

방향성 다중 모폴로지컬 필터를 이용한 영상 복원

(Image Restoration Using Directional Multistage Morphological Filter)

裴在輝**, 崔振秀*, 沈載昌*, 河永浩*

(Jae Hwui Bae, Jin Soo Choi, Jae Chang Shim and Yeong Ho Ha)

要約

본 논문에서는 모폴로지컬 필터에 방향성을 적용하여 효과적인 잡음제거와 영상의 기하학적 형태를 보존할 수 있는 필터를 제안하였다. 제안한 방향성 필터링 방법은 두단계의 필터링 과정으로 이루어진다. 첫번째 단계의 opening과 closing 연산은 각각 수직, 수평과 두 대각선 방향을 따르는 화소들에 대해 행해진다. 이때 opening 연산은 양의 임펄스 잡음을 제거하고 closing 연산은 음의 임펄스 잡음을 제거한다. 그리고 4개의 방향성 결과값과 이들의 평균값이 2단계의 opening 또는 closing 과정을 거치게 된다. 여기서 평균하는 과정은 동일 영역에 존재하는 가우스 잡음의 효과를 감소시킨다. 따라서 방향성 정보를 이용하는 첫번째 단계에서 모폴로지컬 연산은 임펄스 잡음을 제거하고 두번째 단계에서는 가우스 잡음을 제거하게 된다. 실험결과 제안한 필터링 방법은 주관적인 화질면에서 기존의 비선형 필터링보다 우수함을 알 수 있다. 또한 모폴로지컬 필터링 방법은 계산량에서도 효과적이다.

Abstract

A morphological filtering algorithm using directional information is presented. Directional filtering technique is effective in reducing noises and preserving edges. The proposed directional filtering is composed of two stage filtering processes. The opening and closing operations in the 1st stage are performed for the pixels is aligned to the vertical, horizontal, and two diagonal directions, respectively. The opening operation suppresses the positive impulse noises, while the closing operation the negative ones. Then, each directional result and their average value are filtered by the opening or closing operations in the 2nd stage. The averaging operation diminishes the effects of Gaussian noises in the homogeneous regions. Thus, the morphological operation in the 1st stage removes the impulse noises and, in 2nd stage reduces, Gaussian ones. The experimental results show that the proposed filtering is superior to the existing nonlinear filtering in the aspects of the subjective quality. Also, the morphological filtering method reduces the computational loads.

1. 서론

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungbuk Nat'l Univ.)

** 正會員, 國防科學研究所

(ADD)

接受日字: 1992年 10月 29日

영상처리 기법 중에서 잡음이 있는 영상을 효과적으로 복원(restoration)하는 일은 매우 중요하다. 영상에 임펄스 잡음(impulsive noise) 및 가우스 잡음(gaussian noise)이 존재하는 경우에 이를 제거하기

위해 많은 연구가 이루지고 있다.^{1,2} 이때 잡음을 제거하기 위해 필요로 하는 필터는 영상내의 중요한 기하학적인 그리고 형태학적인 정보를 보존할 수 있어야 한다.¹⁰ 기존의 선형 필터는 임펄스 잡음이 존재하는 경우에 고려되는 화소들의 값을 평균하여 출력하는 효과가 크기 때문에 영상의 중요한 정보를 왜곡시킨다. 따라서 order-statistics 필터와 모폴로지컬 필터와 같은 비선형 필터가 그 대안으로 제안되었으며 이는 임펄스 잡음에 대해서는 효과적이므로 영상처리에 널리 사용된다.¹¹ 그러나 영상에 임펄스 잡음과 가우스 잡음이 동시에 존재하는 경우에는 위의 비선형 필터는 가우스 잡음은 효과적으로 제거하지 못하게 된다. 따라서 본 논문에서는 모폴로지컬 필터에 방향성을 고려함으로써 가우스 잡음 뿐만 아니라 임펄스 잡음도 동시에 제거하며 영상의 기하학적 형태를 보존할 수 있도록 하는 방향성 다중 모폴로지컬 필터를 제안하였다. 모폴로지컬 필터는 영상의 기하학적인 형태를 부분적으로 변화시키는 비선형 신호 변환이다. Matheron과 Serra²에 의해서 제안된 모폴로지컬 필터는 영상처리를 위한 집합이론적인(set-theoretical)방법, 즉 수학적인 형태학(morphology)에 기반을 둔다. 기본적인 모폴로지컬 연산은 erosion과 dilation이 있으며 이를 근간으로 closing과 opening이 이루어진다. 모폴로지컬 필터는 생체의학 영상처리, 형태인식, 비선형 필터링, 영상 향상 등에 응용되고 있다.^{12,14}

본 논문에서 제안한 방향성 영상처리는 양쪽 대각선과 수평, 수직 방향으로 필터링하는 것으로 경계부분에서는 경계정보를 보존하고 동일영역에서는 뭉뚱화(smoothing)하여 출력을 얻는다. 그 과정은 양쪽 대각선과 수평, 수직 방향으로 opening과 closing을 각각 행함으로써 양과 음의 임펄스 잡음을 제거한 4방향에 대한 필터링 결과를 얻게 된다. 그런 다음 4방향 필터링 결과 값과 이를 평균한 값을 opening 또는 closing 함으로써 영상의 경계 부분에서는 4방향 필터링 결과 값들 중에서 하나가 선택되고 영상의 변화가 적은 부분에서는 평균값을 선택함으로써 가우스 잡음의 영향을 감소시키려고 하였다. 또한 실험 결과 제안한 필터링 방법은 잡음 제거와 세부상 보존 사이에는 trade-off 관계가 존재함을 알 수 있었다.

II. Order-statistic 필터와 모폴로지컬 필터

1. Order-statistic 필터

Order-statistic에 기반을 둔 필터는 입력신호를 크기 순으로 정렬하고, 특정한 순서의 값을 출력값으로

로 선택한다. k번째 값을 출력으로 선택하는 order-statistic 필터는 식(1)과 같다.¹⁵

$$OS^k(X;W) = \{y \in Z^m : |X \cap W_y| \geq k\} \quad (1)$$

여기서 $k = 1, 2, 3, \dots, |W|$ 이다. 그리고 X는 영상을, W는 창을 나타낸다. 일반적으로 사용되는 order-statistic 필터의 대표적인 예는 중간값(median) 필터이다. 중간값 필터는 여러 입력값들 중에서 중간 순서값을 출력으로 선택한다. 따라서 임펄스 잡음이 있는 영상에 대하여 적용하는 경우에 중간값 필터는 고려되는 화소들 중에서 중간값을 출력으로 내기 때문에 임펄스 잡음이 제거된 영상을 얻을 수 있다. 그러나 여러 종류의 잡음이 동시에 존재하는 경우에는 영상내의 가는 선이나 날카로운 경계와 같은 경우에 손상을 받게 되어 영상의 형태학적인 정보를 잃어버리는 단점이 있다.

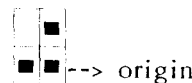
2. 모폴로지컬 필터

모폴로지컬 연산에는 기본적으로 erosion과 dilation이 있다. 여기서 erosion과 dilation을 통하여 opening이 얻어지고, 역순으로 연산하면 closing이 얻어진다.¹⁰ 모폴로지컬 필터는 이진 영상과 명암도 영상에 모두 이용될 수 있다. Maragos 등에 의하면 연산이 적용되는 영상에 따라 모폴로지컬 필터링은 집합 처리(set processing), 함수 집합 처리(function set processing) 그리고 함수 처리(function processing)로 분류된다.¹⁶

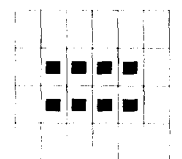
1) 집합 처리

집합 처리는 영상과 창(structuring element)이 모두가 이진 영상(binary image)인 경우이다. 4가지 모폴로지컬 기본연산은 아래와 같이 정의되고 집합이론이 그대로 적용된다. 그림 1은 집합처리 시의 erosion과 dilation의 예를 나타낸다.

- ① erosion $A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_b$
- ② dilation $A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b$
- ③ opening $X_b = [(X \ominus B) \oplus B]$
- ④ closing $X^b = [(X \oplus B) \ominus B]$



(a)



(b)

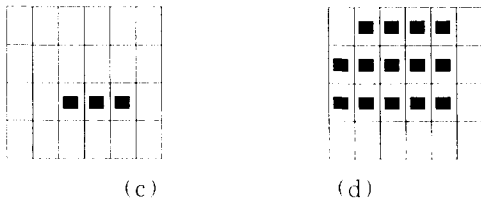


그림 1. 집합처리에서의 모폴로지컬 연산의 예
(a) 창 (b) 영상
(c) erosion (d) dilation

Fig. 1. Examples of morphological operations in set processing.
(a) structuring element, (b) image
(c) erosion, (d) dilation.

2) 함수 처리

함수 처리는 영상과 창이 모두 명암도(gray-scale)인 경우이다. 이때 명암도 영상의 처리에는 Umbra의 개념이 적용된다. Umbra는 어떤 함수 $f(x)$ 에 대하여 다음과 같이 정의된다. $U[f] = \{(x, y) : x \in D \text{ and } y \leq f(x)\}$ 여기서 D 는 $f(x)$ 의 존재 영역을 나타내고 이때 umbra는 f 를 포함하고 그아래에 놓이는 모든 점들의 집합으로 볼 수 있다. 그림 2는 umbra 변환의 한 예를 보인 것이다.

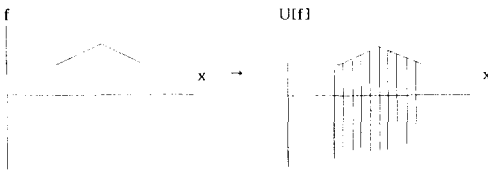


그림 2. Umbra 변환
Fig. 2. Umbra transform.

함수 처리에서의 4가지 기본 모폴로지컬 연산은 다음과 같이 정의된다.

- ① erosion $f \ominus g(x) = \min_{\substack{y \in G \\ y \in D}} \{f(y) - g(x-y)\}$
- ② dilation $f \oplus g(x) = \max_{\substack{y \in G \\ y \in D}} \{f(y) + g(x-y)\}$
- ③ opening $f_{\circ}(x) = [(f \ominus g) \oplus g](x) = \inf_{x \in Bx} \{f(x) - g(x-y)\}$
- ④ closing $f_{\bullet}(x) = [(f \oplus g) \ominus g](x) = \sup_{x \in Bx} \{f(y) + g(x-y)\}$

그림 3은 함수 집합 처리 즉 명암도 영상과 창일 경우에 대한 erosion과 dilation의 예를 나타낸다.

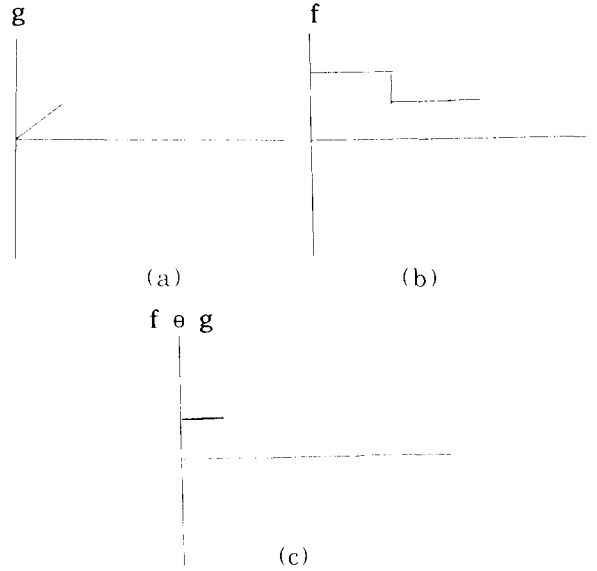


그림 3. 함수 처리에서 모폴로지컬 연산의 예
(a) 창 (b) 명암도 영상
(c) umbra 변환을 이용한 erosion

Fig. 3. Example of morphological operation in function processing.
(a) structuring element,
(b) gray-level image,
(c) erosion using umbra transform.

3) 함수 집합 처리

함수 집합 처리는 명암도 영상(gray-scale image)에 창(structuring element)은 이진(binary)값을 가지는 경우이다. 따라서 명암도 영상은 umbra의 개념이 적용되고, 창은 집합이론이 적용되므로 함수 처리의 특별한 경우라고 볼 수 있다.

- ① erosion $f \ominus B(x) = \min_{\substack{y \in G \\ y \in D}} \{f(x)\}$
- ② dilation $f \oplus B(x) = \max_{\substack{y \in G \\ y \in D}} \{f(x)\}$
- ③ opening $f^{\circ}(x) = [(f \ominus B) \oplus B](x) = \inf_{x \in Bx} \{f(x)\}$
- ④ closing $f^{\bullet}(x) = [(f \oplus B) \ominus B](x) = \sup_{x \in Bx} \{f(x)\}$

여기서 $\inf\{\}$ 는 작은 값들 중에서 가장 큰 값을 선택하는 함수를 의미하고 $\sup\{\}$ 는 큰 값들 중에서 가

장 작은 값을 선택하는 함수를 의미한다. 본 논문에서는 함수 집합 처리를 기본으로 필터를 구성하였다. 필터를 구성하게 되는 opening과 closing을 다시 표현하면 각각 식(2)과 식(3)과 같다.

$$opening : \gamma_B(x) = f_B(x) = [(f \theta B) \oplus B](x) \quad (2)$$

$$closing : \phi_B(x) = f^B(x) = [(f \oplus B) \theta B](x) \quad (3)$$

모폴로지컬 필터는 closing과 opening을 조합하여 구성할 수 있으며 대표적인 것은 AF(Alternating Filter)와 ASF(Alternating Sequential Filter)이다.³ AF는 opening과 closing이 순서대로 한번만 처리되는 경우이고, 이때 창의 크기는 일정하며 변하지 않는다. 반면에 ASF는 opening과 closing이 창의 크기가 증가하면서 open-closing이 필터링 되는 과정이다. 순수한 모폴로지컬 연산자만 이용하여 잡음이 있는 영상 복원에 이용된 필터들 중에서 ASF와 AF가 최적으로 알려져 있다.

III. 제안한 방향성 모폴로지컬 필터링을 이용한 영상복원

방향성 정보를 이용함으로써 경계영역에서는 그 정보를 보존해주고, 동일한 영역(homogeneous region)에서는 잡음을 최대한 효과적으로 줄여주므로 필터링 특성을 크게 개선할 수 있다. 본 논문에서는 모폴로지컬 필터를 이용하여 잡음이 있는 영상의 잡음을 효과적으로 제거하면서 동시에 기하학적인 그리고 형태학적인 정보를 보존하고자 한다. 전체적인 필터링 과정은 그림 4와 같다.

일반적으로 모폴로지컬 필터는 opening과 closing의 조합으로 구성되며 필터링을 할때 $\gamma_B(x)$, $\phi_B(x)$ 중에서 어느 것을 먼저 하는가에 따라 출력의 특성이 달라진다. 그것은 $\gamma_B(x)$, $\phi_B(x)$ 의 특성이 서로 다르기 때문이다. $\gamma_B(x)$ 는 처리과정에서 고려되고 있는 입력 영상의 화소중에서 작은 값 중에서 가장 큰 값(infimum: greatest lower bound)을 필터링 출력으로 선택한다. 그리고 $\phi_B(x)$ 는 큰 값 중에서 가장 작은 값(supremum: least upper bound)을 출력시킨다.^[1,7,8] $\gamma_B(x) \cdot \phi_B(x)$, $\phi_B(x) \cdot \gamma_B(x)$ 그리고 중간값 필터의 특성은 그림 5와 같이 나타난다.

방향성으로 처리하는 과정은 양쪽 대각선과 가로, 세로의 네방향으로 처리하므로 경계의 방향이 어느 쪽인가를 알아서 경계방향의 정보를 추출하여 세부상을 잘 보존하도록 한다. 그리고 동일한 영역에 대해

서는 잡음제거에 효과적으로 동작한다. 고려되는 화소들의 좌표는 그림 6과 같다.

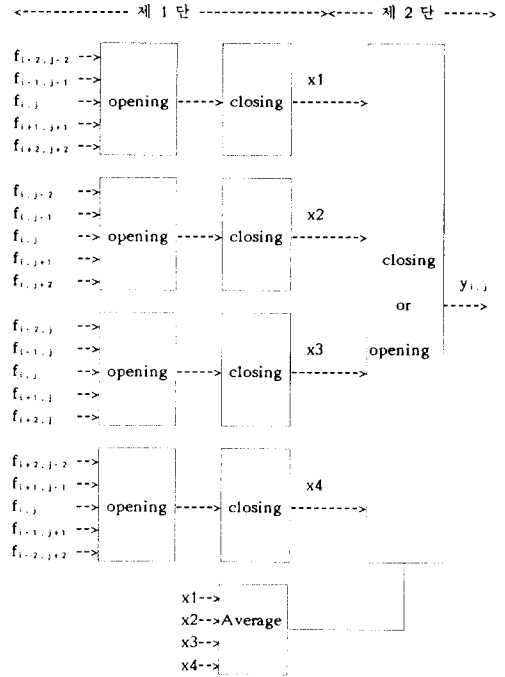


그림 4. 필터링 과정의 블록 선도
Fig. 4. The block diagram of the filtering procedure.

네방향의 필터의 적용은 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned}
 x1 &= \phi \left\{ \gamma(f_{i-2,j-2}, f_{i-1,j-1}, f_{i,j}), \gamma(f_{i-1,j-1}, f_{i,j}, f_{i+1,j+1}), \right. \\
 &\quad \left. \gamma(f_{i,j}, f_{i+1,j+1}, f_{i+2,j+2}) \right\} \\
 x2 &= \phi \left\{ \gamma(f_{i-2,j}, f_{i-1,j}, f_{i,j}), \gamma(f_{i,j-1}, f_{i,j}, f_{i,j+1}), \right. \\
 &\quad \left. \gamma(f_{i,j}, f_{i,j+1}, f_{i,j+2}) \right\} \\
 x3 &= \phi \left\{ \gamma(f_{i-2,j}, f_{i-1,j}, f_{i,j}), \gamma(f_{i-1,j}, f_{i,j}, f_{i+1,j}), \right. \\
 &\quad \left. \gamma(f_{i,j}, f_{i+1,j}, f_{i+2,j}) \right\} \\
 x4 &= \phi \left\{ \gamma(f_{i+2,j-2}, f_{i+1,j-1}, f_{i,j}), \gamma(f_{i+1,j-1}, f_{i,j}, f_{i-1,j+1}), \right. \\
 &\quad \left. \gamma(f_{i,j}, f_{i-1,j+1}, f_{i-2,j+2}) \right\} \dots
 \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 x1은 왼쪽 대각선 방향의 필터링이고, x2는 수직 방향의 필터링을 나타내고, x3는 수평방향을, x4는 오른쪽 대각선 방향의 필터링이다. 이렇게 구한 x1, x2, x3, x4와 그들의 평균값을 구한다. 평균을 구하는 이유는 다음단에서 closing이나 opening을 적용하는 경우에 만약 현재 화소에 임펄

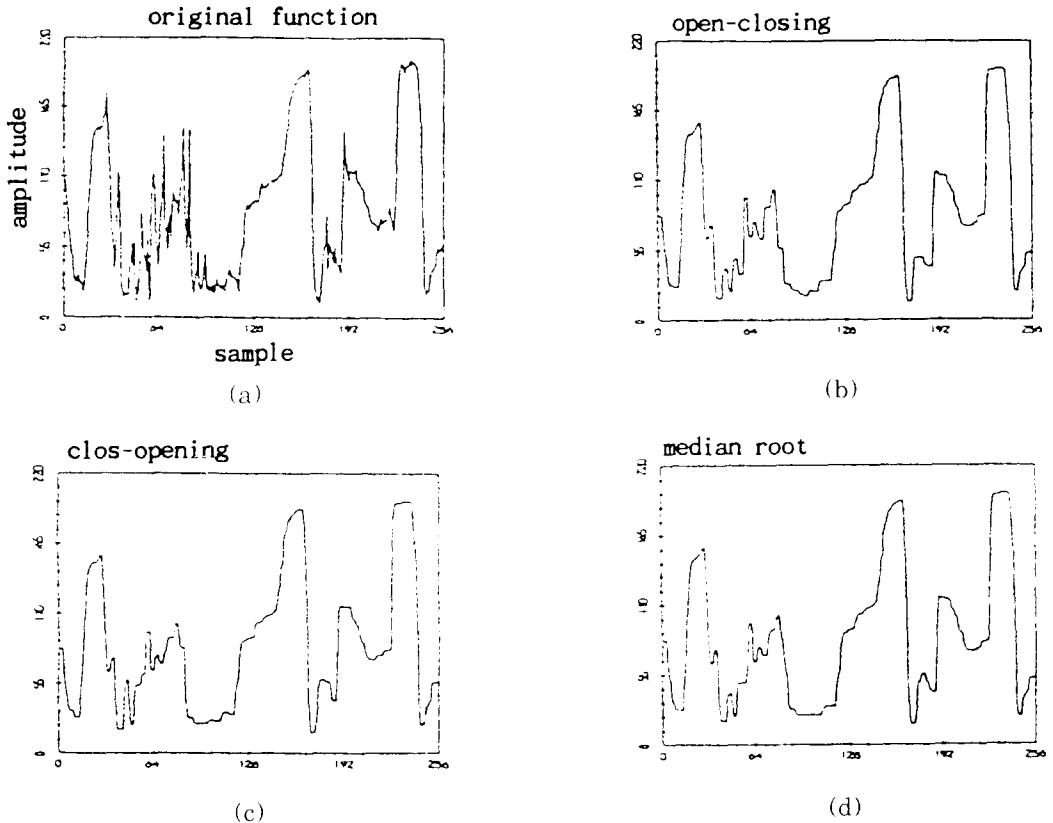


그림 5. $\gamma_B(x) \cdot \phi_B(x)$, $\phi_B(x) \cdot \gamma_B(x)$ 그리고 중간값 필터의 특성

(a) 잡음 신호 (b) $\gamma_B(x) \cdot \phi_B(x)$ (c) $\phi_B(x) \cdot \gamma_B(x)$ (d) 중간값 필터

Fig. 5. The characteristics of $\gamma_B(x) \cdot \phi_B(x)$, $\phi_B(x) \cdot \gamma_B(x)$, and median filter.

(a) noisy signal, (b) $\gamma_B(x) \cdot \phi_B(x)$, (c) $\phi_B(x) \cdot \gamma_B(x)$, (d) median filter.

$f_{i-2, j-2}$	$f_{i-1, j-2}$	$f_{i, j-2}$	$f_{i+1, j-2}$	$f_{i+2, j-2}$
$f_{i-2, j-1}$	$f_{i-1, j-1}$	$f_{i, j-1}$	$f_{i+1, j-1}$	$f_{i+2, j-1}$
$f_{i-2, j}$	$f_{i-1, j}$	$f_{i, j}$	$f_{i+1, j}$	$f_{i+2, j}$
$f_{i-2, j+1}$	$f_{i-1, j+1}$	$f_{i, j+1}$	$f_{i+1, j+1}$	$f_{i+2, j+1}$
$f_{i-2, j+2}$	$f_{i-1, j+2}$	$f_{i, j+2}$	$f_{i+1, j+2}$	$f_{i+2, j+2}$

그림 6. 고려되는 화소들의 좌표

Fig. 6. The coordinate of the considered pixels.

스 잡음이 있다면 opening의 결과에는 음의 임펄스의 영향이 나타나게 된다. 그리고 closing에서는 양의 임펄스의 영향이 나타난다. 따라서 현재의 화소값 대신에 네 방향으로 처리한 값들의 평균을 이용하였다. 제 2단에 입력되는 값은 집합 A와 같다.

$$A = \{x_1, x_2, x_3, x_4, avg\} \tag{5}$$

제2단에서 필터링할 때는 집합 A를 입력정보로 이용한다. 집합 A를 closing하여 출력을 구한다면 세부상(detail)이 더 잘 보존된 영상을 얻을 수 있다. 그 이유는 closing은 입력중에서 supremum을 선택하기 때문에 영상의 경계부분의 급격한 변화를 멎그려짐이 없이 잘 따라갈 수 있기 때문이다. 그러나 임펄스 잡음의 영향을 없애야 하기 때문에 큰 값중에서 가장 작은값이 최적이 된다. 그러나 임펄스 잡음이 연속적으로 나타나면 큰 값을 따라가기 때문에 잡음 제거의 효율이 떨어지는 경향이 있다. Opening을 제 2단에서 이용하는 경우에는 opening의 의미가 작은 값중에서 가장 큰 값이므로 영상의 경계부분의 최소값을 따라간다. 따라서 변화가 큰 부분에서는 변화하는 양을 따라가지 못하여 경계가 잘 보존되지 않는다. 그러나 큰 값을 선택하지 않기 때문에 잡음 제거 면에서는 효과적이다. 1차원과 2차원의 open-

closing 그리고 중간값 필터의 통계학적인 특징을 비교하면 중간값 필터는 잡음 제거에 보다 좋은 결과를 보이는 반면 open-closing 필터는 구조적으로 더 좋은 결과를 만들어낸다. 중간값 필터가 출력으로 선택하는 값의 범위는 opening 필터의 출력과 closing 필터의 출력값으로 각각 하한값과 상한값이 정해지며 다음 식과 같다.

$$f_B(x) \leq med(f; B) \leq f_b(x) \quad (6)$$

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서 사용한 실험 영상은 Lenna 영상에 임펄스 잡음을 10% 그리고 편차가 20인 Gaussian 잡음을 더하였다. 그림 7(a)는 원 영상을 나타내고 그림 7(b)는 잡음이 실린 실험 영상을 나타낸다. 그림 7(c)는 AF를 이용하여 얻은 결과이고 그림 7(d)는 다중 중간값 필터를 이용하여 얻은 결과영상을 나타낸다. 그리고 그림 7(e)와 그림 7(f)는 각각 제안한 필터의 제2단계에서 closing과 opening을 적용하여 얻은 결과 영상을 나타낸다. 여기서 그림 7(c)는 방향성이 고려되지 않은 경우이다. 이것은 그림 7(e)와 (f)에 비하여 그 화질이 떨어짐을 알 수 있다. 그림 7(e)와 (f)를 고려하면 전자는 임펄스 잡음이 약간 남아있지만 영상의 세부상이 잘 보존되었음을 알 수 있다. 그리고 그림 7(f)에서는 임펄스 잡음은 깨끗이 제거되었지만 영상의 세부상 보존이 전반적으로 떨어짐을 알 수 있다. 그 이유는 그림 7(e)에서는 제2단계에서 closing을 이용하였고, 그림 7(f)에서는 제2단계에 opening을 적용하였기 때문이다. 전자에서는 큰 변화를 잘 따라 변하는 closing의 특성때문에 영상내의 변화가 심한 부분인 세부상을 잘 보존시킬 수 있었고, 후자에서는 opening의 특성이 작은 값을 선택하기 때문에 영상의 세부상 보존 효율은 떨어지지만 잡음 제거에는 효과적인 특성을 나타낸다 그림 7(d). (e)와 (f)를 비교하면 그림 7(e)는 그림 7(d)에 비하여 세부상 보존이 보다 더 효과적으로 나타난다. 그 이유는 첫째로는 방향성을 고려하여 필터링하였기 때문이고, 두번째로는 중간값 필터의 특성이 closing하여 얻은 결과보다 작거나 같게 나오기 때문에 closing이 큰 변화를 잘 수용하는 만큼 중간값 필터는 잘 수용하지 못하기 때문이다. 위의 두번째 이유는 앞에서 나온 식(6)에 부합하는 결과이다. 또한 그것은 그림 5에 나타나 있는 그래프로부터 중간값 필터를 이용하여 얻은 출력보다 opening-closing을 이용한 출력이 영상의 세부적인 변화를 잘 수용하는 특

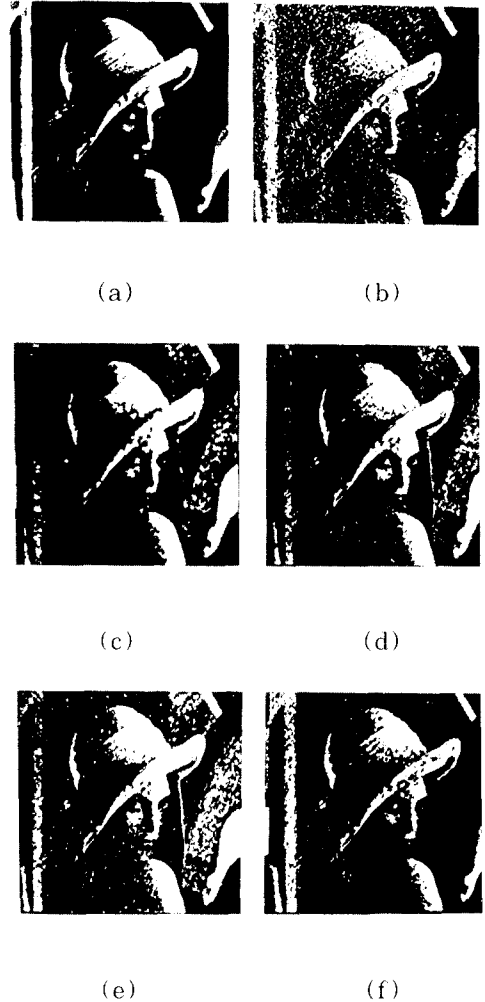


그림 7. 실험 결과

- (a) 원영상 (b) 잡음이 실린 영상
- (c) AF 필터 (d) 다중 중간값 필터
- (e) 제안한 필터(제2단계에 closing 이용)
- (f) 제안한 필터(제2단계에 opening 이용)

Fig. 7. The experimental results.

- (a) the original image(Lenna).
- (b) the corrupted image with impulse and gaussian noise.
- (c) the AF filter.
- (d) the multistage median filter.
- (e) the proposed filter with closing in the 2nd stage.
- (f) the proposed filter with opening in the 2nd stage.

성을 보여준다. 또한 모폴로지컬 필터링에서는 임펄스 잡음이 있는 경우 그들을 양과 음으로 구별하여 처리해 주기 때문에 영상의 미소변화를 보존하는데 효과적이다. 결과적으로 그림 7(e)와 (f)에서 제2단에 closing을 적용하여 얻은 출력은 세부상 보존의 관점에서 후자에 비하여 더 좋은 결과를 보여준다. 입력 영상의 큰 값을 closing에서는 최대한 보존하여 출력하기 때문에 임의의 한 화소값이 주위 화소들과 차이가 크더라도 잘 보존하기 때문에 세부상 보존이 효과적이다. 그리고 제2단에서 opening을 적용하여 얻은 출력인 그림 7(f)는 (e)에 비하여 세부상 보존은 비효율적이지만 잡음제거면에서는 전자보다 우수한 결과를 보여준다. 그 이유는 입력영상의 복잡한 경계에서는 화소값들이 매우 심한 변화를 나타내는데 - 이때 이들 변화값들은 영상의 미소한 세부상들을 나타낸다 - opening의 성질이 작은 값들 중에서 가장 큰 값이므로 경계를 최소한도로 보존하면서 입력영상의 변화를 최대한 없애주기 때문이다. 결국 제2단에서 closing과 opening을 적용하여 얻은 결과는 앞의 식 (6)과 일치하는 결과를 얻을 수 있다

V. 결론

본 논문에서는 모폴로지컬 필터에 방향성을 적용하여 효과적인 잡음제거와 영상의 기하학적 형태를 보존할 수 있는 필터를 제안하였다. 제안한 방향성 영상 처리는 양쪽 대각선과 수평, 수직 방향으로 필터링하는 것으로 경계부분에서는 경계정보를 보존하고 동일영역에서는 몽롱화(smoothing)하여 출력을 얻는다. 그 과정은 양쪽 대각선과 수평, 수직 방향으로 opening과 closing을 각각 행함으로써 양과 음의 임펄스 잡음을 제거한 4방향에 대한 필터링 결과를 얻게 된다. 그런 다음 4방향 필터링 결과 값과 이를 평균한 값을 opening 또는 closing 함으로써 영상의 경계 부분에서는 4방향 필터링 결과 값들 중에서 하나가 선택되고 영상의 변화가 적은 부분에서는 평균값을 선택함으로써 가우스 잡음의 영향을 감소시키고 하였다. 실험 결과 제안한 필터링 방법은 영상에 임펄스 잡음과 가우시안 잡음이 동시에 존재할 경우에도 만족할 만한 화질을 얻을 수 있었으며 또한 잡음 제거와 세부상 보존 사이에는 trade-off 관계가 존재함을 알 수 있었다. 특히 모폴로지컬 필터는 계산량면에서 메디안 필터보다 더 간단하다는 장점이 있다.

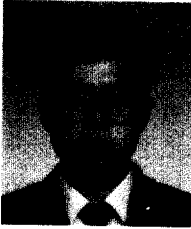
參考文獻

- [1] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, *Nonlinear Digital Filters*, Kluwer Academic Publisher, Boston, pp. 63-215, 1990.
- [2] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, London, pp. 203-238, 1983.
- [3] D. Schonfeld and J. Goutsias, "Optimal morphological pattern restoration from noisy binary images," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 1, pp. 14-29, Jan. 1991.
- [4] C. R. Giardina and E. R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*, Prentice Hall, NJ, pp. 156-224, 1988.
- [5] P. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological filters - part II : their relations to median, order-statistic, and stack filters," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-35, no. 8, pp. 1170-1184, Aug. 1987.
- [6] P. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological filters - part I : their Set-Theoretic analysis and relations to linear shift-invariant filters," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-35, no. 8, pp. 1153-1169, Au. 1987.
- [7] A. Nieminen and Y. Neuvo, "Comments on the theoretical analysis of the max/median filter," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-35, no. 5, pp. 826-827, May 1988.
- [8] G. R. Arce and R.E. Foster, "Detail preserving ranked-order based filters for image processing," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-37, no. 1, pp. 83-98, Jan. 1989.
- [9] P. Heinonen and Y. Neuvo, "For median hybrid filters with predictive

FIR substructures. *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*.

vol. ASSP-36, no.6, pp. 892-899, June 1988.

著 者 紹 介



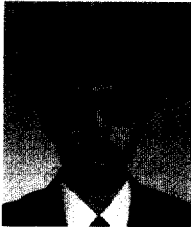
裴在輝(正會員)

1991年 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1993年 경북대학교 전자공학과 석사학위 취득. 현재 국방과학 연구소 연구원. 주관심분야는 신호처리 및 영상처리 등임.



沈載昌(正會員)

1987年 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1990年 경북대학교 전자공학과 석사학위 취득. 1989年 11월-1990年 9월 서울대학교 반도체 공동연구소 조교. 1993年 8월 경북대학교 전자공학과 박사학위 취득. 1993年 1월-4월 IBM사 T.J.Watson 연구소 연수. 주관심분야는 영상처리, 컴퓨터비전 등임.



崔振秀(正會員)

1990年 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1992年 경북대학교 전자공학과 석사학위 취득. 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 영상처리 및 HDTV 등임.

河永浩(正會員) 第29卷 B編 第12號 參照
현재 경북대학교 전자공학과 부교수