

논문 2004-41SP-6-32

# 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터

## (Adaptive Median Filter by Local Variance and Local Central Variance)

조 우 연\*, 최 두 일\*\*

(Woo Yeon Cho and Doo Il Choi)

### 요 약

신호처리에서 메디안 필터는 임펄스 잡음을 제거하는 비선형 필터 중에서 가장 널리 사용되고, 가장 강력한 효과를 보이고 있다. 본 논문은 잡음 검출에 의한 적응형 메디안 필터를 제안한다. 제안한 필터의 기본 알고리즘은 잡음 여부를 각 판단기준에 의해서 판별한 후, 판별 결과에 따라 조건을 만족하면 메디안 필터를 취하고, 만족하지 않으면 원 영상(No Filter)으로 복원한다. 잡음 판별을 위해서 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 잡음 검출을 제시했고, 기존의 [5]~[10] 필터와 특성 및 성능을 비교 분석하였다. 제안한 필터는 기존의 필터를 같은 조건에서 수행한 결과보다 대분의 경우에서 개선을 보이고, 주관적인 육안으로 판별했을 경우에도, 그 이상의 효과를 보임을 입증하였다. 따라서 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 메디안 필터의 임펄스 잡음 제거 특성에 강한 장점을 살리고, 에지 보존 능력이 강화되었음을 증명하였다.

### Abstract

Median Filters in the Signal Processing have been most widely used and have demonstrated the most strongest effects. This paper proposes the Adaptive Median Filters by using noise detection. The basic algorithm of the proposed filters is to determine whether noise or not by the each noise judgement standards, and then take the Median Filter if it satisfies the conditions as a result of judgement and returns to the original image(No Filters) if not. This paper presented Noise Detection by Local Variance and Local Central Variance for noise judgement, compared and analyzed the features and performance of existing [5]~[10] Filters. Filter improved on the result of executing the existing filters at the same condition and showed the effects over that when it was judged with naked eyes. Accordingly, the Adaptive Median Filters by Local Variance and Local Central Variance was proven to have reinforced edge preservation ability and have the strong features for removing the Impulse Noise of the Median Filter.

**Keywords :** Digital Signal Processing, Median Filters, Adaptive Median Filters, Weighted Median Filters, Local Central Variance

## I. 서 론

디지털 신호 처리 응용에서는 잡음을 제거하기 위해서 일반적으로 저주파 통과 필터를 이용한다. 저주파 통과 필터링은 가우시안 잡음을 제거하는데 적합하지만 임펄스 잡음<sup>[1]</sup>을 제거하기 위해서는 적합하지 않다. 임

펄스 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 약화되어지며 필터 마스크가 클수록 이 신호에 영향을 주는 화소의 수는 많아진다<sup>[2]</sup>.

임펄스 잡음을 제거하기 위한 더욱 효과적인 방법은 메디안 필터링<sup>[3][5][11]</sup> 기법이다. 메디안 필터링은 광범위하게 연구되어온 비선형<sup>[4]</sup> 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 고주

\* 정회원, 공주대학교 정보통신공학부  
(Division of Information & Communication Engineering, Kongju National University)

\*\* 정회원, 공주대학교 전기전자정보공학과  
(Division of Information & Communication Engineering, Kongju National University)

접수일자: 2004년7월21일, 수정완료일: 2004년8월10일

파 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 알고리즘을 D. Brownrigg가 1984년에 가중 메디안 필터(WMF)<sup>[6]</sup>로 제안하여 개선시켰다. 가중 메디안 필터의 특별한 형태인 Centered 가중 메디안 필터(CWM)<sup>[7]</sup>가 에지 보존특성이 매우 탁월한 것으로 알려졌다. 입력 신호의 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)<sup>[8]</sup>가 제안되었다. 임펄스 잡음을 검출하는 방법 중 메디안을 취한 값과 원 신호를 비교하는 방법을 이용한 적응형 임펄스 검출 메디안 필터(Adaptive Impulse Detection Median Filter(AIDM))<sup>[9]</sup>가 2001년에 제안되었다. 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 제안되었다<sup>[10]</sup>.

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 II장에서 중간값 분산을 새로이 정의하고, 중간값 분산이 신호의 잡음을 검출하기 위한 중요한 매개변수가 될 수 있음을 입증한다. III장에서는 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형과 중간값 분산을 적응형 메디안 필터에 적용할 수 있도록 메디안 필터의 기본형을 설계하였다. IV 장에서는 III장에서 설계한 적응형 메디안 필터를 이용하여 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터를 구현하였다. V 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(peak signal

-to-noise ratio) 비교와, 임펄스 잡음 강도별 PSNR 비교를 하였다. 또한 향상된 에지 보존 능력을 입증하기 위한 방법으로, 시각적으로 확실히 구별하기위해 원 영상과 복원된 영상의 차 영상을 이용하였다. 마지막으로 본 필터의 장단점 및 특징을 VI 장에 요약하였다.

## II. 분산( $\sigma^2$ )과 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<sup>[8]</sup>. 여기서 본 논문은 점 잡음을 검출하는데 좀 더 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 1과 2의 신호는 9개의 입력신호를 나타낸 것이다. 각 (a)와 (b)의 신호( $X_a, X_b$ ), 신호에 대한 평균( $m_a, m_b$ ),

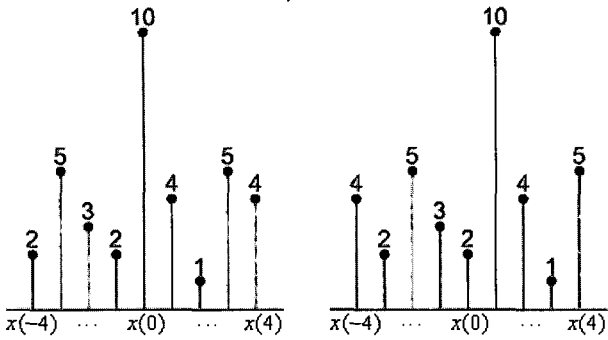


그림 1. 입력신호(a)      그림 2. 입력신호(b)  
 Fig. 1. Input Signal(a).      Fig. 2. Input Signal(b).

표 1. (a)와 (b)의 신호에 대한 평균, 분산, 중간값 그리고 중간값 분산의 비교  
 Table 1. Compare of (a) and (b) Average, Variance, Center, and Central Variance of Signal.

구 분	(a)	(b)
신호	$X_a =$ {2, 5, 3, 2, 10, 4, 1, 5, 4}	$X_b =$ {4, 2, 5, 3, 2, 10, 4, 1, 5}
평균	$m_a = 4$	$m_b = 4$
분산	$\sigma_a^2 = 6.222$	$\sigma_b^2 = 6.222$
중간값	$x_a(0) = 10$	$x_b(0) = 2$
중간값 분산	$\sigma_{Ca}^2 = 42.222$	$\sigma_{Cb}^2 = 10.222$

분산( $\sigma_a^2, \sigma_b^2$ ), 중간값( $x_a(0), x_b(0)$ ), 중간값 분산( $\sigma_{Ca}^2, \sigma_{Cb}^2$ )을 각각 구하면 다음과 같다.

표 1에 의하면 두개의 신호는 분산과 평균이 같음에도 불구하고 중간값 분산은  $\sigma_{Ca}^2 = 42.222$ 와  $\sigma_{Cb}^2 = 10.222$ 로 큰 차를 보인다. 이는 임펄스 잡음이 추가된 신호에서 잡음을 추출하는데 있어서 분산보다 더 도움을 줄 수 있는 매개체가 될 수 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 되어진 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 방법으로 일반적으로 평균과 분산을 이용해서 판별한다면, (a)와 (b)의 신호는 같은 값 ( $m_a = m_b = 4, \sigma_a^2 = \sigma_b^2 = 6.222$ )을 갖게 되므로 동일한 문턱값( $T$ )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 42.222과 10.222로 확연한 차이를 보이고, 적절한 문턱값( $T$ , e.g.  $T = 30$ )을

결정하면 (3)의 판별식에 의해 잡음을 결정하는 스위칭 변수  $y_s$ 가 각각 (a)신호의 경우 1이 되고, (b)신호의 경우 0이 된다.

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

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 우리는 입력신호의 분산과 중간값 분산의 관계를 살펴보도록 하겠다. 표1의 예처럼 일반적으로 입력 신호의 분산은 중간값 분산보다 작은 경우가 대부분이므로 식(4)를 만족하게 된다.

$$\sigma_c^2 > \sigma^2 \quad (4)$$

일반적인 입력신호는 식(4)를 대부분 만족하게 되므로 식(4)를 이용하여 스위칭 변수  $y_s$ 를 결정하는 것이 의미를 갖지 않게 되므로 식(4)의 분산에 1보다 크거나 같은 상수  $\alpha$ 를 곱하여 중간값 분산과 분산과의 차를 좁힌 식(5)이 스위칭 변수  $y_s$ 를 결정하는데 유용하다.

$$\sigma_c^2 > \alpha \sigma^2 \quad (5)$$

식(5)에 의해 스위칭 변수  $y_s$ 를 결정하는 식 (6)를 유도하였다.

$$y_s = \begin{cases} 1, & \frac{\sigma_c^2}{\sigma^2} > \alpha \quad ; \text{Noise} \\ 0, & \text{other wise} \quad ; \text{Signal} \end{cases} \quad (6)$$

이때  $\alpha$ 는 문턱값  $T$ 와 같이 임의결정을 하게 되며,  $\alpha$ 의 값은 1보다 커야한다. 식(6)은 중간값 분산이  $\alpha$ 배한 분산 보다 크면 잡음으로 판단하고, 작으면 원 신호로 판단하는 것으로 식(3)과 동작원리는 같다. 따라서  $\alpha$ 의 결정이 분산과 중간값 분산을 이용한 잡음 검출의 중요한 조건이 된다. 식(6)은 IV장의 적응형 필터를 설계하는 식(7)에서 응용되며, 그 유용성은 실험 결과에서 보여진다.

### III. 적응형 메디안 필터의 기본형 설계

#### A. 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형

기존의 적응형 메디안 필터는 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( $\hat{f}$ )으로 결정하고, 문턱 값( $T$ ) 보다 작으면 원 신호를 출력 값( $\hat{f}$ )으로 결정하는 방식으로, 과생된 응용방법은 서론에서 열거 하였듯이 다양하나 그 기본 검출방법은 비슷하다.

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

#### B. 제안한 적응형 메디안 필터의 기본형

III.A절의 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 II장에서 논의한 공간적 분포에 대한 정보를 확실하게 표현하고 있는 중간값 분산을 사용할 수 있도록 적응형 필터의 기본형을 설계하였다.

적응형 필터의 기본적인 필터 구조는 그림 4와 같은

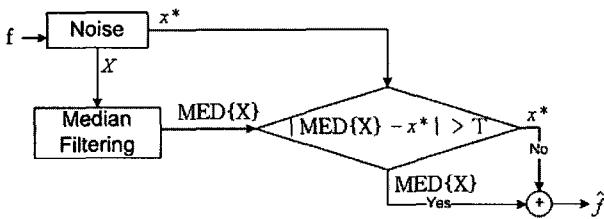


그림 3. 기존의 적응형 메디안 필터의 기본형  
Fig. 3. Basic type of previous adaptive median filter.

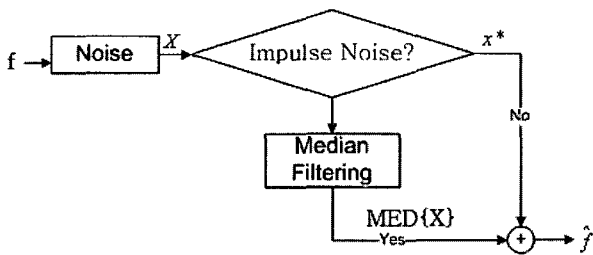


그림 4. 제안한 적응형 메디안 필터의 기본형  
Fig. 4. Basic type of proposed adaptive median filter.

구조로 이루어졌다. 그림 4의 구조를 살펴보면, 입력 마스크 신호를 필터링 하기 전에 판별식을 삽입하여 잡음 여부를 판별하도록 설계했고 판별 결과에 따라 필터링 여부를 결정하도록 구성되어있다. 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 제안하였다. 기존의 방법과 큰 차이점은 기존의 방법은 필터링하기 전에 메디안 필터를 선행 하고, 제안한 방법은 잡음을 판별 후에 메디안 필터링을 하게 된다.

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 출력하는 것으로 두 개의 신호가 동시에 출력되거나 동시에 출력이 되지 않는 경우는 없으며, 반드시 둘 중 하나의 신호가 출력에 영향을 준다. IV장에서는 이러한 기초적 동작을 기본으로 하여 분산과 중간값 분산을 적용하여 적응형 메디안 필터를 구현하였다.

### IV. 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터구현

로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 II절에서 언급한 분산과 중간값 분산 이용 식(6)을 III.B절의 그림 4의 판별식에 적용하였다. 로컬 중간값 분산( $\sigma_{LC}^2$ )이라 함은 1차원 및 2차원 공간영역 필터는 일반적으로 윈도우 영역(로컬 영역)에서 동작하므로 필터링 처리되는 윈도우 영역 내부의 중간값 분산을 의미한다. 로컬 분산( $\sigma_L^2$ )도 마찬가지로 로컬 영역에서 필터링 처리 되는 윈도우 영역 내부의 분산을 의미한다.

본 논문에서 제안한 적응형 필터는 식(6)을 응용하여 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용해서 잡음 여부를 결정하고, 잡음라고 결정된 부분만 선택적으로 메디안 필터를 수행한다. 반면 잡음이라고 결정되지 않은 픽셀에 대해서는 원래 값으로 복원하는 방식(No filter)으로 수

행한다. 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터는 식(7)과 같이 표현되며, 간단히 *LVLCV-AMED*로 표기한다. 이때  $X$ 는 길이가  $N$ 인 신호의 입력 수열을 의미하고,  $\alpha$ 는 문턱값을 의미하며, 주어진 입력 수열의 형태에 따라 경험적으로 가변 할 수 있다. 따라서 입력 수열  $X$ 에 대한 제안한 필터의 출력은 *LVLCV-AMED*( $X$ )이다.

$$LVLCV-AMED(x = \{x(1), x(2), \dots, x(N)\}; \alpha) = \begin{cases} MED(X), & \frac{\sigma_{LC}^2}{\sigma_L^2} > \alpha \\ x^*, & \text{Other Wise} \end{cases}$$

$\sigma_{LC}^2 = \text{Local Central Variance},$   
 $\sigma_L^2 = \text{Local Variance},$   
 단,  $N = 2k + 1, (k = \text{Positive Integer, filter length}),$  (7)  
 $MED(X) = \text{Median Filter},$   
 $x^* = \text{Original Signal}$

식(7)은 마스크 안의 로컬 분산( $\sigma_L^2$ )과 로컬 중간값 분산( $\sigma_{LC}^2$ )을 구하고, 구해진 로컬 중간값 분산( $\sigma_{LC}^2$ )을 문턱 값  $\alpha$ 와 비교하여 잡음 여부를 판별한다. 만일  $\frac{\sigma_{LC}^2}{\sigma_L^2} > \alpha$ 가 참이면 잡음으로 판별하여 메디안 필터를 취하고, 거짓이면 원신호로 복원한다.

그림 5는 식(7)의 알고리즘의 도식적 표현으로, 원 신호에 잡음이 추가 된 신호를 식(7)을 이용하여 잡음 여부를 판별하고 필터링이 이루어짐을 알 수 있다. 여기서 사용된 기호는 그림 4에 사용된 기호와 동일하고 LV는 로컬 분산의 약자이고, LCV는 로컬 중간값 분산의 약자이다.

또한 신호의 특성과 마스크 윈도우의 선택에 따라 메디안 필터링 부분을 가중 메디안 필터, 혹은 Centered

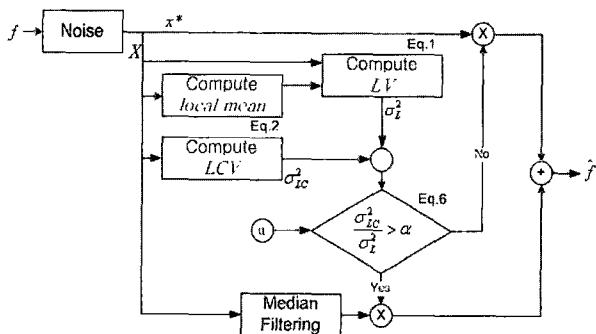


그림 5. 로컬 분산과 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 메디안 필터  
 Fig. 5. Adaptive median filter by Local Variance and Local Central Variance.

가중 메디안필터, Recursive 메디안 필터등을 선택적으로 적용할 수 있는 장점을 제공한다.

### V. 결과 검증

#### A. 점 잡음 모델

본 논문에서 제안한 필터는 메디안 필터의 특성을 가지고 있고, 일반적으로 메디안 필터의 적용 대상은 salt & pepper라고 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  $X_{ij}$ 라하고,  $(i, j)$ 를 각 픽셀의 위치 값이라고 정하였다. 이때 추가되는 점 잡음( $N_{ij}$ )은 랜덤 독립 시행 분포를 따르며, 확률  $p$ 에 의해 잡음이 추가 된다면 점 잡음 모델은 식(8)을 따른다.

$$X_{ij} = \begin{cases} S_{ij} & \text{with probability } 1 - p; \\ N_{ij} & \text{with probability } p, \end{cases} \quad (8)$$

제안한 알고리즘의 타당성을 검토하기 위해서 256x256 Lena 8bit(256 level) 흑백영상을 기준으로 각각 10%, 20% 30%, 40%의 salt & pepper 잡음을 추가한 영상을 실험 대상으로 하였다.

#### B. 검증을 위한 방법

필터링의 결과를 객관적인 검증을 하기위해 PSNR을 이용하였다. 영상처리 학회에서는 50dB를 원 영상이라 결정을 하였다.

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

$$= 20 \log_{10} \left( \frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) dB \quad (9)$$

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

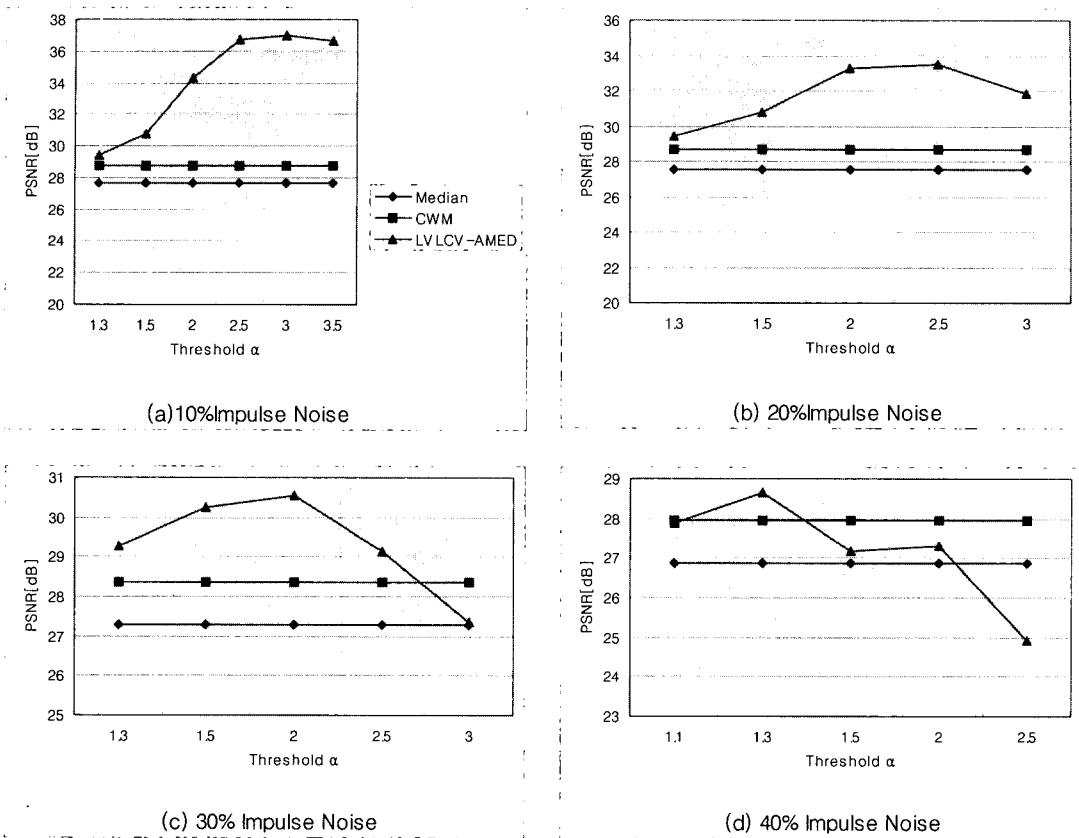


그림 6. 각 점 잡음이 추가된 레나영상을 문턱값 T(X-축)를 가변하면서 적용한 결과 영상의 PSNR(Y-축).  
 Fig. 6. Resulted PSNR values (Y-axis) versus different thresholds T(X-axis) for Lena image added each impulse noise.

$$\begin{aligned}
 N_x &= \text{Image } x \text{ axis length,} \\
 N_y &= \text{Image } y \text{ axis length,} \\
 N &= N_x \times N_y
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

$f(j)$  : Original Image ,  
 $\hat{f}(j)$  : Output Image

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

차 영상(Difference Image)<sup>[13]</sup> 통하여 에지 보존 능력의 효과를 살폈다. 방법은 원 영상과 복원영상의 차를 구하여 생긴 영상을 통하여 에지 보존능력을 평가하였다.

$$\begin{aligned}
 \text{Difference Image} &= \\
 &\text{Original Image} - \text{Filtered Image}
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

C. 문턱값( $\alpha$ ) 변화에 따른 LVLCV-AMED의 성능 비교  
 어떠한 적응형 필터라도 가장 선정하기 어려운 부분이 잡음 추출을 하기 위한 문턱값 결정이다. 이는 입력

신호의 종류와 형태에 따라서 결정해야하는 부분으로서 정확하게 정의 내리기가 어려운 부분이다. 참고문헌<sup>[9]</sup>에서는 적응형 메디안 필터를 위해 최적화된 문턱값을 결정하는 방법을 제시를 했지만, 입력신호의 형태에 따라서 가변될 수 있음은 어쩔 수 없는 현실이다. 따라서 본 논문에서 제안한 필터는 문턱값  $\alpha$ 을 임의로 가변시키면서 학습적으로 최적화된 결과를 도출하는 Trial & Error 방식을 이용하였다. 그림 6의 (a)~(d)는 10%, 20%, 30%, 40% 점 잡음을 추가하고, 윈도우 마스크 사이즈를 5x5로 정하여 각각 메디안 필터, Centered 가중 메디안 필터(CWM) 그리고 제안한 필터를 처리한 결과를 PSNR로 보여준 것이며 문턱값  $\alpha$ 을 변화시키면서 제안한 필터의 성능을 쉽게 비교할 수 있도록 제시하였다.

실험에 이용된 각각의 잡음 영상에 대하여 문턱값  $\alpha$ 가 각각 3, 2.5, 2, 1.3 일 때 가장 높은 PSNR을 보이고 있으며, 일반적으로  $1.3 \leq \alpha \leq 2.5$  사이에서 비교적 일반 메디안 필터보다 복원력이 좋은 결과가 나타남을 보이고 있다. 단 잡음이 많은 경우에 대하여 CWM보다

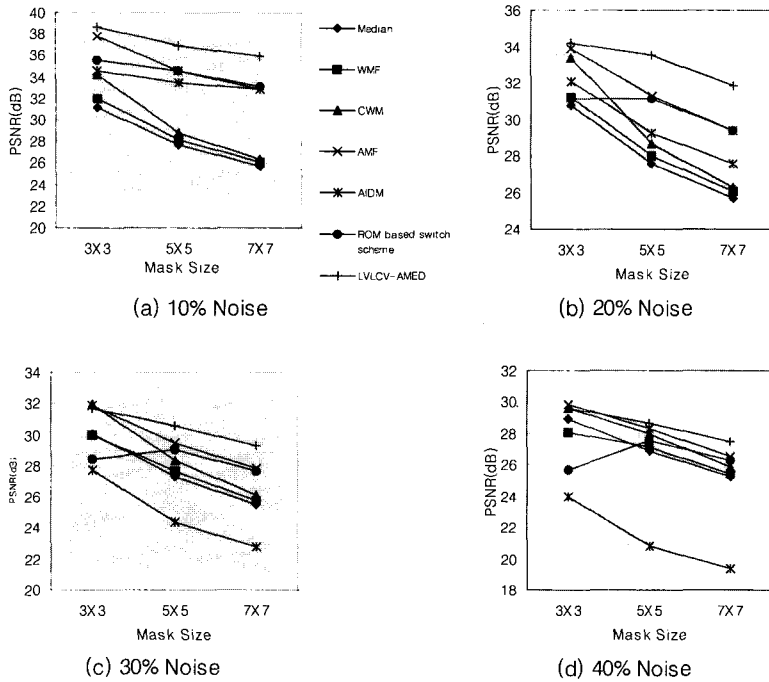


표 2. 그림 7에서 사용된 LVLCV-AMED의  $\alpha$  값  
Table 2.  $\alpha$  values of LVLCV-AMED using Fig. 7.

Mask size \ Noise	3x3	5x5	7x7
10%	2	3	3.5
20%	2	2.5	2.5
30%	1.5	2	2
40%	1.1	1.3	1.5

그림 7. 레나 영상을 다양한 잡음조건에 대하여 각각 다른 필터를 이용한 비교 결과

Fig. 7. Performance comparison of different methods for filtering the Lena image corrupted by various amounts of impulse Noise.

성능이 저하되는 경향이 보이지만, 이는 IV절의 마지막 부분에서 언급했듯이 메디안 필터를 취하는 부분에 CWM을 적용하면 CWM보다 좋은 성능이 나타날 것으로 예상된다.

D. Mask크기별 LVLCV-AMED의 성능 비교

제안한 필터들을 3x3, 5x5, 7x7 Mask에 적용하여 기존의 메디안 필터(MED)<sup>[3][5][11]</sup>, 가중 메디안 필터(WMF)<sup>[6]</sup>, 센터 가중 메디안 필터(CWM)<sup>[7]</sup>, 적응형 메디안 필터(AMF)<sup>[8]</sup>, 적응형 임펄스 검출 메디안 필터(AIDM)<sup>[9]</sup>, Ranked Order Mean Filter based switching scheme (ROM based switching scheme)<sup>[10]</sup>와 비교하였다. 비교 수단은 MSE를 검출 후, PSNR을 이용하여 평가하였고, 문턱 값을 변경하면서 가장 PSNR이 높은 상태를 검출하여 비교 평가하였다. 비교결과 PSNR이 높다고 하여 임펄스 잡음이 완벽히 제거된다고 할 수는 없었다. 필터링 된 영상 중 PSNR이 높은 영상은 예지 보존 능력이 탁월하지만, 임펄스 잡음이 완벽하게 제거됐다고 볼 수가 없었으며, 오히려 적당한 PSNR을 가진 필터링 된 영상이 임펄스 잡음의 제거와 예지 보존 특성을 동시에 만족하는 결과를 보였다.

그림 7의(a), (b), (c), (d) 그래프는 마스크 사이즈별

LVLCV-AMED의 비교 결과를 10%, 20%, 30%, 40% 임펄스 잡음 상태로 나누어 출력한 그래프이다. 전반적으로 LVLCV-AMED는 기존의 메디안 필터와 비교했을 때 PSNR이 높게 형성되어 있음을 알 수 있다. 그림 7에서 사용된 LVLCV-AMED의  $\alpha$  값은 표 2에서 보여주고 있으며, 이는 그림 6의 그래프에서 각각의 경우 최고값을 나타낼 때 표 2와 일치함을 볼 수 있다.

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 LVLCV-AMED는 잡음의 강도가 올라갈수록 메디안 필터와 유사한 경향을 보이고 있지만, 복원된 영상의 차이를 살펴보면, 예지 보존 특성이 강하여 기존의 메디안 필터보다 개선된 특징을 보여주고 있다. 잡음의 강도가 약한 영상에 대해서는 메디안 필터와의 PSNR 차가 20dB 이상의 차를 보이면서, 강한 예지 보존 특성을 보여주고 있다. 마스크의 크기가 크고 잡음의 정도가 강할수록 적응형 필터와 기존의 메디안 필터의

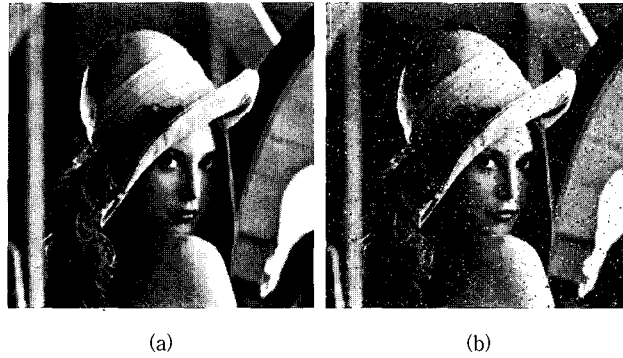


그림 8. (a) 원 영상 PSNR (50dB) (b)20% 임펄스 잡음 된 영상, PSNR(22.83582dB)  
 Fig. 8. (a) Original Image PSNR(50dB) (b) 20% Impulse Noised Image, PSNR(22.83582dB).

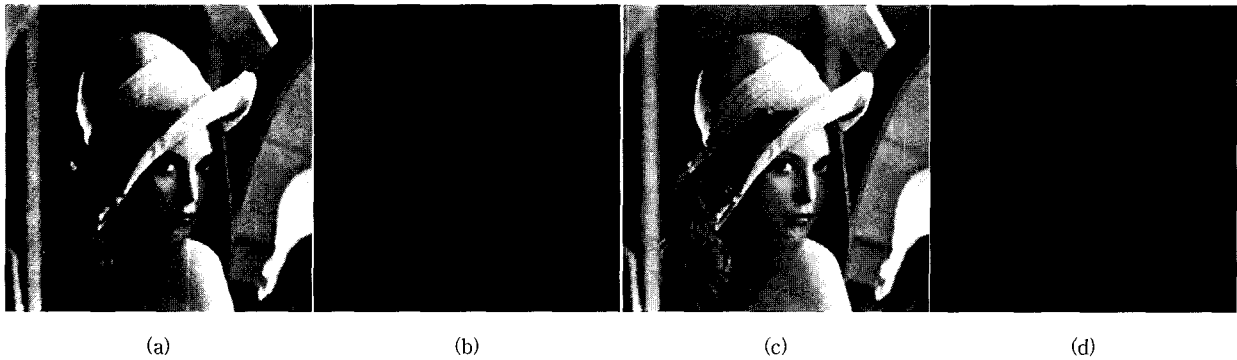


그림 9. (a) 20% 임펄스 잡음영상을 메디안 필터링 한 영상,PSNR(30.7946dB) (b) 원 영상과 (a) 영상과의 차 영상 (c) 20% 임펄스 잡음 영상을 Weighted 메디안 필터링 한 영상 PSNR( 33.39327dB) (d) 원 영상과 (c) 영상과의 차 영상  
 Fig. 9 (a) Median Filtered Image of include 20% Impulse Noise, PSNR (30.7946dB) (b) Difference Image of Original Image and (a) Image (c) Weighted Median Filtered Image of include 20% Impulse Noise, PSNR(33.39327dB) (d) Difference Image of Original Image and (c) Image.

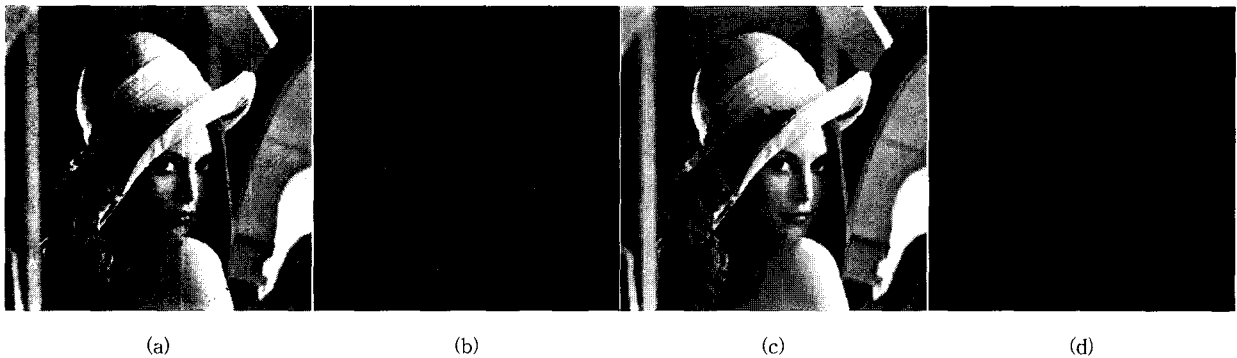


그림 10. (a)최고 PSNR( 34.15481dB)을 기록한 LVLCV-AMED처리된 영상,  $\alpha=2$  일 때 (b)원 영상과 (a) 영상과의 차 영상 (c)PSNR(32.77089dB)을 기록한 LVLCV-AMED처리된 영상,  $\alpha=1.3$  일 때 (d)원 영상과 (c) 영상과의 차 영상  
 Fig. 10. (a)Maximum PSNR( 34.15481dB) LVLCV-AMED processed Image, for  $\alpha=2$  (b)Difference Image of Original Image and (a) Image (c)Optimal PSNR( 32.77089dB) LVLCV-AMED processed Image, for  $\alpha=1.3$  (d)Difference Image of Original Image and (c) Image.

PSNR이 두드러진 차이를 볼 수 가 있다.

E. 임펄스 잡음 영상에 대한 LVLCV-AMED의 비교 영상  
 각 잡음영상에 대한 최고의 PSNR을 기록한 필터링 된 영상과 육안으로 확인하여 에지 보존 특성과 높은

PSNR 특성을 만족하는 적절한 영상을 비교하여 기록 하였다. 또한 에지 보존 특성과 잡음 제거 특성을 동시에 비교하기 위하여 각 영상에 대한 차 영상을 보여주었다.

각 실험에 대한 모든 영상 중 각각 20% 임펄스 잡음



이 추가된 레나 영상을 3×3 마스크를 사용하여 메디안, 가중 메디안, *LVLVCV-AMED* 처리된 영상을 표본 영상으로 하여 기록하였다.

실험에 사용된 원 영상과 잡음이 추가된 영상은 그림 8의 (a)와 (b)에서 보여진다.

제안한 필터의 비교를 위해서 메디안 필터와 Centered 가중 메디안 필터처리 된 영상을 그림 9와 10에서 보여주고 있다. 각 필터의 마스크 윈도우 사이즈는 3×3이며 Centered 가중 메디안 필터는 가중값이 3인 것을 사용하였다.

*LVLVCV-AMED* 필터를 이용해 복원된 영상 중 최고의 PSNR을 기록한 영상과 차 영상을 살펴보면 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.

## VI. 결 론

본 논문에서는 지금까지 임펄스 잡음에 대해 강한 특성을 보이고 있는 기존의 메디안 필터를 살펴보고, 로컬 분산과 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.

중간값 분산을 판별기준으로 하는 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 증명하였다.

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 점진적으로 원하는 영상을 얻을 수 있다는 것에 의미를 부여하고 싶다.

본 논문에서 제안된 적응형 메디안 필터의 기본형은 공간특성을 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 도출될 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. Ifeakor, 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(정회원)

1998년 공주대학교 전기공학과  
학사 졸업.

2000년 공주대학교 정보통신공  
학부 석사 졸업.

2004년 ~ 현재 공주대학교 정보  
통신공학부 박사수료.

2000년 ~ 현재 (주)아이뮤직소프트 연구원  
<주관심분야: 신호처리, 영상처리, 음향처리>



최 두 일(정회원)

1985년 연세대학교 전기공학과  
학사 졸업.

1987년 연세대학교 전기공학과  
석사 졸업.

1993년 연세대학교 전기공학과  
박사 졸업.

1993년 ~ 현재 공주대학교 정보통신공학부 교수  
2000년 ~ 현재 (주)아이뮤직소프트 대표이사  
<주관심분야: 신경회로망, 신호처리, 영상처리, 음  
향처리>