

---

# AWGN 제거를 위한 변형된 평균필터

Gao Yinyu\* · 김남호\*\*

The Modified Mean Filter to Remove AWGN

Gao Yinyu\* · Nam-Ho Kim\*\*

## 요 약

영상신호를 처리하는 과정에서 다양한 잡음에 의해 영상의 열화가 발생하고 있으며, 가우시안 잡음은 전송 등의 과정에서 영상에 의존적으로 발생한다. 이러한 가우시안 잡음을 제거하기 위한 다양한 연구가 이루어지고 있다. 본 논문에서는 AWGN을 제거하기 위하여 마스크 내의 표준편차를 구하고 그 값을 임계값과 비교하여 레벨을 나누어 마스크 내의 각 화소값에 주는 가중치를 구한 후, 평균치를 출력영상의 화소값으로 하는 변형된 weighted mean filter를 제안하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였고 판단기준으로 PSNR을 사용하였다.

## ABSTRACT

The image signals are corrupted by various noises in signal processing and the noises caused the degradation phenomenon. gaussian noise occurs in the process of transmission. Many studies are being accomplished to restore those signals which corrupted by additive gaussian noise. In this paper, the algorithm is proposed to remove AWGN. The algorithm first calculates the mask's standard deviation and next according to the thresholds separated as three levels, then calculates the weight which for different location in the mask's pixels. At last the mean value of the modified mean filter's is the output. Also we compare existing methods through the simulation and using PSNR as the standard of judgement of improvement effect.

## 키워드

Weighed mean 필터, 가우시안 잡음, 표준편차, 마스크

## Key word

Weighted mean filter, Gaussian noise, Standard deviation , Mask

---

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

접수일자 : 2011. 02. 07  
심사완료일자 : 2011. 03. 10

## I. 서 론

영상을 획득 또는 전송하는 과정에서 AWGN(additive white gaussian noise)잡음이 생성될 수 있으며, 그 결과 영상에 대한 왜곡이 일어나게 된다. 그리하여 AWGN의 제거는 영상처리에서 필수적인 과정이고 또한 어려운 과제 중의 하나이다.

AWGN이 중첩된 영상을 개선하기 위한 방법으로는 공간영역과 주파수영역의 평활화 기법이 있다. 공간영역에서의 평활화 기법은 인접한 화소들 사이의 관계를 이용하는 것이며, 평균필터(mean filter)가 대표적이다 [1]. 평균필터는 가우시안 잡음의 특성을 반영하여 잡음 제거 성능은 우수하나, 결과 영상에서 인간의 인지특성에서 중요한 요소인 에지와 같은 상세정보를 감쇄함에 따라, 블러링 현상이 발생한다[2]. 이러한 평균필터의 단점을 극복하기 위하여 weighted mean filter들이 제안되었다[2]-[3]. 그러나 기존의 weighted mean filter들은 마스크 내의 각 위치에 있는 화소들에 같은 가중치 크기를 주기 때문에 에지보존성능이 미흡하다.

따라서 본 논문에서는 AWGN 환경에서 훼손된 영상을 복원하기 위하여, 마스크 내의 표준편차의 임계값에 의해 3개의 레벨로 나누고 방향성을 고려한 변형된 weighted mean filter를 제안하였다. 그리고 잡음제거 성능의 우수성을 입증하기 위해, PSNR(peak signal to noise ratio)를 이용하여 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였으며, 제안한 방법의 우수한 잡음제거 특성을 나타내었다.

## II. 기존의 방법들

### 2.1. 평균필터(mean filter)

평균필터는 공간선형필터이며, 마스크 영역의 평균을 이용하여 영상을 평활화하는 것에 의해, 가우시안 잡음을 제거한다. 따라서 영상의 밝기 변화가 작은 저주파영역에서 우수한 잡음제거 특성을 나타낸다. 그러나 gray level의 변화가 크게 발생하는 고주파영역에서는 에지와 같은 영상의 상세정보를 고려하지 못하는 단점이 발생한다. 평균필터는 다음 식(1)과 같이 표현된다.

$$Y(i,j) = \frac{1}{Z \times Z} \sum_{i,j}^Z X(i+p,j+q) \quad (1)$$

$$Z \in W, Z = 2N+1$$

여기서  $W$ 는 마스크를 나타내며 식 (2)과 같이 표현된다.

$$W = \{(p,q) | -N \leq p \leq N, -N \leq q \leq N\} \quad (2)$$

식 (2)에서와 같이 마스크의 크기는  $(2N+1) \times (2N+1)$  이고,  $(p,q)$ 는 처리 마스크 내부의 좌표이다.

### 2.2. 메디안 필터(median filter)

메디안 필터는 잡음영상으로부터 잡음제거에서 가장 대표적인 비선형 필터로서, 간단한 알고리즘으로 우수한 잡음제거 성능을 가진다. 메디안 필터는 처리화소와 주변화소로부터 추정된 화소값을 선택하며 메디안 필터는 마스크 내의 화소들을 왼쪽으로 가면서 크기가 작은 화소들부터 정렬시킨 후, 그중에서 중간값을 선택한다. 메디안 필터는 아래의 식 (3)과 같이 정의된다[6].

$$Y(i,j) = \text{med}\{X(i+p,j+q) | (p,q) \in W\} \quad (3)$$

여기서  $X(i,j)$ 는 입력영상의 화소값이며,  $Y(i,j)$ 는 출력 화소값이다. 또한  $\text{med}\{\cdot\}$ 는 중앙값 선택 연산자를 나타낸다[1].

### 2.3. CWM 필터(center weighted median filter)

weighted median 필터는 식 (4)와 같이 표현된다[2].

$$Y(i,j) = \text{med}\{m(p,q) \text{ copies of } X(i+p,j+q) | (p,q) \in W\} \quad (4)$$

weighted median 필터는 각 화소의 값  $X(i+p,j+q)$ 를 가중치  $m(p,q)$ 만큼 생성한 후, 메디안 필터와 마찬가지로 가중치를 주고 정렬시킨 화소값들중에서 중앙값을 선택한다. 즉, 필터링 마스크  $W$ 의 중앙화소값에 가중치를 인가하여 처리하는 방법이다.

그리고 이러한 weighted median 필터의 특수한 경우

로서, 다음의 식 (5)와 같이, 중앙화소에 대해서만 가중치를 적용하고, 주변화소에 대해서는  $m(p,q) = 1$  을 적용한 필터를 CWM 필터라 한다[2].

$$Y(i,j) = med\{X(i+p,j+q), 2Kcopies\ of\ X(i,j) \mid (p,q) \in W\} \quad (5)$$

여기서,  $K$ 는 양의 정수이며,  $K=0$ 일 경우 CWM 필터는 메디안 필터가 되고, 마스크 내의 총 화소수 보다 가중치  $2K+1$ 이 크거나 같게 되면, 필터링은 수행되지 않는다. 또한 중앙화소의 가중치가 클 경우, 영상의 에지 성분에 대한 보존 성능은 우수해지는 반면, 잡음제거에는 한계가 있다.

### III. 제안한 방법

본 논문에서 제안한 가우시안 잡음제거 알고리즘은 AWGN이 중첩된 영상에 적용할 마스크 내의 표준편차의 값을 구하고, 임계값에 의하여 3개의 레벨로 나누었으며, 레벨에 따라 그림 1과 같이 마스크의 위치에 따라 가중치를 주어 처리하는 변형된 weighted mean filter를 제안하였다. 그림에서  $m$ 은 마스크 내의 각 화소값에 주는 가중치의 값을 나타내고,  $k$ 는  $1 \leq k \leq 3$ 사이의 정수를 취한다. 다음의 식 (6)과 식 (7)은 마스크 내의 평균과 표준편차이다.

$$M = \frac{\sum_{i,j \in W} X(i+p,j+q)}{(2N+1) \times (2N+1)} \quad (6)$$

$$\sigma_m = \left[ \frac{1}{Z-1} \sum_{i,j \in W} (X(i+p,j+q) - M)^2 \right] \quad (7)$$

식으로부터,  $M$ 은 마스크에서 화소들의 평균이고,  $\sigma_m$ 은 마스크의 표준편차이며,  $W$ 는 마스크를 나타낸다. 또한,  $Z$ 의 크기는  $(2N+1) \times (2N+1)$ 이다.

마스크 내의 표준편차  $\sigma_m$ 은 두 개의 임계값  $t_1$ 과  $t_2$ 에 의하여 세 개의 레벨로 나누어지고  $t_1 > t_2$ 이다. 또한, 마스크 내의 각 화소값에 주는 가중치의 값은 위치와  $\sigma_m$ 이 포함되는 레벨에 따라 다른 값을 가지게 된다.

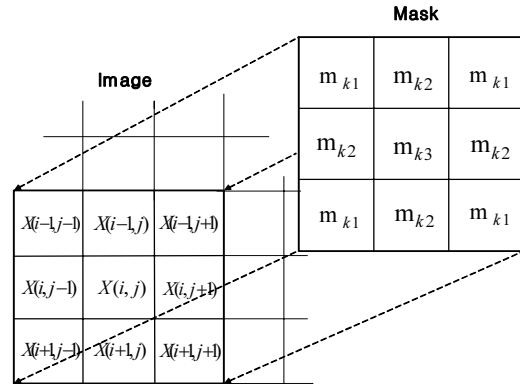


그림1. 영상과 마스크의 연산.  
Fig. 1. Filtering mask.

위의 그림 1에서 나타내듯이 중심화소  $X(i,j)$ 의 주위 화소값들에 대하여 같은 크기의 가중치  $m_{k2}$ 을 주고 대각선 방향의 끝에 있는 네 개의 화소값들에 대해서는  $m_{k1}$ 을 주며 가중치의 값들의 합은 아래의 식 (8)을 만족한다.

$$m_{k1} + m_{k2} + m_{k3} = 1 \quad (8)$$

레벨에 따른 가중치의 값은 아래와 같이 구한다.

1.  $\sigma_m > t_1$ 이면, 아래의 식 (9)에 따라 가중치를 준다.

$$\begin{cases} m_{11} = \frac{100}{t_1 \times (9t_1 - t_2)} \\ m_{12} = \frac{200}{t_1 \times (9t_1 - t_2)} \\ m_{13} = 1 - m_{11} - m_{12} \end{cases} \quad (9)$$

2.  $t_2 < \sigma_m \leq t_1$ 이면, 식 (10)과 같이 가중치를 구한다.

$$\begin{cases} m_{21} = \frac{t_1 - t_2 + 2}{(t_1 - t_2) \times (t_1 + t_2 - 3)} \\ m_{22} = \frac{2(t_1 - t_2 + 2)}{(t_1 - t_2) \times (t_1 + t_2 - 3)} \\ m_{23} = 1 - m_{21} - m_{22} \end{cases} \quad (10)$$

3.  $\sigma_m \leq t_2$ 이면, 아래의 식 (11)과 같이 가중치를 계산한다.

$$\begin{cases} m_{31} = \frac{t_2 + 1}{t_2 \times (t_1 - 1)} \\ m_{32} = \frac{t_2 + 10}{t_2 \times (t_1 - 1)} \\ m_{33} = 1 - m_{31} - m_{32} \end{cases} \quad (11)$$

출력영상의 화소값은 식 (12)와 같이 정의된다.

$$Y(i,j) = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 X(i+p,j+q) \times m_{kl}(i+p,j+q) \quad (12)$$

$k = 1, 2, 3; l = 1, 2, 3$

위의 식들로부터, 임계치의 값은 영상처리 결과에 직접적인 영향을 주고, 임계치의 값이 적절하여야만이 우수한 성능을 나타내게 된다. 적절한 임계값을 찾기 위하여 여러 가지 영상에 대해 실험한 결과  $t_1 = 16$ 과  $t_2 = 12$ 일 때, 영상회복에 대한 효과가 제일 이상적이었으며, 따라서 본 논문에서의 임계값은 이 두 값을 취한다.

기존의 방법들은 전체 화소값의 합 혹은 중간값을 출력으로 함으로써 명도의 급격한 변화를 갖는 화소들의 위치와는 무관한 결과를 나타내어, 인접한 화소들의 명도 차이가 적을 경우에는 우수한 특성을 나타내지만 명도 차이가 클 경우는 명도의 급격한 변화를 갖는 화소에서 영상의 열화가 발생한다. 따라서 제안한 필터는 마스크 내의 방향성을 고려하여 화소들에 주는 가중치의 값도 서로 다르므로 명도의 급격한 변화를 갖는 화소에서 영상의 열화를 최소화한다.

#### IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 제안된 필터의 AWGN 제거 성능을 평가하기 위해, 분산( $\sigma$ )이 5~30인 AWGN에 의해 훼손된 512×512 크기의 Baboon 영상에 대해 시뮬레이션하였다

며, PSNR 값을 이용하여 기존의 방법들과 성능을 비교하였다. MSE(mean squared error)와 PSNR(peak signal to noise ratio)은 다음 식(13), (14)과 같이 정리된다.

$$MSE = \frac{\sum_{i,j} O(i,j) - Y(i,j)}{R \times C} \quad (13)$$

$$PSNR = 10 \lg \left[ \frac{255^2}{MSE} \right] \quad (14)$$

이때, R, C는 이미지의 가로, 세로크기를 나타내며,  $O(i,j)$ 는 원 영상의 각 화소값,  $Y(i,j)$ 는 출력영상의 각 화소값을 나타낸다.

그림 2는 Baboon 영상에 대한 시뮬레이션 결과이다. 그림에서 (a)는 원 영상이고 (b)는 원 영상에 AWGN을 중첩한 잡음영상이며 (c), (d), (e)와 (f)는 각각 AWGN을 제거한 기존의 필터들과 제안한 필터의 시뮬레이션 결과이다. 잡음제거 효과를 나타내기 위하여 그 시뮬레이션 결과를 각 영상의 350라인을 profile로 표현했으며 영상의 하단에 gray level로 나타내었다. 이때, 잡음의 분산은 20이다.

시뮬레이션 결과로부터, 기존의 방법들은 다양한 에지와 잡음을 포함하고 있으며, 본 논문에서 사용한 변형된 weighted mean filter에 의한 결과는 뛰어난 잡음제거 성능을 보였으며, 에지와 같은 상세정보를 우수하게 보존하였고, 영상의 profile에서부터 처리결과가 원 영상과의 차이가 가장 작았다.

그림 3은 기존의 방법들과 제안한 방법의 PSNR을 그래프로 도식한 것이다. 그림에서, 제안한 방법은 가우시안 잡음의 분산이 작을 때에는 CWM 필터보다 낮은 수치를 나타내었지만, 높은 잡음분산에서는 훨씬 우수한 잡음제거 성능을 나타내었으며, 다른 기존의 필터들과 비교했을 때, 모든 영역에서 높은 PSNR 수치를 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

또한, 표 1은 각 방법에 대한 PSNR 결과를 나타낸 것이며, 그 수치를 비교해 볼 때 제안한 방법은 기존의 방법들보다 높은 수치를 보였으며, 이는 제안한 필터를 이용하여 처리된 영상이 원 영상과의 차이가 작아 우수한 영상복원 성능을 나타내었다.

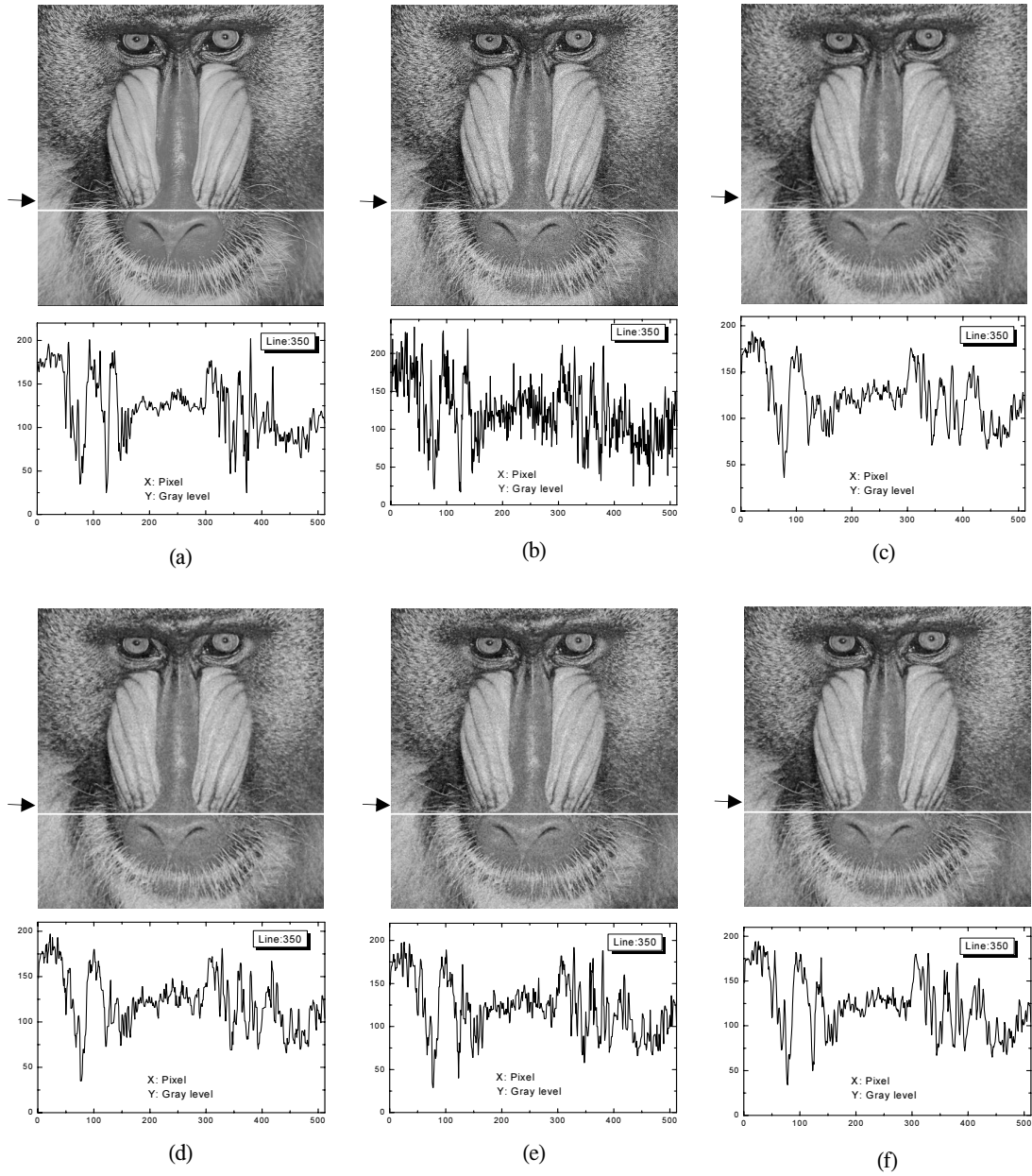


그림 2. Lena 영상에 대한 시뮬레이션 결과.

(a) 원 영상 (b) 잡음이 첨가된 영상 (c) 평균필터 (d) 메디안 필터 (e) CWM 필터 (f) 제안한 필터  
 Fig. 2. Simulation result of Lena image.  
 (a) Original image (b) Noisy image (c) Mean filter (d) Median filter (e) CWM filter (f) Proposed filter

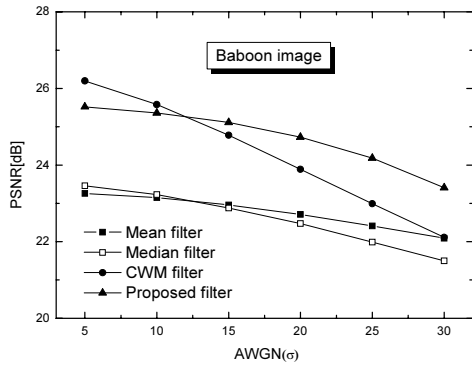


그림 3. Baboon영상에 대한 PSNR.  
Fig. 3. PSNR for Baboon image.

표 1. 각 필터의 특성 비교

Table 1. Performance comparison for restoring Baboon[dB].

분산 ( $\sigma$ )	Method			
	Mean filter	Median filter	CWM filter	Proposed filter
10	23.15	23.23	25.58	25.15
15	22.96	22.88	24.78	24.88
20	22.71	22.47	23.89	24.49
25	22.41	21.99	22.99	24.00
30	22.09	21.50	22.11	23.36

## V. 결 론

본 논문에서는 AWGN에 의해 훼손된 영상을 복원하기 위하여, 마스크 내의 표준편차에 따라 주어진 임계값으로 세 개의 레벨로 나누고, 레벨에 따라 마스크 내의 방향성을 고려하여 가중치값을 주는 변형된 **weighted mean filter**를 제안하였다. 시뮬레이션 결과로부터,  $\sigma = 20$ 인 경우, 기존의 평균필터와 매디안 필터, CWM 필터는 각각 22.71[dB], 22.47[dB]와 23.89[dB]의 PSNR을 나타내었으나, 제안한 알고리즘은 24.49[dB]의 우수한 PSNR 특성을 나타내었다. 또한, 제안한 방법은 저주파 특성의 개선과 함께 고주파 특성에서의 열화를 감소 시킴에 따라 기존의 방법들에 의한 결과들보다 선명한 영상을 나타내었다.

따라서 본 논문에서 제안한 변형된 **weighted mean filter**는 영상처리의 여러 분야에 유용하게 적용되리라 사료된다.

## 참고문헌

- [1] Nilamani Bhoi and Sukadev Meher, "Circular spatial filtering under high-noise-variance conditions", *Computers & Graphics* 32, pp.568-580, 2009.
- [2] You Ying-rong and Fann Ying-le, "Adaptive filtering based on neighborhood information", *Journal of Hangzhou Dianzi University*, vol.25. No.3 Jun, pp.82-85, 2005.
- [3] Chang Rui-na, Mu Xiao-min, Yang Shou-yi and Qi Lin, "Adaptive weighted average filtering algorithm based on medium value", *Computer Engineering and Design*, vol.29, No. 16, Aug, pp. 4257-4259, 2008.

## 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