스 잡음 마스크이다.

### 3-3 필터 계수

필터링 과정은 유효 영상에서 3x3 슬라이딩 윈도우 영역 화소들의 가중 평균을 구하는 연산으로 수행된다. 이에 필요한 필터 마스크  $M(i,j)$ 은 유효 영상 화소  $(i,j)$  위의 3x3 슬라이딩 윈도우에 따라 그림 1과 같이 정의한다.

$$m_{pq}(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{if } s_{pq}(i,j) \neq 0 \\ 0, & \text{if } s_{pq}(i,j) = 0 \end{cases} \text{ for } p,q = -1,0,1 \quad (7)$$

여기서  $s_{pq}(i,j)$ 는 유효 영상에서 3x3 슬라이딩 윈도우에 포함되는 화소값이다.

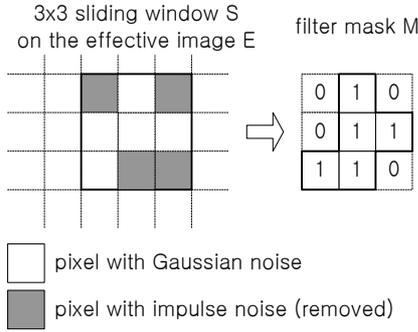


그림 1. 필터 마스크  $M(i, j)$   
 Fig. 1. Filter mask  $M(i, j)$

3×3 슬라이딩 윈도우 영역 내의 각 화소별 가중치는 중심 화소로부터의 공간적 거리를 고려하여 그림 2 및 식 (8)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} w_1 &= 1 \\ w_2 &= 1/\sqrt{2} \\ w_0 &= 9 - 4(w_1 + w_2) = 5 - 2\sqrt{2} \end{aligned} \tag{8}$$

필터 계수  $h_{pq}(i, j)$  로는 가중치 중에서 필터 마스크에 속하는 부분만 취하고, 최종 필터 계수  $\hat{h}_{pq}(i, j)$  는 계수의 총합이 1 이 되도록 식 (9)와 같이 정규화한다.

$$\hat{h}_{pq}(i, j) = \frac{h_{pq}(i, j)}{\sum_{p, q} h_{pq}(i, j)} \text{ for } p, q = -1, 0, 1 \tag{9}$$

$$h_{pq}(i, j) = \begin{cases} w_{0, 1, \text{ or } 2}, & \text{if } m_{pq}(i, j) = 1 \\ 0, & \text{if } m_{pq}(i, j) = 0 \end{cases} \tag{10}$$

이는 보간 기법을 활용하는 것으로 볼 수 있으며, MMF가 팽창 연산을 사용한 것과 대비된다. MMF에서는 팽창 연산을 수행하면서 중첩된 부분에 대해 단순 평균값을 취하는데 비해, 여기서는 공간적 거리에 따른 가중치를 갖는 가중 평균값을 취한다. 이는 가우시안 저역 통과필터에 근사한 특성을 갖게 되어 가우시안 잡음에 대해 더 효과적인 저감 특성을 나타낸다.

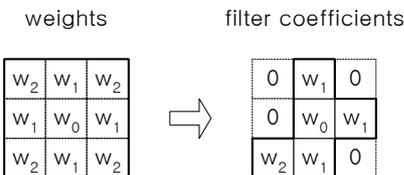


그림 2. 가중치와 필터 계수  
 Fig. 2. Weights and filter coefficients

3-4 알고리즘

유효 영상에서 빈 화소들이 모두 가중 평균값으로 채워질 때까지 이 필터링 과정을 반복 수행한다. 이 때 가중 평균 필터링에 의한 블러링이 과도하게 나타나지 않도록 두 번째 반복부터는 식 (1)로 정의되는 임펄스 잡음 마스크 값이 1인 화소에 대해서만 필터링을 수행한다.

제안하는 필터링 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm IWMF

Input : Noisy input image  $I$   
 Output : Filtered output image  $O$   
 Initialize :  $W \leftarrow$  Weights given in (Fig. 2)  
 $k \leftarrow 0$   
 $I_k \leftarrow I$   
 $f_k \leftarrow \text{False}$

Do while  $f_k = \text{False}$

1.  $B_k \leftarrow$  Binary impulse noise mask
2.  $E_k \leftarrow$  Effective image given in Eq. (6)

For each pixel  $(i, j)$  of  $E_k$ , do

3. If  $B_k(i, j) = 1$  or  $k = 0$ , then
  - 1)  $s_{pq}(i, j) \leftarrow$  3×3 sliding window region in  $E_k$
  - 2)  $m_{pq}(i, j) \leftarrow$  Filter mask given in Eq. (7)
  - 3)  $\hat{h}_{pq}(i, j) \leftarrow$  Filter coefficients given in Eq. (9)
  - 4)  $O_k(i, j) \leftarrow \sum_{p, q} \hat{h}_{pq}(i, j) s_{pq}(i, j)$
4. Otherwise,  $O_k(i, j) \leftarrow E_k(i, j)$
5. If  $B_k$  is zero matrix, then
  - 1)  $O \leftarrow O_k$  and  $f_{k+1} \leftarrow \text{True}$
  - 2)  $k \leftarrow k + 1$
6. Otherwise
  - 1)  $I_{k+1} \leftarrow O_k$
  - 2)  $k \leftarrow k + 1$

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안한 필터의 성능을 검증하기 위하여 256×256 크기의 8비트 그레이 영상 “Blocks”, “Cameraman”, “Peppers” 등에 다양한 수준의 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 첨가하여 시뮬레이션을 수행하였다. 각 영상에 대하여 제안한 IWMF를 GF(Gaussian filter)와 MF(Median filter) 및 2장에서 소개한 SAWF, AWMF, MMF 등 다섯가지 방법과 비교하였다.

표 1. 가우시안 잡음 저감 특성

Table 1. Gaussian noise reduction

PSNR	Standard deviation ( $\sigma$ ) of Gaussian noise								
	5	10	15	20	25	30	35	40	45
Input	34.18	28.13	24.68	22.18	20.34	18.79	17.49	16.46	15.50
GF	28.38	27.97	27.38	26.59	25.87	25.03	24.28	23.58	22.92
MF	31.51	30.11	28.65	27.20	26.00	24.75	23.66	22.88	21.96
SAWF	26.14	25.95	25.52	24.95	24.45	23.74	23.17	22.62	21.93
AWMF	28.39	26.01	23.58	21.59	19.98	18.61	17.48	16.58	15.76
MMF	29.00	26.36	23.77	21.71	20.05	18.66	17.52	16.62	15.78
IWMF	27.47	27.27	26.58	25.87	25.06	24.18	23.38	22.64	21.75

SSIM	Standard deviation ( $\sigma$ ) of Gaussian noise								
	5	10	15	20	25	30	35	40	45
Input	0.88	0.69	0.55	0.44	0.37	0.32	0.28	0.24	0.22
GF	0.89	0.85	0.80	0.74	0.69	0.63	0.58	0.54	0.50
MF	0.90	0.85	0.78	0.70	0.64	0.58	0.52	0.49	0.44
SAWF	0.88	0.84	0.78	0.72	0.67	0.61	0.56	0.51	0.47
AWMF	0.87	0.68	0.54	0.44	0.37	0.31	0.27	0.24	0.21
MMF	0.87	0.68	0.54	0.44	0.37	0.31	0.27	0.24	0.21
IWMF	0.91	0.87	0.81	0.74	0.68	0.62	0.57	0.52	0.48

CPU Time	Standard deviation ( $\sigma$ ) of Gaussian noise								
	5	10	15	20	25	30	35	40	45
SAWF	1.33	1.26	1.23	1.26	1.25	1.26	1.28	1.28	1.29
AWMF	0.23	0.06	0.08	0.09	0.11	0.16	0.17	0.20	0.25
MMF	0.14	0.14	0.16	0.16	0.16	0.23	0.16	0.16	0.19
IWMF	0.48	0.48	0.48	0.47	0.48	0.56	0.47	0.48	0.48

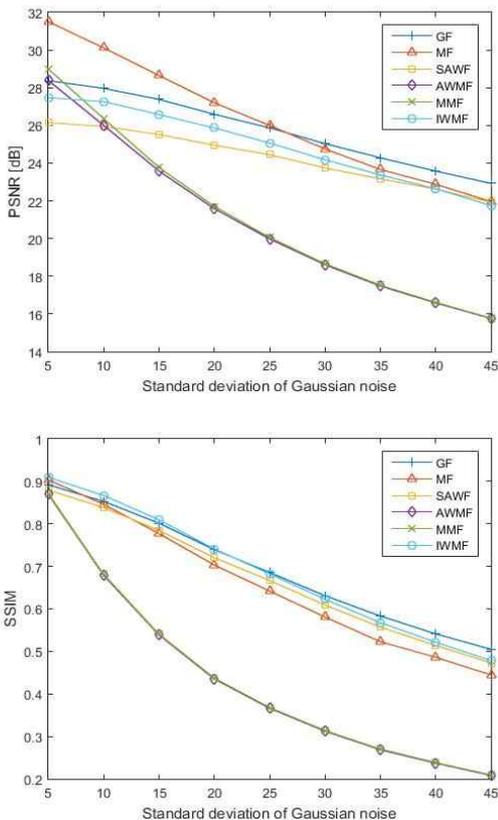


그림 3. 가우시안 잡음 저감 특성

Fig. 3. Gaussian noise reduction

실험은 3.6GHz의 Intel Core i7 쿼드 프로세서를 가진 데스크탑 컴퓨터 상의 64비트 윈도우 7 운영체제에서 실행되는 MATLAB R2015a를 사용하여 수행하였다. 정량적 성능을 비교하기 위해 원영상과 필터링된 영상 간의 오차에 의해 정의되는 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio), 사람의 시각적 관점에서 두 영상의 유사도를 정의하는 SSIM(Structural SIMilarity), 그리고 처리에 소요되는 시간 등 세가지 지표를 사용하였다.

먼저 가우시안 잡음 저감 특성을 알아보기 위해 “Peppers” 원영상에 각각  $\sigma = 5, 10, 15, \dots, 45$ 인 가우시안 잡음을 첨가한 영상을 대상으로 하여 기존의 다섯 가지 필터링 방법과 본 논문에서 제안하는 IWMF를 적용한 결과를 표 1과 그림 3에 비교하였다. 가우시안 잡음만 있는 환경에서는 기본적인 GF나 MF가 모든 지표 측면에서 상대적으로 우수한 특성을 보인다.

반면 AWMF나 MMF는 가우시안 잡음이 증가함에 따라 급격한 성능 저하가 나타나는데 이는 2장에서 언급한 바와 같이 가우시안 잡음에 대한 취약성 때문이다. SAWF와 본 논문에서 제안한 IWMF는 PSNR은 GF나 MF에 비해 다소 미흡하지만 SSIM은 대등한 수준이다. 그러나 SAWF는 다른 방법들에 비해 많은 처리 시간이 소요되는 한계가 있다.

다음으로 표 2와 그림 4는 “Cameraman” 원영상에 10%의 저밀도에서부터 90%의 고밀도에 이르는 다양한 수준의 임펄스 잡음을 첨가한 경우에 대해 각각 여섯가지 필터링 방법의 성능을 비교한 것이다.

GF와 MF는 임펄스 잡음을 처리하는데는 미흡함을 알 수 있으며, SAWF는 이보다는 상대적으로 개선된 특성을 보여주고 있지만 이들 모두 잡음 밀도가 높아짐에 따라 성능이 급격하게 저하되는 특성을 보인다. 한편 AWMF와 MMF는 잡음 밀도의 증가에 따라 성능 저하가 나타나기는 하지만 90% 잡음에서도 PSNR = 20 dB, SSIM = 0.7 이상의 매우 우수한 특성을 나타낸다. 그러나 SAWF는 잡음 밀도가 높아지면 처리 소요 시간이 급격히 증가한다.

이에 비하여 IWMF는 비임펄스 잡음 화소들의 가중 평균으로 인하여 약간의 블러링이 발생하기 때문에 저밀도 잡음에서는 AWMF나 MMF에 비해 성능이 다소 떨어지지만 고밀도 잡음에서는 이들과 같은 수준의 잡음 저감 특성을 보여 잡음 밀도에 큰 영향을 받지 않고 PSNR = 20 dB, SSIM = 0.7 이상의 안정적인 특성을 나타낸다.

이번에는 복합 잡음 환경에서의 필터링 성능을 비교해 보았다. “Blocks” 원영상에  $\sigma = 10$ 인 가우시안 잡음과 다양한 수준의 임펄스 잡음을 첨가한 각각의 영상에 대한 여섯가지 필터링 결과를 표 3과 그림 5에 제시하였다.

GF와 MF는 임펄스 잡음 밀도가 30%를 넘으면 PSNR = 15 dB, SSIM = 0.3 이하로 성능이 급격히 저하되며, SAWF도 잡음 밀도 40% 이상에서는 비슷한 양상을 보인다.

표 2. 임펄스 잡음 저감 특성

Table 2. Impulse noise reduction

PSNR	Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Input	15.01	12.13	10.29	9.05	8.09	7.25	6.57	6.05	5.54
GF	21.58	19.14	17.13	15.67	14.55	13.31	12.42	11.77	11.05
MF	25.89	23.96	20.63	17.22	14.28	11.42	9.23	7.69	6.26
SAWF	24.97	23.88	22.40	20.86	19.61	17.80	15.60	12.83	9.22
AWMF	34.44	31.60	29.70	28.03	26.68	25.26	23.88	22.54	20.54
MMF	34.44	31.60	29.69	28.02	26.68	25.27	23.92	22.58	20.57
IWMF	27.40	27.16	26.83	26.28	25.67	24.77	23.71	22.52	20.56

SSIM	Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Input	0.23	0.14	0.09	0.06	0.05	0.03	0.02	0.02	0.01
GF	0.42	0.30	0.23	0.18	0.14	0.11	0.08	0.07	0.05
MF	0.85	0.80	0.65	0.43	0.23	0.12	0.06	0.03	0.02
SAWF	0.78	0.69	0.57	0.45	0.36	0.27	0.19	0.13	0.07
AWMF	0.98	0.97	0.95	0.93	0.90	0.87	0.83	0.78	0.70
MMF	0.98	0.97	0.95	0.93	0.90	0.87	0.83	0.78	0.70
IWMF	0.89	0.89	0.88	0.87	0.86	0.84	0.81	0.77	0.70

CPU Time	Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
SAWF	1.31	1.37	1.42	1.45	1.44	1.47	1.51	1.50	1.53
AWMF	0.36	0.66	0.95	1.25	1.51	1.83	2.25	2.62	3.35
MMF	0.17	0.22	0.33	0.36	0.42	0.48	0.53	0.66	0.86
IWMF	0.48	0.47	0.56	0.58	0.58	0.62	0.62	0.73	0.97

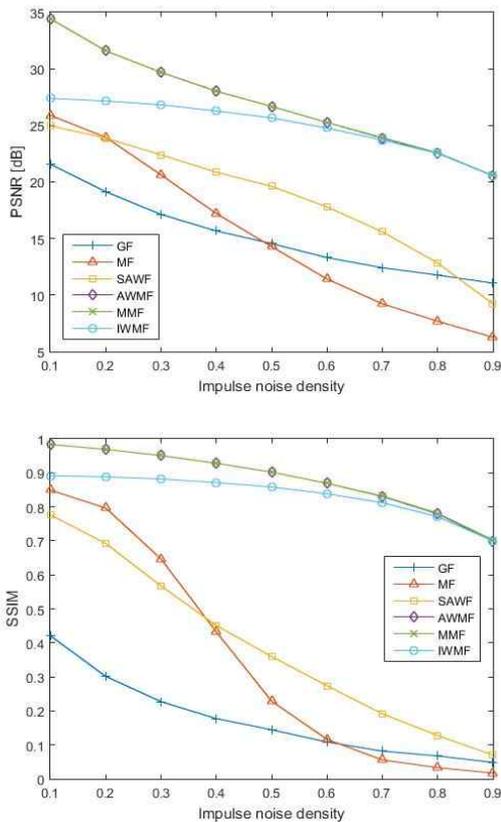


그림 4. 임펄스 잡음 저감 특성

Fig. 4. Impulse noise reduction

표 3. 복합 잡음 저감 특성

Table 3. Mixed noise reduction

PSNR	Gaussian noise ( $\sigma=10$ ) & Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Input	14.83	10.55	8.04	6.53	5.69	5.23	5.08	5.00	4.99
GF	22.44	17.87	14.59	12.38	11.11	10.44	10.27	10.09	10.08
MF	28.86	23.03	14.79	9.47	6.83	5.61	5.24	5.03	5.00
SAWF	26.47	23.87	20.49	16.10	11.48	8.21	6.70	6.16	6.04
AWMF	27.91	27.81	27.07	25.45	23.37	21.20	18.35	15.46	7.55
MMF	27.91	27.81	27.08	25.47	23.41	21.19	18.33	15.54	10.41
IWMF	29.88	29.27	27.90	25.76	23.47	21.19	18.32	15.54	10.41

SSIM	Gaussian noise ( $\sigma=10$ ) & Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Input	0.18	0.07	0.03	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
GF	0.44	0.24	0.14	0.09	0.05	0.04	0.04	0.03	0.03
MF	0.76	0.61	0.22	0.06	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00
SAWF	0.62	0.51	0.35	0.20	0.09	0.05	0.02	0.01	0.00
AWMF	0.65	0.66	0.66	0.63	0.56	0.50	0.45	0.42	0.13
MMF	0.65	0.66	0.66	0.63	0.56	0.50	0.45	0.42	0.39
IWMF	0.84	0.81	0.76	0.67	0.57	0.50	0.45	0.42	0.39

CPU Time	Gaussian noise ( $\sigma=10$ ) & Impulse noise density (%)								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
SAWF	1.36	1.42	1.48	1.47	1.47	1.36	1.31	1.31	1.28
AWMF	0.37	0.90	1.54	2.18	2.89	3.65	5.34	9.66	18.92
MMF	0.17	0.31	0.39	0.59	0.70	1.06	1.84	3.34	9.53
IWMF	0.48	0.55	0.58	0.70	0.76	1.05	1.89	3.40	9.92

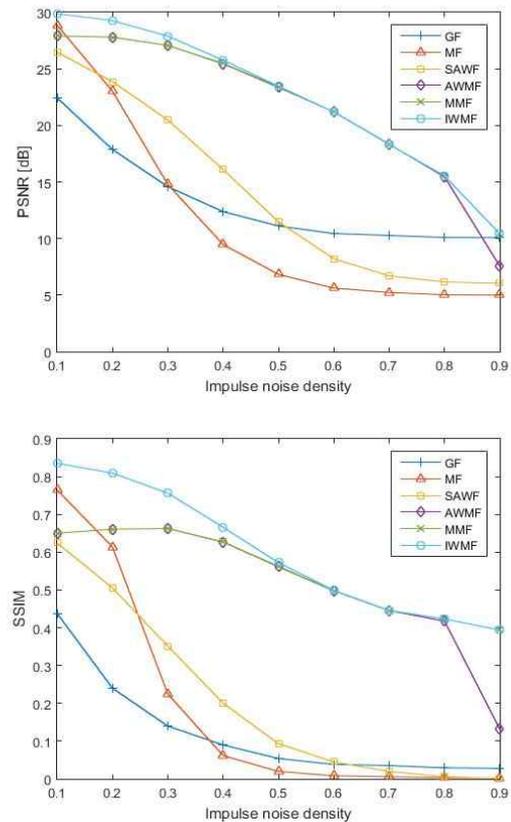


그림 5. 복합 잡음 저감 특성

Fig. 5. Mixed noise reduction

반면에 AWMF, MMF와 본 논문에서 제안하는 IWMF는 임펄스 잡음 밀도를 60%까지 증가시켜도 PSNR = 20 dB, SSIM = 0.5 이상의 우수한 성능을 나타낸다. 그러나 AWMF는 이러한 성능을 얻기 위해서 지나치게 긴 처리 시간을 필요로 한다. 이 범위에서 IWMF는 II장에서 설명한 SAWF, AWMF, MMF에 비해 각각 최대 12.98 dB, 1.97 dB, 1.97 dB의 PSNR 개선 결과를 보여준다. IWMF가 특히 저밀도 임펄스 잡음 환경에서 상대적으로 우수한 특성을 보이는 이유는 비임펄스 잡음 화소에 대한 가중 평균으로 인한 가우시안 잡음 저감 효과 때문이다.

그림 6은 복합 잡음 환경 중에서  $\sigma = 10$ 인 가우시안 잡음과 60%의 임펄스 잡음이 첨가된 "Blocks" 영상의 시뮬레이션 결과이다. 여기서 (e)는 SWAF가 임펄스 잡음 화소들이 너무 많아서 처리하지 못한 부분이 검은 점으로 남아 화질이 저하된 것이다.

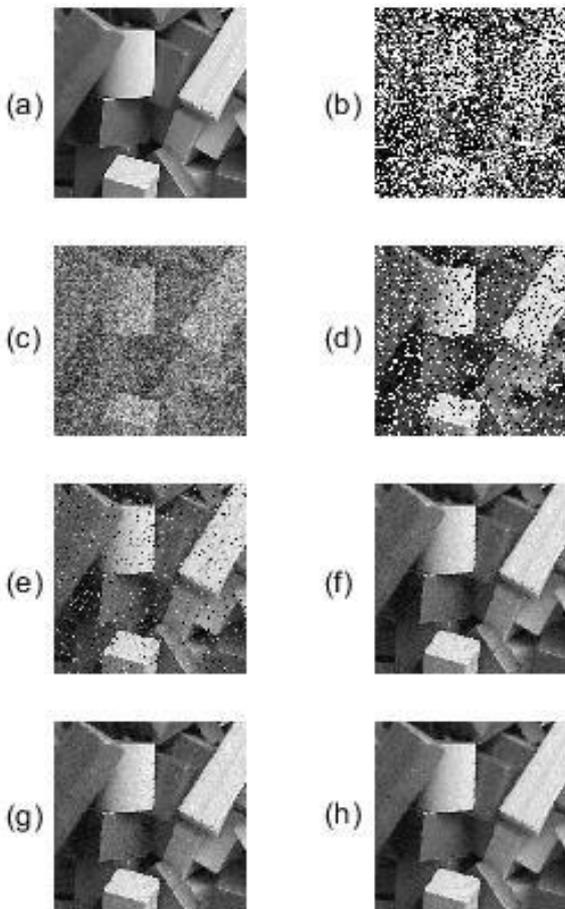


그림 6. 복합 잡음 ( $\sigma = 10$ ,  $d = 0.6$ ) 영상에 대한 시뮬레이션 결과 (a) 원영상 (b) 잡음영상 (c) GF (d) MF (e) SWAF (f) AWMF (g) MMF (h) IWMF

Fig. 6. Simulation results for Mixed noise ( $\sigma = 10$ ,  $d = 0.6$ ) image (a) Original image (b) Corrupted image (c) GF (d) MF (e) SWAF (f) AWMF (g) MMF (h) IWMF

가변 크기의 슬라이딩 윈도우를 사용하거나 반복 처리를 수행하는 AWMF나 MMF, IWMF는 이러한 미처리 부분이 남지 않으므로 (f), (g), (h)와 같이 비교적 좋은 화질의 영상이 나타난다. MMF와 IWMF는 처리 시간도 가장 짧다.

끝으로 가혹한 복합 잡음 환경에서 다양한 필터링 방법들이 어느 정도의 성능을 보이는지 검증하기 위해  $\sigma = 25$ 인 가우시안 잡음과 90%의 임펄스 잡음이 첨가된 "Peppers" 영상에 대해서 시뮬레이션을 하였으며 그 결과를 그림 7에 제시하였다. 과도한 잡음으로 인하여 원영상 (a)는 (b)와 같이 전혀 알아 볼 수 없도록 훼손되었다. 그리고 (c)와 (d)에서 보는 바와 같이 GF이나 MF로는 이 영상을 복원하는 것이 불가능함을 알 수 있다. SAWF로는 영상의 내용을 짐작할 수 있는 정도의 저화질의 복원은 가능하지만 역시 미처리 부분이 많아서 세부적인 내용은 알아보기 어렵다.

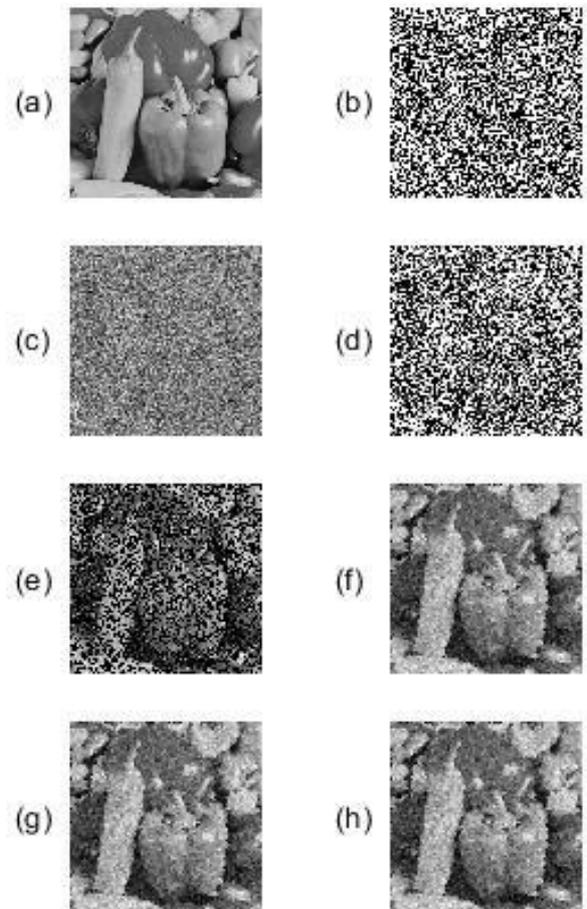


그림 7. 복합 잡음 ( $\sigma = 25$ ,  $d = 0.9$ ) 영상에 대한 시뮬레이션 결과 (a) 원영상 (b) 잡음영상 (c) GF (d) MF (e) SWAF (f) AWMF (g) MMF (h) IWMF

Fig. 7. Simulation results for Mixed noise ( $\sigma = 25$ ,  $d = 0.9$ ) image (a) Original image (b) Corrupted image (c) GF (d) MF (e) SWAF (f) AWMF (g) MMF (h) IWMF

SAWF와 MMF, IWMF는 좋은 화질은 아니지만 인식 가능한 수준의 복원이 가능하여 전혀 알아 볼 수 없을 정도로 잡음에 의해 훼손된 영상으로부터 그 내용을 밝혀내는 목적으로 충분히 활용이 가능하다. 그러나 SAWF는 그 처리 시간이 과도하게 길어서 실용적이지 못한 반면 MMF와 IWMF는 그보다 훨씬 짧은 시간에 동일한 수준의 복원이 가능하다.

이와 같이 본 논문에서 제안하는 IWMF는 복합 잡음 환경에서 임펄스 잡음의 밀도가 높아지면 비교한 여섯가지 필터링 방법 중에서 MMF와 함께 가장 우수한 성능을 나타낸다. 그러나 MMF가 가우시안 잡음을 효과적으로 저감하지 못하는 반면 IWMF는 가우시안 잡음 화소들을 가중 평균함으로써 임펄스 잡음 밀도가 60% 이하일 때, 가우시안 잡음이 강해지면 MMF보다 상대적으로 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

## V. 결 론

본 논문에서는 복합 잡음을 저감할 수 있는 반복 가중 평균 필터를 제안하였다. 제안한 필터링 알고리즘은 입력 영상으로부터 임펄스 잡음 화소를 제거한 다음, 3x3 슬라이딩 윈도우 영역에 대해 가중 평균 마스크 연산을 수행하여 중앙 화소값을 구하는 간단한 방법이다. 제거된 임펄스 잡음 화소가 가중 평균값으로 모두 채워질 때까지 필터링을 반복한다.

시뮬레이션 결과 제안한 필터는 가우시안 잡음에 대해서 기존의 가우시안 필터나 중간값 필터에 근접한 성능을 가지며, 임펄스 잡음에 대해서는 고밀도 잡음에 대해서도 저감 효과가 우수한 기존의 방법들과 같은 수준의 성능을 보였다. 이를  $\sigma = 10$ 인 가우시안 잡음과 다양한 밀도의 임펄스 잡음이 포함된 영상에 적용하여 처리한 결과, 잡음 밀도 60% 이하에서 기존의 SAWF, AWMF, MMF 등에 비해 PSNR이 각각 최대 12.98 dB, 1.97 dB, 1.97 dB 개선되었다. 향후 제안한 알고리즘의 가우시안 잡음에 대한 저감 효과를 개선하여 보다 우수한 성능을 얻을 수 있도록 연구를 진행할 예정이다.

## 참고문헌

- [1] H. Hwang and R. A. Haddad, "Adaptive median filter : New algorithms and results," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 4, No. 4, pp. 499-502, Apr. 1995.
- [2] P. E. Ng and K. K. Ma, "A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 15, No. 6, pp. 1506-1516, June 2006.
- [3] S. Esakkirajan, T. Veerakumar, A. N. Subramanyam, and C. H. PremChand, "Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter," *IEEE Trans. Signal Process. Lett.*, Vol. 18, No. 5, May 2011.
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, pp. 839-846, 1998.
- [5] M. Zhang and B. K. Gunturk, "Multiresolution bilateral filtering for image denoising," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 17, No. 12, pp. 2324-2333, Dec. 2008.
- [6] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 60-65, 2005.
- [7] G. Treece, "The bitonic filter : Linear filtering in an edge-preserving morphological framework," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 25, No. 11, Nov. 2016.
- [8] Jiahui Wang and Jingxin Hong, "A new self-adaptive weighted filter for removing noise in infrared images," *2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science*, 2009.
- [9] P. Zhang and F. Li, "A new adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise," *IEEE Signal Process. Lett.*, Vol. 21, No. 10, pp. 1280-1283, Oct. 2014.
- [10] P. Lin, B. Chen, F. Cheng, S. Huang, "A morphological mean filter for impulse noise removal," *J. Display Technology*, Vol. 12, No. 4, April 2016.

### 이 정 문 (Jung-Moon Lee)



1981년 : 서울대학교 전자공학과 (공학사)  
 1983년 : 서울대학교 대학원 (공학석사)  
 1988년 : 서울대학교 대학원 (공학박사-제어시스템)

1988년~현 재: 강원대학교 전기전자공학부 교수

※관심분야 : 지능시스템(Intelligent System), 영상처리(Image Processing), 생체인식(Biometry)