

## Adaptive Median Filter by Local Central Variance

趙 迂 衍<sup>†</sup> · 崔 斗 一<sup>\*</sup>  
(Woo-Yeon Cho · Doo-Il Choi)

**Abstract** - Median filters in the signal processing have been most widely used and have demonstrated the strongest effects. This paper proposes the adaptive median filters with noise detection. The proposed basic algorithm of the filters is to judge whether or not the noises exist on the ground of The Noise Judgment Standards. Just in case the existence of the noises is verified by the algorithm, it takes the median filter. In order to judge the existence of the noises by the algorithm, this paper introduced the noise detection method by local central variance. As a result of comparing and analyzing the features and performance of the proposed filters and the existing [5]-[10] filters on the same conditions, it was verified that the former proved to be better than the latter. Observed even by naked eyes, it was similar, too. Accordingly, it's proved that the adaptive median filters by local central variance are useful in removing the impulse noise of the median filter and reinforce the edge preservation ability.

**Key Words** : 메디안 필터, 분산, 중간값 분산, 적응형 필터, 비선형 필터

### 1. 서 론

디지털 신호 처리 응용에서는 잡음을 제거하기 위해서 일반적으로 저주파 통과 필터를 이용한다. 저주파 통과 필터링은 가우시안 잡음을 제거하는데 적합하지만 임펄스 잡음 [1]을 제거하기 위해서는 적합하지 않다. 임펄스 잡음에 의해 왜곡된 영상은 0 또는 255와 같은 뚜렷하게 잘못된 밝기 값을 가진 많은 화소들을 갖게 된다. 이러한 신호들에 저주파 통과 필터링 기법을 적용하면 그 신호의 이웃한 화소들로 인하여 약화되며 필터 마스크가 클수록 이 신호에 영향을 주는 화소의 수는 많아진다[2].

임펄스 잡음을 제거하기 위한 더욱 효과적인 방법은 메디안 필터링[3][5][11] 기법이다. 메디안 필터링은 광범위하게 연구되어온 비선형[4] 영역처리 기법이다. 저주파 통과 필터에 비하여 메디안 필터의 큰 장점은 점 잡음 제거가 탁월하고, 원 신호의 에지들을 좀더 상세하게 보존할 수 있다는 것이다. 인간의 시각은 이러한 고주파 정보에 매우 민감한데 이러한 에지 보존특성은 필터링을 적용할 때 매우 중요하다. 하지만 임펄스 잡음에 대한 메디안 필터의 장점에도 불구하고, 더욱 더 선명한 영상을 필요로 하는 분야가 많아지므로, 많은 응용 필터들이 제안되었다.

마스크에 가중치를 주고, 가중치에 해당하는 입력 신호 데이터를 반복 적용하여 메디안 필터를 사용하는 알고리즘

을 D. Brownrigg가 1984년에 가중 메디안 필터(WMF)[6]로 제안하여 개선시켰다. 가중 메디안 필터의 특별한 형태인 Centered 가중 메디안 필터(CWM)[7]가 에지 보존특성이 매우 탁월한 것으로 알려졌다. 입력신호의 상태에 따라 마스크 크기를 가변시키고, 오름차순 정렬 후 최소값 및 최대값을 원 신호와 비교하여 조건을 만족하면 메디안을 취하고 만족하지 않으면 원 신호로 복원하는 적응형 메디안 필터(AMF)[8]가 제안 되었다. 임펄스 잡음을 검출하는 방법 중 메디안을 취한 값과 원 신호를 비교하는 방법을 이용한 적응형 임펄스 검출 메디안 필터(Adaptive Impulse Detection Median Filter(AIDM))[9]가 2001년에 제안 됐다. 필터의 마스크에서 원 신호를 제외한 나머지를 오름차순 정렬을 하고 제일 가까운 중앙값 두개의 평균을 취하는 방법을 사용한 Ranked Order Mean Filter(ROM)에 기반을 둔 적응형 필터가 1996년에 제안 됐다[10].

열거한 대로 다양한 방법들이 제시되어, 에지 보존에 개선이 이루어졌으나, 원 신호 보존 능력이 다소 미흡한 것이 단점이 되었다. 앞에 살펴본 적응형 필터는 임펄스 잡음에 대한 검출을 기초로 한 것으로서, 공간적인 분포에 대한 정보는 무시된 경향이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 방법에서 볼 수 없었던, 공간적 분포에 대한 정보를 고려한 임펄스 잡음 검출 방법을 제안한다.

본 논문은 2장에서 중간값 분산에 대해 새로이 정의하고, 중간값 분산이 신호의 잡음을 검출하기 위한 중요한 매개변수가 될 수 있음을 입증한다. 3장에서는 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형과 중간값 분산을 적응형 메디안 필터에 적용할 수 있도록 메디안 필터의 기본형을 설계했다. 4장에서는 3장에서 설계한 적응형 메디안 필터를 이용하여 로컬 중앙값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터를 구현했다. 5

<sup>†</sup> 교신저자, 正會員 : 公州大 工大 電氣電子情報工學科 博士課程  
E-mail : wycho@imusicsoft.com

<sup>\*</sup> 正會員 : 公州大 工大 電氣電子情報工學科 助教授 · 工博  
接受日字 : 2004年 7月 21日  
最終完了 : 2004年 12月 15日

장에서는 제안한 필터의 유용성을 검증하기 위해 2차원 흑백영상을 예를 들어 실험에 임하였고, 객관적 비교 검증을 위해 기존의 메디안필터 및 [6]~[10] 필터를 기준으로 한, 필터의 마스크 사이즈별 PSNR 비교와, 임펄스 잡음 강도별 PSNR 비교를 하였다. 또한 향상된 에지 보존 능력을 입증하기 위한 방법으로, 시각적으로 확실히 구별하기 위해 원 영상과 복원된 영상의 차 영상을 이용하였다. 마지막으로 본 필터의 장단점 및 특징을 6장에 요약하였다.

## 2. 중간값 분산( $\sigma_c^2$ )의 정의

일반적으로 적응형 필터는 필터 영역 내부 신호의 통계적인 특성에 기초하여 동작이 변하는 필터를 의미한다. 랜덤 변수의 가장 단순한 통계적인 척도는 평균과 분산이다. 이것들은 영상의 외관과 밀접한 양이기 때문에 적응 필터가 근거를 둘 가장 합리적인 매개변수이다. 평균은 평균이 계산되는 영역에서 평균 명암도의 척도를 주고, 분산은 그 영역에서 평균 대조의 척도를 제공한다[8]. 여기서 본 논문은 점 잡음을 검출하는데 좀더 효율적인 중간값 분산과 그 원소에 대해 정의를 한다. 일반적으로 분산( $\sigma^2$ )은 식(1)과 같다.

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k \sigma^2(x(j)) \\ &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k (x(j) - m)^2 \end{aligned} \quad (1)$$

이때  $x(j)$ 는 입력신호이고,  $m$ 은 평균을 의미한다. 또한  $\sigma^2(x(j))$ 는 입력신호  $x(j)$ 의 분산이다.

이와 비슷한 개념으로 중간값 분산( $\sigma_c^2$ )을 정의하면 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \sigma_c^2 &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k \sigma_c^2(x(j)) \\ &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k (x(0) - x(j))^2 \end{aligned} \quad (2)$$

이때  $x(0)$ 는 입력신호의 중간에 위치한 값이고,  $\sigma_c^2(x(j))$ 는 입력신호  $x(j)$ 의 중간값 분산이다. 식(2)에서 표현한 것과 같이 중간값 분산은 일반 분산과는 달리 입력신호의 중간값과의 차를 의미한다.

중간값 분산은 평균은 같지만 신호의 입력 순서에 따라 그 값이 달라질 수 있으며, 일반적으로 입력 신호의 중간값이 주변 신호와 차이가 클 경우 분산보다 차가 크다.

이해를 돕기 위해 아래 신호를 예를 들도록 하겠다. 그림 1의(a), (b), (c) 신호는 9개의 입력신호를 나타낸 것이다. 각 (a), (b), (c)의 신호( $X_a, X_b, X_c$ ), 신호에 대한 평균( $m_a, m_b, m_c$ ), 분산( $\sigma_a^2, \sigma_b^2, \sigma_c^2$ ), 중간값( $x_a(0), x_b(0), x_c(0)$ ), 중간값 분산( $\sigma_{c_a}^2, \sigma_{c_b}^2, \sigma_{c_c}^2$ ) 그리고 중간값 분산의 원소( $\sigma_{c_a}^2(X_a), \sigma_{c_b}^2(X_b), \sigma_{c_c}^2(X_c)$ )를 각각 구하면 다음과 같다.

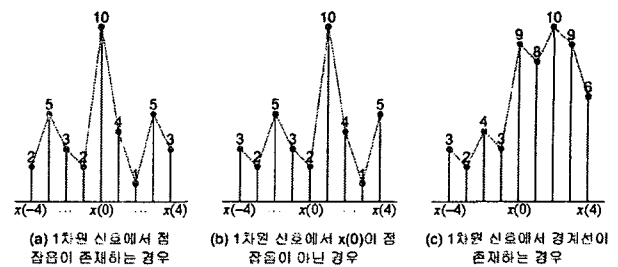


그림 1 1차원 입력신호 (a), (b) 그리고 (c)  
Fig. 1 1Dimensional input signal (a), (b) and (c)

표 1. (a),(b),(c)의 신호에 대한 평균, 분산, 중간값, 그리고 중간값 분산의 비교

Table 1 Compare with (a), (b) and (c) signals average, variance, center, and central variance of signals

구분	(a)	(b)	(c)
신호 $X$	$X_a = \{2, 5, 3, 2, 10, 4, 1, 5, 3\}$	$X_b = \{3, 2, 5, 3, 2, 10, 4, 1, 5\}$	$X_c = \{3, 2, 4, 3, 9, 8, 10, 9, 6\}$
평균 $m$	$m_a = 4$	$m_b = 4$	$m_c = 6$
분산 $\sigma^2$	$\sigma_a^2 = 6.333$	$\sigma_b^2 = 6.333$	$\sigma_c^2 = 8.444$
중간값 $x(0)$	$x_a(0) = 10$	$x_b(0) = 2$	$x_c(0) = 9$
중간값 분산의 원소 $\sigma_c^2(X)$	$\sigma_{c_a}^2(X_a) = \{8^2, 5^5, 7^2, 8^2, 0, 6^2, 9^2, 5^2, 7^2\}$	$\sigma_{c_b}^2(X_b) = \{1^2, 0, 3^2, 1^2, 0, 8^2, 2^2, 3^2, 3^2\}$	$\sigma_{c_c}^2(X_c) = \{6^2, 7^2, 5^2, 6^2, 0, 1^2, 1^2, 0, 3^2\}$
중간값 분산 $\sigma_c^2$	$\sigma_{c_a}^2 = 50.889$	$\sigma_{c_b}^2 = 10$	$\sigma_{c_c}^2 = 17.444$

표 1에 의하면 (a), (b)의 신호는 분산과 평균이 같음에도 불구하고 중간값 분산은  $\sigma_{c_a}^2 = 50.889$ 와  $\sigma_{c_b}^2 = 10$ 로 큰 차를 보인다. 이는 임펄스 잡음이 추가된 신호에서 잡음을 추출하는데 있어서 분산보다 더 도움을 줄 수 있는 매개변수가 있음을 의미한다. 그 이유는 아래 설명과 같다. 일반적으로 신호의 개선을 위한 필터는 윈도우를 사용하여 콘볼루션을 이용하는데, 보통 원 신호를 중심으로 주변신호를 가지고 원 신호를 개선한다. 만일 (a)와 (b)의 신호를 크기가 9인 1차원 윈도우에 마스킹 된 신호라 가정하고, 그 중심이 각각  $x_a(0), x_b(0)$ 라 하고 (a), (b)의 신호에서 주변신호보다 확연히 큰 값인 10이 임펄스 잡음이라고 가정했을 때 잡음 여부를 검출하기 위한 일반적인 방법으로 평균과 분산을 이용해서 판별한다면, (a)와 (b)의 신호는 같은 값( $m_a = m_b = 4, \sigma_a^2 = \sigma_b^2 = 6.333$ )을 갖게 되므로 동일한 문턱 값( $T$ )을 사용했을 경우  $x_a(0), x_b(0)$ 를 동시에 잡음 혹은 원신호로 결정을 하게 된다. 하지만 중간값 분산을 이용했을 경우 그 값이 각각 50.889와 10으로 확연한 차이를 보이고, 적절한 문턱값( $T$ , e.g.  $T = 30$ )을 결정하면 (3)의 판별식에 의해 잡

음을 결정하는 스위칭 변수  $y_s$ 가 각각 (a)신호의 경우 1이 되고, (b)신호의 경우 0이 된다.

$$y_s = \begin{cases} 1, & \sigma_c^2 > T \\ 0, & \text{other wise} \end{cases} ; \begin{matrix} \text{Noise} \\ \text{Signal} \end{matrix} \quad (3)$$

이때  $y_s$ 는 잡음으로 결정됐을 경우 1, 신호로 결정됐을 경우 0의 값을 갖으며, 이 동작은 적응형 필터 설계 시 소프트웨어적으로 스위칭 동작을 할 수 있도록 한다. 따라서  $y_s$ 는 필터의 동작 특성을 결정하는데 중요한 인자가 된다. 식(3)에서 출력  $y_s$ 를 결정 하는 기준이 되는 중간값 분산이 잡음 여부에 따라서 극명한 차이를 보인다는 것은 문턱값  $T$ 의 결정 폭이 넓게 되면서, 세밀한 조절 또한 가능하다는 의미로 해석할 수 있다.

여기서 (c)신호에 대해 살펴보면,  $x_c(0)$ 를 기점으로 좌측은 낮은 값 우측은 높은 값이 분포하여 경계선이 있음을 알 수 가 있으며 갑자기 큰 기울기를 갖게 되는  $x_c(0)$ 점은 잡음이라기보다는 경계선이라 할 수 있다. (c)와 같은 신호를 각각 평균과 분산, 그리고 중간값 분산을 필터 마스크의 대표 값으로 이용하여 잡음 검출에 사용한다면, 이는 간혹 영상에서 급격하게 변하는 부분(즉 배경과 사물의 경계선 혹은 곡선 같은 에지 부분)에서 그 값이 커지게 되므로 간혹 잡음으로 오 인식 할 가능성이 있다. 이러한 에지 부분은 에지 특성을 살리기 위해서 필터링을 수행하면 안 된다. 따라서 본 절에서는 에지부분에 대한 오 인식을 줄이기 위한 방법으로 중간값 분산( $\sigma_c^2(X)$ )을 이용하여 잡음 검출 하는 방법을 살펴보겠다. (a)신호와 같이 1차원 신호에서 점 잡음이 존재하는 경우 중간값 분산( $\sigma_{ca}^2(X_a)$ )은  $\sigma_{ca}^2(X_a) = \{8^2, 5^5, 7^2, 8^2, 0, 6^2, 9^2, 5^2, 7^2\}$ 이며, 점 잡음이 존재하지 않는 (b)신호보다 상대적으로 중간값 분산( $\sigma_{cb}^2(X_b)$ ) 값이 큰 경우가 많이 발생했다. 하지만 (c) 신호의 중간값 분산( $\sigma_{cc}^2(X_c)$ )은  $\sigma_{cc}^2(X_c) = \{6^2, 7^2, 5^2, 6^2, 0, 1^2, 1^2, 0, 3^2\}$ 로서,  $x_c(0)$ 을 포함한 우측 값은 작은 값을 갖게 됨을 볼 수 있다. 위의 예를 가지고 1차원 신호의 점 잡음 여부를 유추 하도록 하겠다.

먼저 점 잡음 여부를 유추하기 위하여 새로운 함수  $sn(\cdot)$ 를 정의한다. 정의하는 함수는 각 원소에 대해 조건을 만족하면 1, 만족하지 않으면 0을 각 원소마다 출력하는 함수이며 식(4)와 같이 표현한다.

$$sn(x_i) = sn(x_i | | < T) = \begin{cases} 1, & x_i < T \\ 0, & \text{Other wise} \end{cases} \quad (4)$$

식(4)를 이용하여 잡음여부의 결정은 다음과 같다.

1차원 입력 신호를 필터링하기 위해 크기가  $N$ 인 1차원 마스크를 사용하고, 마스크 안의 입력신호( $X_M$ )의 중간값 분산( $\sigma_c^2(X_M)$ )이 문턱값  $T$ 보다 작은 값들이 신호( $s$ )라 가정 하면, 신호 여부의 판별과 그 들의 합은 식(5)이다.

$$\begin{aligned} & \sum sn_{1D}\{\sigma_c^2(X_M) | | < T\} \\ & = \sum \{[(x(0) - x(-k))^2, \dots, \\ & \quad (x(0) - x(0))^2, \dots, (x(0) - x(k))^2] | | < T\} \end{aligned} \quad (5)$$

만일 문턱값  $T$ 를  $4^2$ 라고 가정한다면 신호(a), (b), (c)를 식(4)에 의해 각각 신호와 잡음으로 판별하면 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} & \sum sn_{1D}\{\sigma_{ca}^2(X_a) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{(8^2, 5^5, 7^2, 8^2, 0, 6^2, 9^2, 5^2, 7^2) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0\} = 1 \\ & \sum sn_{1D}\{\sigma_{cb}^2(X_b) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{(1^2, 0, 3^2, 1^2, 0, 8^2, 2^2, 3^2, 3^2) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1\} = 8 \\ & \sum sn_{1D}\{\sigma_{cc}^2(X_c) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{(6^2, 7^2, 5^2, 6^2, 0, 1^2, 1^2, 0, 3^2) | | < 4^2\} \\ & = \sum \{0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1\} = 5 \end{aligned} \quad (6)$$

이때  $sn\{\}$ 은 문턱값  $T=4^2$ 에 의해 잡음 및 신호를 구별하고, 1은 원 신호를, 0는 잡음을 의미한다.

만일 원 신호(1)가 마스크 크기의  $N/2$  개 보다 많거나 같다면 그 입력신호는 잡음이 아닌 것으로 판단할 수 있다. 이때 만일 마스크 크기( $N$ )이 홀수이면  $N/2$ 의 소수점 부분은 버린다. 입력신호 (a), (b), (c)가 만일 마스크 길이( $N$ )가 9인 마스크 된 1차원 신호라면, (a)신호는 원 신호의 개수가 1개이고  $N/2 = 9/2 = 4$ 보다 적으므로 (a)신호는 잡음으로 판별되고, (b) 신호는 신호의 개수가 8개이므로 원 신호, (c)의 신호에서는 신호의 개수가 5개로  $N/2 = 9/2 = 4$ 보다 크므로 원 신호로 판별한다.

이를 1차원 신호일 때 잡음 판별식을 간단히 요약한다면,

$$y_{1D} = \begin{cases} 1, & (\sum sn\{\sigma_c^2(X) | | < T\}) \geq N/2; \text{Signal} \\ 0, & \text{other wise} \end{cases} ; \text{Noise} \quad (7)$$

식(7)은 식(3)과 동작원리가 비슷하고, 잡음의 판별식에서  $sn\{\}$ 결과의 신호의 개수가 윈도우 사이즈의  $N/2$ 보다 크거나 같으면 원 신호로 판단하고, 아닐 경우는 잡음으로 판단

한다. 따라서 (a), (b), (c)각 신호에 대한  $y_{1Ds}$ 는  $y_{1Dsa} = 0$ ,  $y_{1Dsb} = 1$ ,  $y_{1Dsc} = 1$ 이다.

2차원 신호는 1차원 신호와 특성이 약간 다르므로 예지 혹은 선분을 나타내는 경우에 대해서 차이점이 있다.

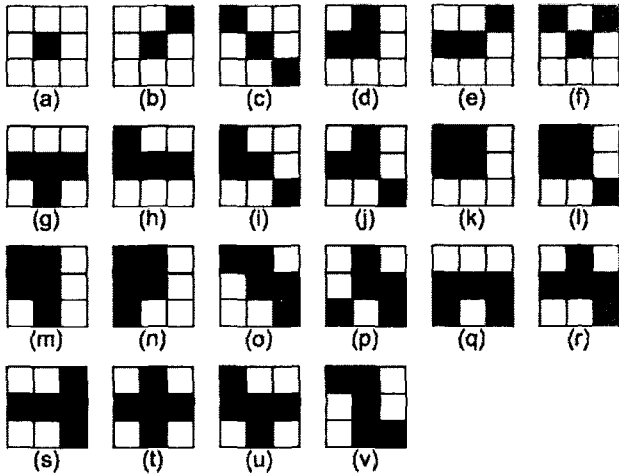


그림 2 3X3 마스크에서 2차원 신호의 패턴  
Fig. 2 Pattern of 2 dimensional signals to 3X3 Mask

그림 2는 같은 색으로 보이는 픽셀의 값들은 비슷한 명암 값을 갖는다고 가정을 한다면, 2차원 3x3 마스크에서 대략 그림 2에서(a), (b)를 제외한 패턴들이 경계선 혹은 마스크를 지나는 선분이라 할 수 있다. 그림 2에서 보이는 패턴중 3x3 마스크에서 (c)~(f)는 회색계열의 명암값이 3개이고, (g)~(k)는 회색계열 명암값이 4개, (l)~(v)까지는 5개이다. 그림2에서 보는 바와 같이 3x3 마스크에서 중간값과 비슷한 명암값을 갖는 패턴들이 3개 이상 존재한다면, 중간값이 잡음이 아닌 경계선 혹은 선분의 일부로 간주 될 수 있으며, 적응형 필터를 설계할 경우 잡음이 아닌 값으로 판별해야 한다. 이를 확장해서 2차원 마스크의 크기를  $N_i \times N_j$ 라고 했을 경우(단,  $i = j = 2k + 1, k = 1, 2, 3, \dots$ ), 중간값과 같은 패턴이  $N_{i,j}$ 개 이상 존재한다면, 그 신호의 값은 원 신호로 결정한다. 중간값과 같은 패턴 여부는 중간값 분산에서 판별을 한다. 중간값과 같은 패턴을 판별하는 식은 식(5)와 유사하며, 식(8)과 같다.

$$\sum sn_{2D}\{\sigma_C^2(X_{N_i, N_j})\} < T \tag{8}$$

$$= \sum \{ |(x(0) - x(-k))^2, \dots, (x(0) - x(0))^2, \dots, (x(0) - x(k))^2| \} < T$$

그림 2의 (g)를 예로 든다면 식(9)과 같고, 각 원소에서 0은 중간값과 비교했을 때  $T$ 보다 크거나 같은 경우이므로 중간값과 같은 패턴이라고 볼 수 없고, 1은 중간값과 같은 패턴이라고 할 수 있다.

$$\sum sn_{2D}\{\sigma_C^2(X_g)\} < T = \sum \begin{Bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{Bmatrix} = 4 \tag{9}$$

따라서 패턴 (g)는 중간값과 같은 패턴이 4이고, 이는  $N_{i,j} = 3$  이상이므로 경계 신호 혹은 선분 신호라 할 수 있다. 이를 2차원 신호일 때 잡음 판별식으로 간단히 요약하면, 식(10)과 같다.

$$y_{2Ds} = \begin{cases} 1, & (\sum sn_{2D}\{\sigma_C^2(X)\} < T) \geq N_{i,j}; \text{ Signal} \\ 0, & \text{other wise} \end{cases} \tag{10} \quad ; \text{ Noise}$$

식(10)은 원 신호일 때  $y_s$ 가 1, 잡음일 때  $y_s$ 가 0을 출력한다. 이때 문턱값  $T$ 의 결정이 잡음을 판별하는 중요한 요소가 되며,  $N_{i,j}$ 는 마스크의 윈도우 크기에 따라 달라진다.

식(10)은 4장의 적응형 필터를 설계하는 식(11)에서 응용되며, 그 유용성은 실험 결과에서 보여 진다.

### 3. 적응형 메디안 필터의 기본형 설계

#### 3.1 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형

기존의 적응형 메디안필터는 그림 3과 같다. 먼저 원 신호( $f$ )에 임펄스 잡음이 추가되고, 이를 메디안 필터링을 취한다. 메디안 필터 된 신호( $MED\{X\}$ )는 원 신호와 비교하여 문턱 값( $T$ )을 넘으면 메디안 필터 된 신호를 출력 값( $f'$ )으로 결정하고, 문턱 값( $T$ ) 보다 작으면 원 신호를 출력 값( $f'$ )으로 결정하는 방식으로, 파생된 응용방법은 서론에서 열거 했듯이 다양하나 그 기본 검출방법은 비슷하다.

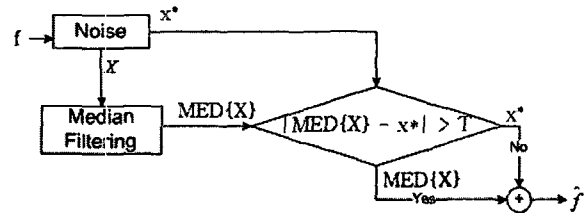


그림 3 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형  
Fig. 3 Basic type of previous adaptive median filter

이때  $X$ 는 원 신호에서 윈도우에 마스크된 수열이고,  $x^*$ 는 원 신호를 의미한다.

#### 3.2 제안한 적응형 메디안 필터의 기본형

3.1절의 적응형 필터는 임펄스 잡음에 대한 검출을 기초로 한 것으로서, 공간적인 분포에 대한 정보는 무시된 경향이 있다. 왜냐하면, 그림 3에서 보듯이 판별하기 전에 미리 메디안 필터처리 된 값을 가지고 비교하는데, 이는 메디안 필터 된 값은 입력 신호수열  $X$ 중의 하나의 원소로 대체하는 것이므로 공간적 분포에 대한 정보라 보기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 2장에서 논의한 공간적 분포에 대한 정보

를 확실하게 표현하고 있는 중간값 분산을 사용할 수 있도록 적응형 필터의 기본형을 설계했다.

적응형 필터의 기본적인 필터 구조는 그림 4와 같은 구조로 이루어졌다. 그림 4의 구조를 살펴보면, 입력 마스크 신호를 필터링 하기 전에 판별식을 삽입하여 잡음 여부를 판별하도록 설계했고 판별 결과에 따라 필터링 여부를 결정하도록 구성되었다. 설계된 구조와 기본적인 적응형 메디안 필터의 기본 알고리즘은 첫째, 잡음 여부를 판별하기 위해 잡음 검출 알고리즘을 구현하고, 둘째, 잡음이라 판별되면 메디안 필터를 수행하고, 잡음이 아니라고 판별되면 필터링을 하지 않는다. 본 논문은 점 잡음 검출에 대한 판별기준을 중심으로 새롭게 제안했다. 기존의 방법과 큰 차이점은 기존의 방법은 필터링하기 전에 메디안 필터를 선행 하고, 제안한 방법은 잡음을 판별 후에 메디안 필터링을 하게 된다.

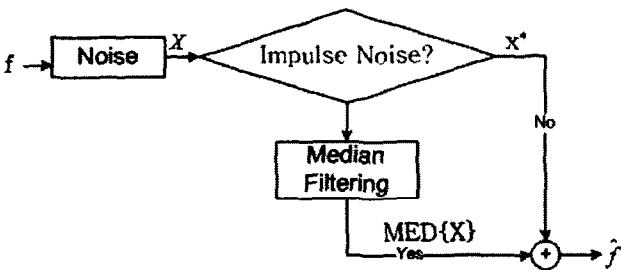


그림 4 제안한 적응형 메디안 필터의 기본형  
Fig. 4 Basic type of proposed adaptive median filter

그림 4의  $f$ 는 원래 입력 신호열이고,  $X$ 는 잡음이 추가된 입력 신호열이다.  $x^*$ 는 원 신호를 의미하고,  $MED(X)$ 는 입력 수열  $X$ 의 메디안 필터 된 신호를 의미한다. 최종적으로  $\hat{f}$ 는  $x^*$ 과  $MED(X)$  선택적으로 출력되는 출력 신호라 할 수 있다. 본 필터의 최종 출력은 원 신호와 메디안 필터 된 신호를 스위칭하면서 출력 하는 것으로 두 개의 신호가 동시에 출력되거나 동시에 출력이 되지 않는 경우는 없으며, 반드시 둘 중 하나의 신호가 출력에 영향을 준다. 4장에서는 이러한 기초적 동작을 기본으로 하여 중간값 분산을 적용하여 적응형 메디안 필터를 구현했다.

#### 4. 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터구현

로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 2절에서 언급한 중간값 분산을 이용한 식(10)을 3.4절의 그림 4의 판별식에 적용하였다. 로컬 중간값 분산( $\sigma_{LC}^2(X)$ )라 함은 1차원 및 2차원 공간영역 필터는 일반적으로 윈도우 영역(로컬 영역)에서 동작하므로 필터링 처리되는 윈도우 영역 내부의 중간값 분산을 의미한다.

본 논문에서 제안한 적응형 필터는 식(11)을 응용하여 로컬 중간값 분산을 이용해서 잡음 여부를 결정하고, 잡음이라고 결정된 부분만 선택적으로 메디안 필터를 수행한다. 반면 잡음이라고 결정되지 않은 픽셀에 대해서는 원래 값으로 복원하는 방식(No filter)으로 수행한다. 로컬 중간값 분산을 이

용한 적응형 메디안 필터는 식(11)과 같이 표현되며, 간단히  $LCVO-AMED$ 로 표기한다. 이때  $X$ 는 길이가  $N \times N$ 인 신호의 입력 수열을 의미하고,  $T$ 는 문턱값을 의미하며, 주어진 입력 수열의 형태에 따라 경험적으로 가변 할 수 있다. 따라서 입력 수열  $X$ 에 대한 제안한 필터의 출력은  $LCVO-AMED(X)$ 이다.

$$LCVO-AMED(x = \{x(1), x(2), \dots, x(N \times N)\}; T) = \begin{cases} x^* & , (\sum sn\{\sigma_{LC}^2(X) | | < T\}) \geq N \\ MED(X) & , \quad \text{Other Wise} \end{cases} \quad (11)$$

$$\sigma_{LC}^2(x(i)) = \text{Local Central Variance,}$$

$$\text{단, } N = 2k + 1, (k = \text{Positive Integer, filter length}),$$

$$MED(X) = \text{Median Filter,}$$

$$x^* = \text{Original Signal}$$

식(11)은 로컬 중간값 분산( $\sigma_{LC}^2$ )을 구하고, 식(10)의해 결정된 잡음 신호와 원 신호를 이용하여 원 신호 일 경우 필터링을 하지 않고 잡음신호 일 경우 메디안 필터를 수행한다.

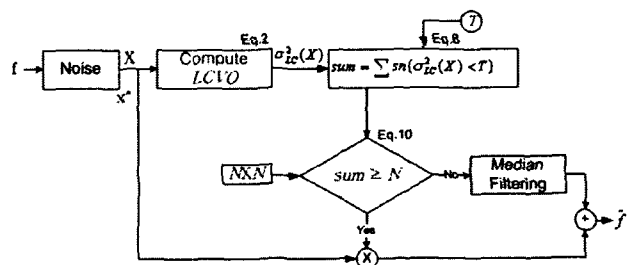


그림 5 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터  
Fig. 5 Adaptive median filter by local central variance

그림 5는 식(11)의 알고리즘의 도식적 표현으로, 원 신호에 잡음이 추가 된 신호를 식(11)을 이용하여 잡음여부를 판별하고 필터링이 이루어짐을 알 수 있다. 여기서 사용된 기호는 그림 4에 사용된 기호와 동일하고 LCVO는 로컬 중간값 분산의 약자이다.

또한 신호의 특성과 마스크 윈도우의 선택에 따라 메디안 필터링 부분을 가중 메디안 필터, 혹은 Centered 가중 메디안 필터, Recursive 메디안 필터등을 선택적으로 적용할 수 있는 장점을 제공한다.

#### 5. 결과 검증

##### 5.1 점 잡음 모델

본 논문에서 제안한 필터는 메디안 필터의 특성을 가지고 있고, 일반적으로 메디안 필터의 적용 대상은 salt & pepper 라고 알려진 임펄스 잡음을 제거하는데 사용되므로 본 논문에서 결과 검증을 하기위해 사용되는 잡음 모델은 점 잡음 모델을 사용하여 필터의 유용성을 살펴본다.

본 논문에서 사용되는 모델은 원래의 2차원 영상 데이터를  $S_{ij}$ 라 하고, 잡음이 추가된 2차원 영상 데이터를  $X_{ij}$ 라 하고,  $(i, j)$ 를 각 픽셀의 위치 값이라고 정하였다. 이때 추가되는 점 잡음( $N_{ij}$ )은 랜덤 독립 시행 분포를 따르며, 확률  $p$ 에 의해 잡음이 추가된다면 점 잡음 모델은 식(12)를 따른다.

$$X_{ij} = \begin{cases} S_{ij} & \text{with probability } 1-p; \\ N_{ij} & \text{with probability } p, \end{cases} \quad (12)$$

**5.2 실험 영상**

제안한 알고리즘의 타당성을 검토하기 위해서 256×256, 8bit(256 level) 레나, 브릿지, 필기체 흑백영상을 기준으로 각각 10%, 20% 30%, 40%의 salt & pepper 잡음을 추가한 영상을 실험 대상으로 했다. 표 2는 각 실험 영상에 대한 제원들이며, 각 실험영상의 원영상은 그림 6, 8, 10과 같다. 그림 7, 9, 11은 30%의 임펄스 잡음을 주었을 때 실험 영상을 예로 보여주었다.

표 2 실험 영상 및 조건

Table 2 Experiment images and conditions

	Lena	Bridge	Script
Gray level	8 bit (256 level)	8 bit (256 level)	8 bit (256 level)
Size	256×256	256×256	256×256
Salt & Paper Noise	10,20,30,40%	10,20,30,40%	10,20,30,40%

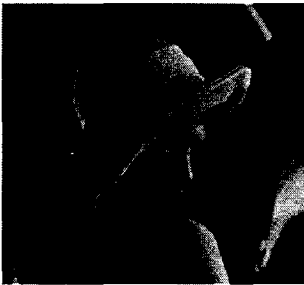


그림 6 레나 원 영상

Fig. 6 Lana(original image).

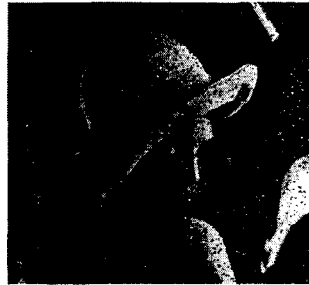


그림 7 30% 점 잡음 추가 레나 영상

Fig. 7 Lena image added 30% impulse noise.



그림 8. 브릿지 원 영상

Fig. 8 Bridge(original image).

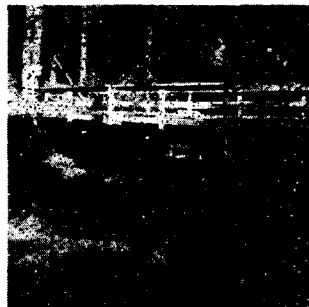


그림 9 30% 점 잡음 추가 브릿지 영상

Fig. 9 Bridge image added 30% impulse noise.

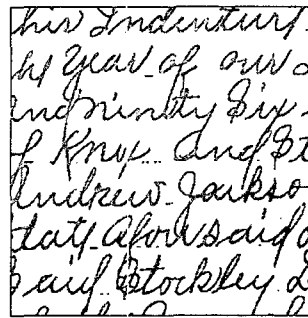


그림 10. 필기체 원 영상

Fig. 10 Script(original image).

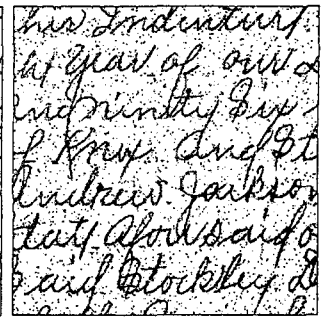


그림 11 30% 점 잡음 추가 브릿지 영상

Fig. 11 Script image added 30% impulse noise.

**5.3 검증을 위한 방법**

필터링의 결과를 객관적인 검증을 하기 위해 PSNR을 이용하였다.

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

$$= 20 \log_{10} \left( \frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) dB \quad (13)$$

일반적으로 이미기간에 차이를 계산할 때 MSE(Mean Square Error)[15]를 사용한다. 본 실험의 객관적인 개선도의 파악을 위해 PSNR을 이용하여 영상 복원도를 측정하여 기존의 방법과 개발한 방법간의 차이를 평가하였고, PSNR을 구하기 위하여 MSE를 계산하였다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f(j) - \hat{f}(j))^2 \quad (14)$$

단,  $N = N_x \times N_y$  이다. 이때,  $N_x$ 는 영상의 x축 길이를 나타내고,  $N_y$ 는 영상의 y축 길이를 나타낸다. 또한  $f(j)$ 는 원 영상을 의미하는 입력 영상을,  $\hat{f}(j)$ 는 필터처리 된 출력 영상을 나타낸다.

또한 차 영상(Difference Image :  $f_D(j)$ )[13]을 통하여 에지 보존 능력의 효과를 살폈다. 방법은 식 15와 같이 원 영상과 복원영상(필터처리 된 영상)의 차를 구하여 생긴 영상을 통하여 에지 보존능력을 평가하였다.

$$f_D(j) = |f(j) - \hat{f}(j)| \quad (15)$$

**5.4. 문턱값(T) 변화에 따른 LCVO-AMED의 성능 비교**

어떠한 적응형 필터라도 가장 선정하기 어려운 부분이 잡음 추출을 하기 위한 문턱값 결정이다. 이는 입력신호의 종류와 형태에 따라서 결정해야하는 부분으로서 정확하게 정의 내리기가 어려운 부분이다. 참고문헌[9]에서는 적응형 매디안 필터를 위해 최적화된 문턱값을 결정하는 방법을 제시했지만, 입력신호의 형태에 따라서 가변될 수 있음은 어쩔 수 없는 현실이다. 따라서 본 논문에서 제안한 필터는

문턱값  $T$ 을 임의로 가변시키면서 학습적으로 최적화된 결과를 도출하는 Trial&Error 방식을 이용하였다.

본 논문에서 이루어진 실험은 그림 6, 8, 10의 원 영상에 그림 7, 9, 11과 같이 점 잡음을 10%, 20%, 30%, 40%로 다양하게 추가했고, 잡음이 추가된 영상을 기존의 필터와 제안한 필터를 이용하여 문턱값을 조절하면서 필터 처리를 했다. 객관적인 검증을 위해 원영상과 필터 처리된 영상간에 PSNR을 측정하여 기록 하였으며, 필터처리 시 다양한 마스크의 크기(3×3, 5×5, 7×7)를 이용하여, 다양한 조건에서 기존의 필터와 비교 할 수 있도록 하였다.

그림 12, 13, 14는 다양한 강도의 잡음이 추가된 영상을 문턱값을 조절하면서 필터링 된 결과영상의 PSNR을 비교 분석한 격은선 그래프로, 이때 본 논문에서 제안한 LCVO-AMED 필터와 함께 분석한 기존의 필터는 메디안, 센터 가중 메디안, 적응형 메디안, AIDM, ROM based switch scheme, LM(Local Mean) - AMED 이다. 특히, LM-AMED 필터는 로컬 중간값 분산 대신에 로컬 평균이 들어간 것을 제외하고는 본 논문에서 제안한 LCVO-AMED와 그 기본 골격이 비슷하다. 따라서 두 필터를 비교해서 관찰하면서 중간값 분산이 잡음을 검출하는 성능을 비교 평가 할 수 있도록 하였다.

그림 12는 레나 영상에 대한 실험인데 (a)~(d)까지 각 잡음을 10%~40%를 추가한 영상에 마스크 사이즈가 3×3 일 때 필터 처리한 결과이다. 제안한 필터가 기존의 적응형 필터 보다 최고 PSNR이 비교적 높게 형성되어 있음을 알 수 있고, 기존의 방법보다 낮은 문턱값에서 최고 PSNR을 나타내고 있음을 알 수 있다. 그림 13은 브릿지 영상에 대한 실험인데, (a)~(d)까지 각 잡음을 10%~40%를 추가한 영상에 마스크 사이즈가 5×5 일 때 필터 처리한 결과이다. 브릿지 영상도 레나 영상과 마찬가지로 모든 경우에 대해서 최고 PSNR을 제안한 필터가 기록하고 있고, 기존의 필터 보다 낮은 문턱값에서 효과적인 필터링 특성을 보여주고 있다. 그림 14는 본 실험에서 가장 주의 깊게 보아야 할 부분으로, 필기체 영상에 대하여 그림 12와 13에 대한 실험과 같은 방법으로 수행했고, 마스크 사이즈가 7×7인 경우에 나타난 결과다. 그림 8과 같은 필기체 영상은 매우 극단적인 영상으로 1과 0 즉, 흑과 백으로 이루어진 영상이라 할 수 있다. 필기체 영상은 잡음 제거 후 결과 영상이 잡음 제거뿐만 아니라 가독성을 지니고 있어야 하는데 일반적인 메디안 필터는 잡음제거 특성이 우수하나, 가독성이 떨어지는 단점이 있다. 특히 그림 17을 보면, 40% 잡음이 추가된 영상에 대한 각 필터들의 최고 PSNR을 기록한 영상을 보여준 것인데, 대부분의 경우 필터 처리한 영상이 가독성이 없는 반면에 제안한 필터는 일정수준 이상 잡음 제거가 됨과 동시에 가독성 또한 우수함을 볼 수 가 있다. 이러한 특성이 그림 14에 잘 나타나 있다. 제안한 필터와 기존의 필터를 비교했을 때 PSNR이 월등히 높고, 특히 전체적으로 문턱값이  $T = 70$  일 때와  $T = 130$  일 때 갑자기 높아지는 현상을 볼 수 가 있다. 이는 필기체 영상이 일반 영상과 달리 극단적인 명암 분포에 따른 특이한 현상으로 파악 되며, 본 필터

가 이러한 극단적인 영상에 대한 잡음 제거 능력이 우수함을 입증하였다.

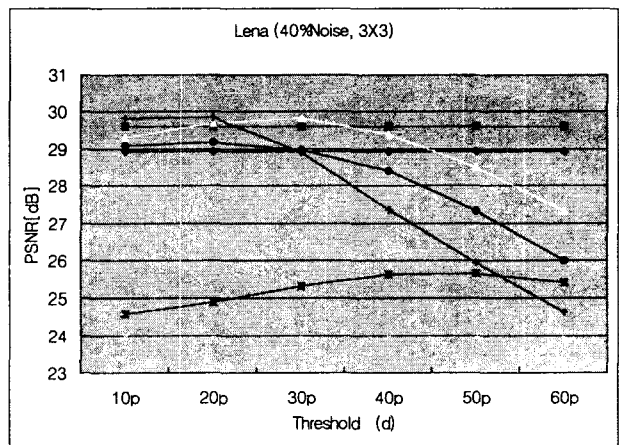
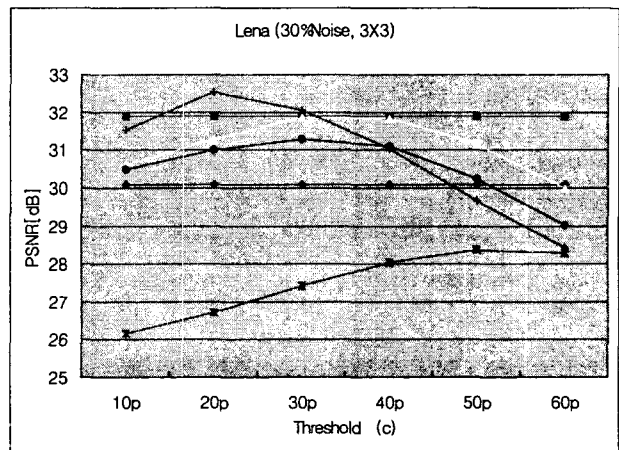
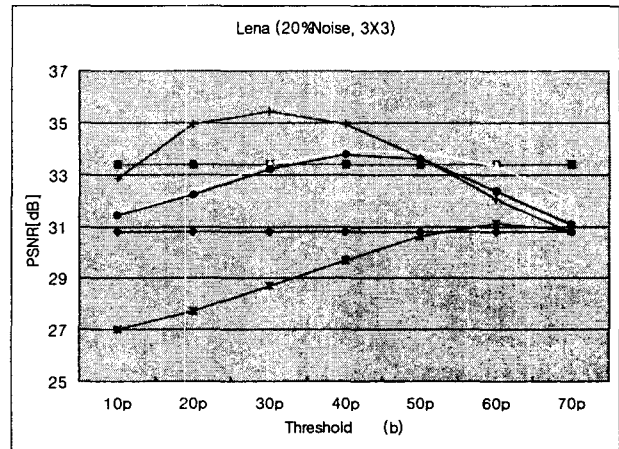


그림 12 각 점 잡음이 추가된 레나영상을 문턱값  $T$ (X-축)를 가변하면서 적용한 결과 영상의 PSNR (Y-축).

Fig. 12 Resulted PSNR values (Y-axis) versus different thresholds  $T$ (X-axis) for Lena image added each impulse noise.

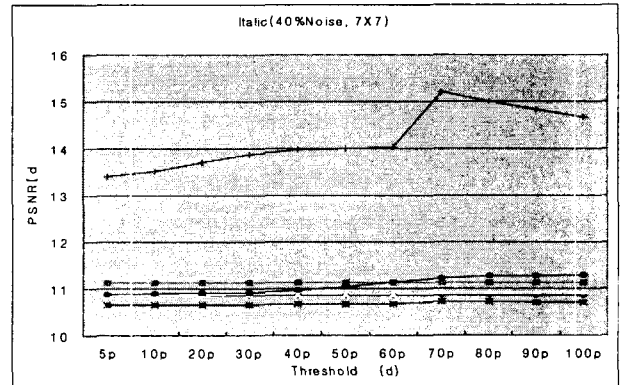
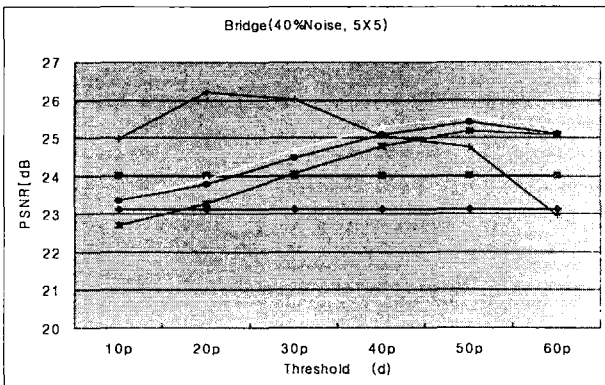
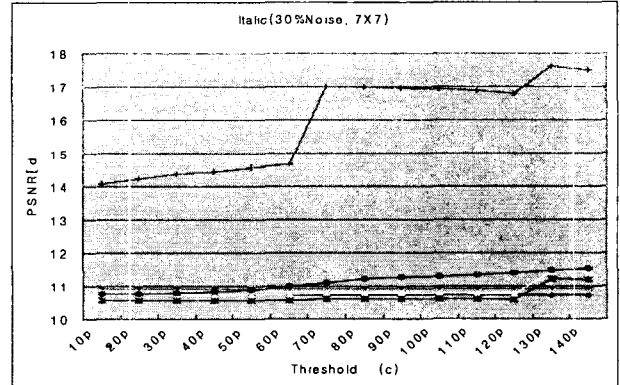
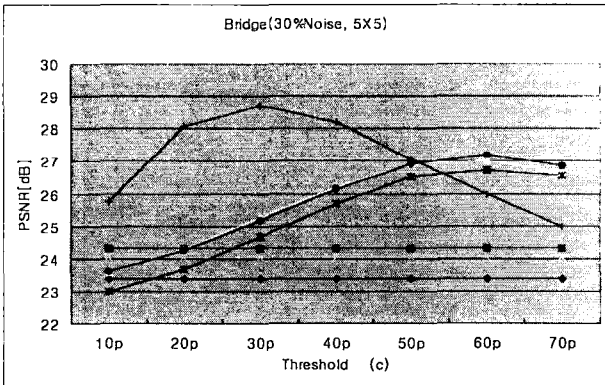
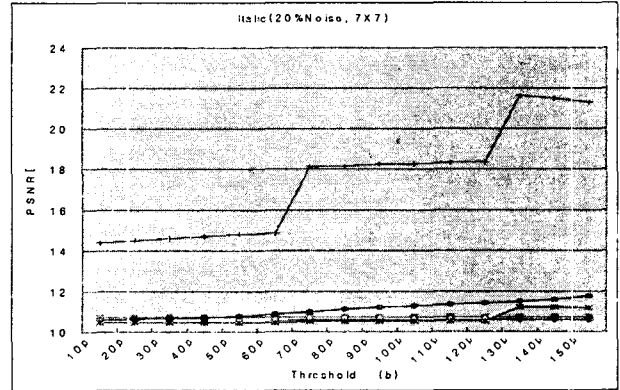
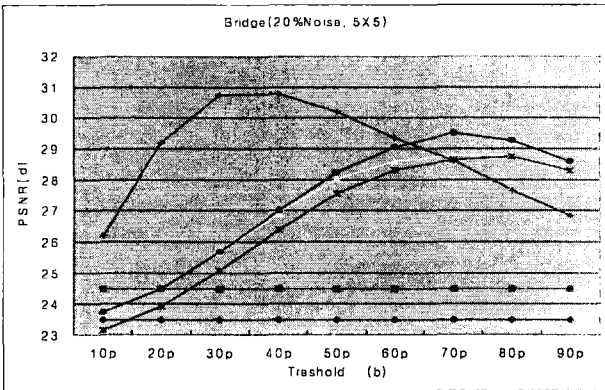
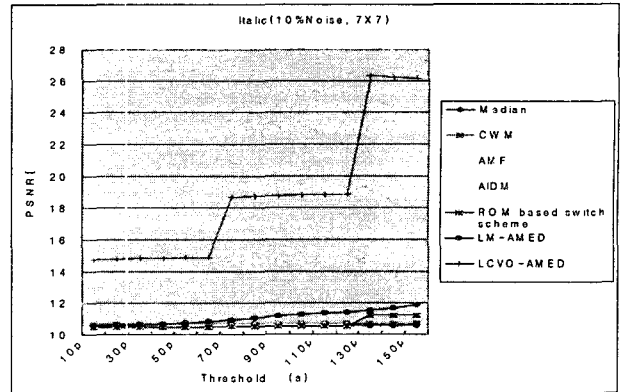
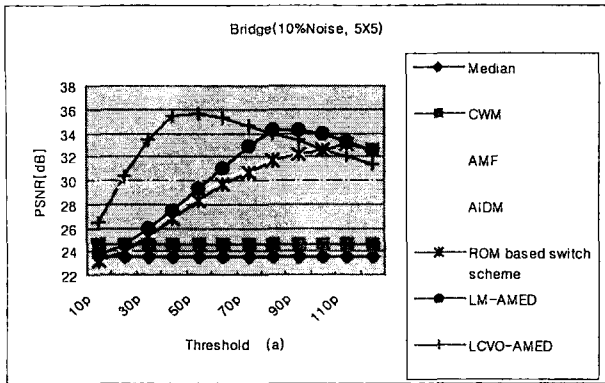


그림 13 각 점 잡음이 추가된 브릿지 영상을 문턱값 T (X-축)를 가변하면서 적용한 결과 영상의 PSNR(Y-축).

Fig. 13 Resulted PSNR values (Y-axis) versus different thresholds T(X-axis) for Bridge image added each impulse noise.

그림 14 각 점 잡음이 추가된 필기체 영상을 문턱값 T(X-축)를 가변하면서 적용한 결과 영상의 PSNR(Y-축).

Fig. 14 Resulted PSNR values (Y-axis) versus different thresholds T(X-axis) for Script image added each impulse noise.



기존의 메디안 필터는 잡음의 많고 적음에 따라 PSNR 변화율이 낮은 안정적인 경향을 보였다. 또한 잡음의 정도가 심한 40%의 임펄스 잡음에서는 대부분의 필터가 PSNR이 거의 유사한 경향을 보이고 있다. 결국 적응형 필터는 원 영상이 심하게 훼손 되었을 경우에 잡음 검출 비율이 영상 전체에 걸쳐 이루어지므로 메디안 필터와 같은 효과를 얻게 된다. 제안한 *LCVO-AMED*는 잡음의 강도가 올라갈수록 메디안 필터와 유사한 경향을 보이고 있지만, 복원된 영상의 차이를 살펴보면, 에지 보존 특성이 강하여 기존의 메디안 필터보다 개선된 특징을 보여주고 있다. 잡음의 강도가 약한 영상에 대해서는 메디안 필터와의 PSNR 차가 20dB 이상의 차를 보이면서, 강한 에지 보존 특성을 보여주고 있다. 마스크의 크기가 크고 잡음의 정도가 강할수록 적응형 필터와 기존의 메디안 필터의 PSNR이 두드러진 차이를 볼 수가 있다.

또한 그림 12 (b)의 그림에서 각 필터별 최고 PSNR일 때의 결과 영상과, 그림 13의 (c)의 그림에서 각 필터별 최고 PSNR일 때의 결과 영상, 그리고 그림 14의 (d)의 그림에서 각 필터별 최고 PSNR일 때의 결과 영상을 그림 15, 16, 17에 결과의 예로 보여주고 있다. 비교결과 PSNR이 높다고 하여 임펄스 잡음이 완벽히 제거된다고 할 수는 없었다. 필터링 된 영상 중 PSNR이 높은 영상은 에지 보존 능력이 탁월하지만, 임펄스 잡음이 완벽하게 제거 됐다고 볼 수가 없었으며, 오히려 적당한 PSNR을 가진 필터링 된 영상이 임펄스 잡음의 제거와 에지 보존 특성을 동시에 만족하는 결과를 보였다.



(e) AMF, T=40

(f) ROMBSS, T=60



(g) LM-AMED, T=40

(h) LCVO-AMED, T=30

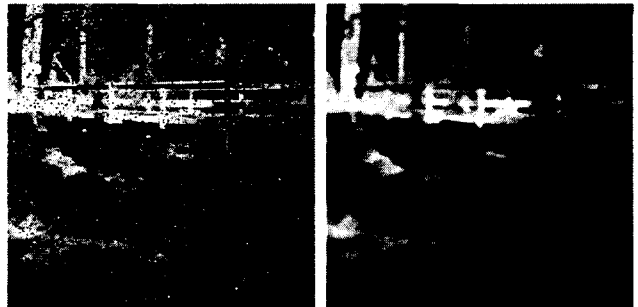
그림 15 20% 잡음이 추가된 레나 영상에 마스크 사이즈가 3×3이고, 각 필터의 최고 PSNR을 기록한 결과 영상

Fig. 15 The result images having the best PSNR of each filter for Lena image corrupted with 20% impulse noise (mask size 3x3).



(a) Image added 20% impulse noise.

(b) Median



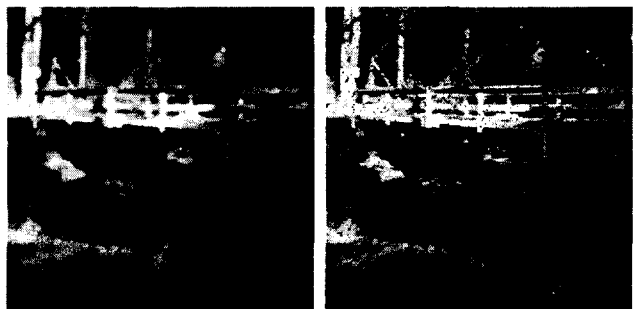
(a) Image added 30% impulse noise.

(b) Median



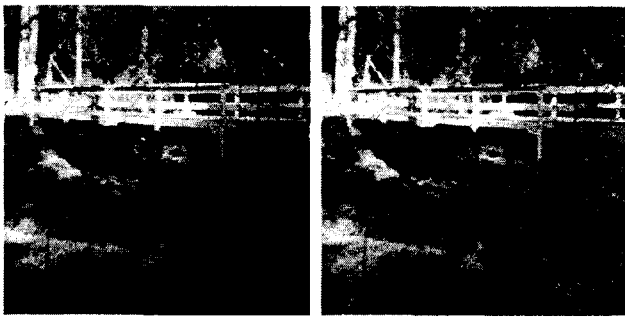
(c) CWM

(d) AIDM

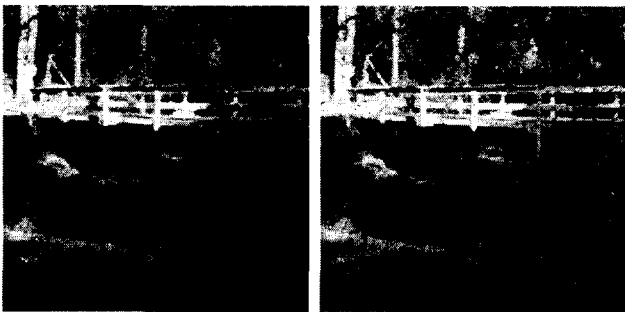


(c) CWM

(d) AIDM



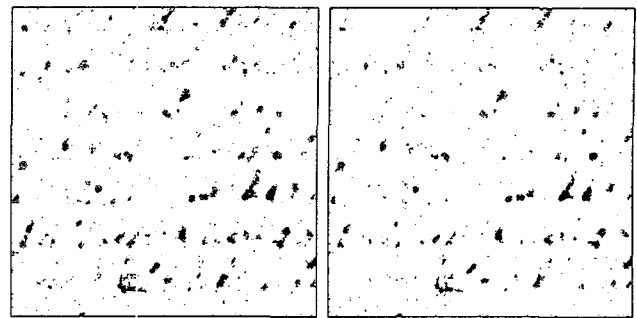
(e) AMF, T=60 (f) ROMBSS, T=60



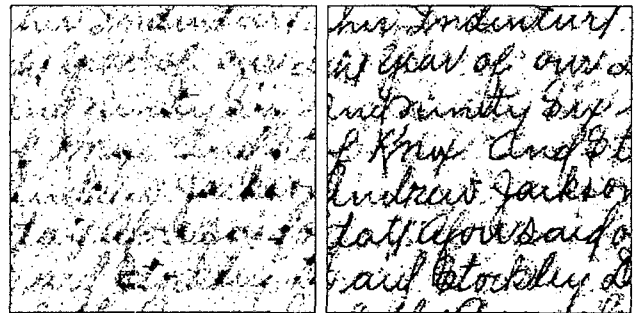
(g) LM-AMED, T=60 (h) LCVO-AMED, T=30

그림 16 30% 잡음이 추가된 브릿지 영상에 마스크 사이즈가 5×5이고, 각 필터의 최고 PSNR을 기록한 결과 영상

Fig. 16 The result images having the best PSNR of each filter for Bridge image corrupted with 30% impulse noise (mask size 5x5).



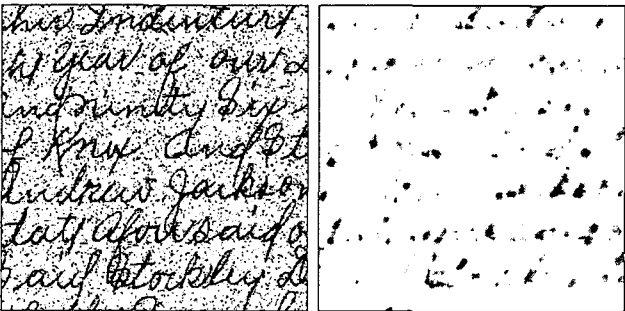
(e) AMF, T=100 (f) ROMBSS, T=100



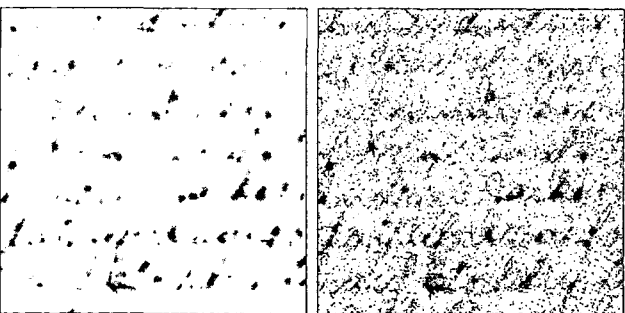
(g) LM-AMED, T=100 (h) LCVO-AMED, T=70

그림 17 40% 잡음이 추가된 필기체 영상에 마스크 사이즈가 7×7일 때 각 필터의 최고 PSNR을 기록한 결과 영상

Fig. 17 The result images having the best PSNR of each filter for Script image corrupted with 40% impulse noise (mask size 7x7).



(a) Image added 40% impulse noise. (b) Median



(c) CWM (d) AIDM

5.5 임펄스 잡음 영상에 대한 LCVO-AMED의 비교 영상

각 잡음영상에 대한 최고의 PSNR을 기록한 필터링 된 영상과 육안으로 확인하여 에지 보존 특성과 높은 PSNR 특성을 만족하는 적절한 영상을 비교하여 기록하였다. 또한 에지 보존 특성과 잡음 제거 특성을 동시에 비교하기 위하여 각 영상이 대한 차 영상을 보여주었다.

각 실험에 대한 모든 영상 중 각각 20% 임펄스 잡음이 추가된 레나 영상을 3×3 마스크를 사용하여 메디안, 가중 메디안, LCVO-AMED 처리된 영상을 표본 영상으로 하여 기록하였다. 실험에 사용된 원 영상과 잡음이 추가된 영상은 그림 18의 (a)와 (b)에서 보여 진다.



(a) (b)

그림 18 (a) 원 영상 PSNR (50dB), (b) 20% 임펄스 잡음이 추가된 영상, PSNR(22.83582dB)

Fig. 18 (a) Original image PSNR(50dB), (b) Image added 20% impulse noise, PSNR(22.83582dB).

5.5.1 메디안 필터와 & 가중 메디안 필터

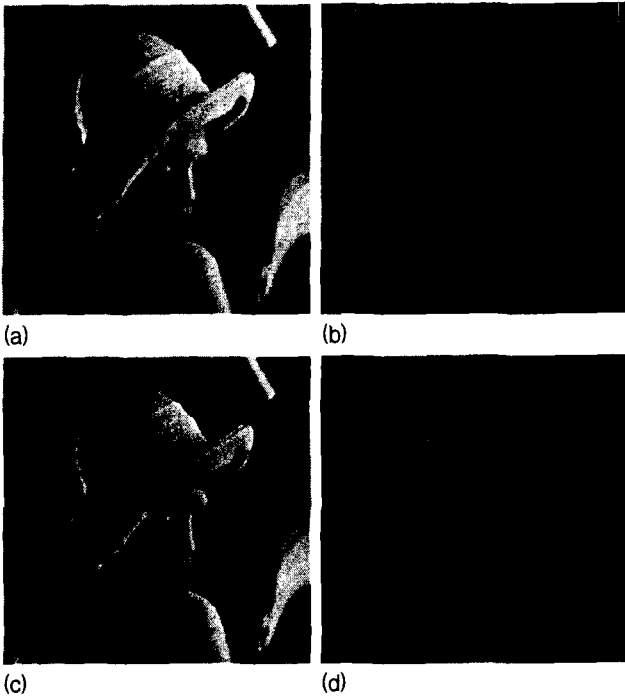


그림 19 (a) 20% 임펄스 잡음영상을 Median Filtering 한 영상, PSNR(30.7946dB), (b) 원 영상과 (a) 영상과의 차 영상, (c) 20% 임펄스 잡음 영상을 Weighted Median Filtering 한 영상 PSNR( 33.39327dB), (d) 원 영상과 (c) 영상과의 차 영상

Fig. 19 (a) Median filtered image of include 20% impulse noise, PSNR (30.7946dB), (b) Difference image of original image and (a) image, (c) Weighted median filtered image of include 20% impulse noise, PSNR(33.39327dB), (d) Difference image of original image and (c) image.

제안한 필터의 비교를 위해서 메디안 필터와 Centered 가중 메디안 필터처리 된 영상을 그림 19에서 보여주고 있다. 각 필터의 마스크 윈도우 사이즈는 3×3이며 Centered 가중 메디안 필터는 가중값이 3인 것을 사용하였다.

5.5.2 로컬 중간값 분산을 이용한 메디안 필터

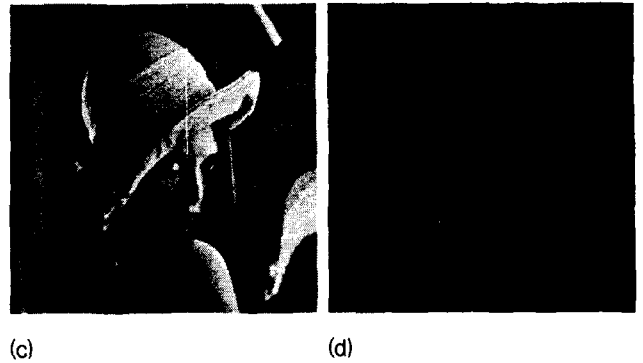
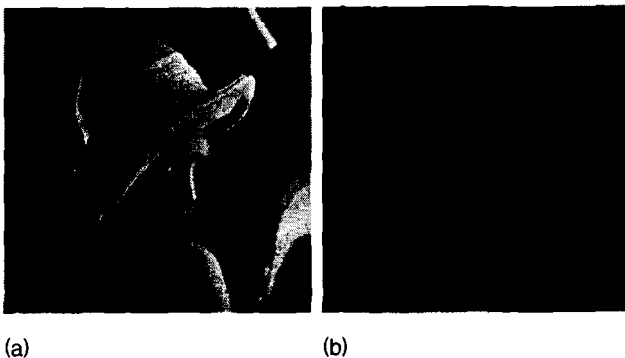


그림 20 (a)최고 PSNR( 35.42564dB)을 기록한 LCVO-AMED, T=30 일 때, (b) 원 영상과 (a) 영상과의 차 영상, (c) PSNR(32.84792dB)을 기록한 LCVO-AMED, T=10 일 때, (d) 원 영상과 (c)영상과의 차 영상

Fig. 20 (a) Maximum PSNR( 35.42564dB) LCVO-AMED, for T=30, (b) Difference image of original image and (a) image, (c) Optimal PSNR(32.84792dB) LCVO-AMED, for T=10, (d) Difference image of original image and (c) image.

그림 20에 의하면, LCVO-AMED 필터를 이용해 복원된 영상 중 최고의 PSNR을 기록한 영상과 차 영상을 살펴 보면 잡음을 완벽하게 제거하지는 못했지만, 에지 보존 능력이 탁월함을 육안으로 확인 할 수 있다. 특히 메디안 필터에서의 차 영상을 살펴보면 에지가 많은 부분이 상실되었음을 확인할 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 지금까지 임펄스 잡음에 대해 강한 특성을 보이고 있는 기존의 메디안 필터를 살펴보고, 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터를 제안하여, 구현 및 실험을 통해 기존의 필터들과 비교 분석하였다. 분석한 결과, 다양한 조건 즉, 10%, 20%, 30%, 40%의 임펄스 잡음과 다양한(3×3, 5×5, 7×7) 마스크에서 전반적으로 높은 PSNR을 기록하면서, 좋은 에지 보존 능력을 기록하였다. 특히 극단적인 명암차가 뚜렷한 필기체 영상에 대해서는 다른 필터와 비교했을 때 가독성이 매우 우수한 특성을 보였다.

따라서 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 기존의 메디안 필터와 가중 메디안 필터보다 높은 PSNR을 기록하여 잡음을 판별하는 기준으로 중간값 분산이 유용한 인자가 될 수 있음을 증명했다.

단점으로는 적정수준을 찾기 위한 문턱 값 설정이 모호하다. 본 논문에서 제시한 값은 일반적인 영상의 보편적인 데이터를 기반으로 설정한 것이지만 특수한 영상에 대해서는 적정 수준을 찾아내는 데는 많은 경험이 필요하고, 필요한 영상을 얻기 위해서는 보편적으로 Trial&Error 방식을 사용해야한다. 하지만, 낮은 설정부터 찾아 들어가면, 큰 영상 손실 없이 점근적으로 원하는 영상을 얻을 수 있다는 것에 의미를 부여하고 싶다.

본 논문에서 제안된 적응형 메디안 필터의 기본형은 공간 특성을 가지고 있는 여러 가지 매개변수를 사용할 수 있도록 제시한 것이고, 그 중 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 유용성을 보여주기 위한 기초적인 예를 제시한 것으로 앞으로 다양한 응용 필터들이 도출 될 수 있으리라 기대한다.

**참 고 문 헌**

[1] Harley R. Myler, Arthur R. Weeks, The Pocket Handbook of Image Processing Algorithms in C. Prentice-Hall, 1997

[2] RANDY CRANE, A Simplified approach to Image Processing classical & modern techniques in C. Prentice-Hall, 1997.

[3] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital Image Processing. Addison-Wesley, 1993

[4] Alan V. Oppenheim, Alan S. Willsky, Ian Y. Young, Signals and Systems. Prentice-Hall, 1983.

[5] Tukey. J.W. Exploratory Data Analysis. Addison-Wesley, Reading, Mass., 1974

[6] D. Brownrigg, "The weighted median filter", Commun Assoc. Computer, pp.807-818, Mar 1984.

[7] S.J. Ko, Y.H. Lee "Center Weighted Median Filters and Their Applications to Image Enhancement" IEEE Trans. Circuits and System, VOL. 38, No. 9, September 1991.

[8] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing, 2nd Edition, Prentice Hall, 2002.

[9] Tao Chen, Hong Ren Wu "Adaptive Impoles Detection Using Center-Weighted Median Filters" IEEE Signal Processing Letters Vol. 8,NO. 1, January 2001.

[10] E. Abreu, M. Lightstone, S.K. Mitra, K. Arakawa, "A New Efficient Approach for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images" IEEE Trans. Image Processing, Vol. 5, No. 6 June, 1996

[11] Scott E. Umbaugh, Computer Vision and Image Processing. Prentice-Hall, 1998.

[12] Emmanuel C. Ifeachor, Barrie W. Jervis, Digital Signal Processing(A Practical Approach). ADDISON-WESLEY, 1996.

[13] Alexander D. Poularikas, THE HANDBOOK Formulas and Tables for Signal Processing. CRC, 1993

[14] How-Lung Eng, Kai-Kuang Ma, "Noise Adaptive Soft-Switching Median Filter", IEEE Trans. Image Processing, VOL. 10, No2, pp. 242-251, FEB. 2001.

[15] William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery, Numerical Recipes in C++(The Art of Scientific Computing Second Edition). CAMBRIDGE, 2002

**저 자 소 개**



**조 우 연 (趙 迂 衍)**

1973년 12월 27일생. 1998년 공주대 전기공학과 졸업. 2000년 동대학원 정보통신공학과 졸업(석사) 2004~현재 동 대학원 전기전자정보공학과 박사수료. 2000년~현재 (주)아이뮤직소프트 책임 연구원 관심분야는 신호처리, 영상처리, 음향처리 등.

Tel : (041) 850-8607

Fax : (041) 857-7787

E-mail : wycho@imusicsoft.com



**최 두 일 (崔 斗 一)**

1963년 1월 13일생. 1985년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1987년 동 대학원 전기공학과 석사 졸업. 1993년 동대학원 전기공학과 졸업(공학). 1993년~현재 공주대 전기공학과 교수. 2000년~현재 (주)아이뮤직소프트 대표이사. 관심분야는 신경회로망, 신호처리, 영상처리, 음향처리 등.

Tel : (041) 850-8607

Fax : (041) 857-7787

E-mail : dichoi@imusicsoft.com