

반복적 수리 형태학을 이용한 하이브리드 메디안 필터

鄭起龍*

Recursive Morphological Hybrid Median Filter

Gi-Ryong Jeong*

<목 차>	
Abstract	V. 반복적 수리 형태학을 이용한 hybrid median 필터
I. 서론	VI. 시뮬레이션 결과 및 고찰
II. 형태소(SE : structuring element) 종류	VII. 결론
III. Grayscale Morphology 기본 연산	參考文獻
IV. 메디안 필터(Median filter)	

Abstract

Though median filter is used for removing noise and smoothing image. But, the result of it has distortion around edge.

And then, this paper proposes new noise removing algorithm by recursive morphological processing.

Basic operation is same each other, but there is some different processing method between recursive morphology and general morphology theory.

This recursive morphological filter can be viewed as the weighted order static filter, and then it has a weighted SE(structuring element).

Especially using this algorithm to remove the 10 % gaussian noise, this paper confirmed that *PSNR* is improved about 0.642~1.5757 db and reserving edge well better than the results of the traditional median filter.

* 정희원, 한국해양대학교 해사대학 운항시스템공학부 조교수

I. 서 론

수리 형태학^{[1][2]}은 집합론에 기반을 둔 G.Matheron 과 그 이론을 발전시킨 J.Serra, P.Maragos, E.R. Dougherty,와 M.Haralick 등에 의하여 체계적으로 발전되었다.

수리 형태학적 영상 처리에는 2진 영상 처리와 다치 영상 처리에 대한 것으로 구분할 수 있지만 여기에서 논의는 다치 영상 처리의 모폴로지로 국한하기로 한다.

수리 형태학적 필터는 최근 신호 및 시스템의 기하학적 특성을 연구하는데 우수하고 특히 잡음이 섞인 데이터의 잡음 제거 및 smoothing에 적용이 우수하고 하드웨어로 구현하는데 용이하기 때문에 이미지 처리에 있어 다양하게 연구되고 있다.

이는 1958년 부터 연구되었던 선형적 필터와는 다르게 영상(image)을 형태소(SE: structuring element)와 수리 형태학적 기본 연산으로 처리하므로 처리 시간의 단축 및 선형적인 처리에서 나타날 수 있는 모서리 흐림 현상과 임펄스성 잡음을 완전하게 제거하지 못하는 단점을 보완할 수 있고 보존해야 할 윤곽선(edge) 부분을 잘 보존하는 우수한 성질도 있다.

이런 우수한 성질은 영상의 잡음 제거^{[3][4][6]} 및 데이터 압축, 컴퓨터 비전(computer vision)에서 특징점 추출 및 세션화, 생체 의학 영상 처리와 천문학 자동차 산업 시각 감시등 여러 분야에서 응용되고 있다.

수리 형태학적 연산에 사용되는 형태소는 그림 1에 있는 형태소와 같은 것 이외에도 여러 가지가 있고 영상에 따라 적용될 최적의 형태소를 찾는 것도 활발하게 연구되고 있다.

수리 형태학에서 이용되는 기본 연산은 불림(dilation)^{[1][2]}과 녹임(erosion)^[3]이 있으며, 이들만으로는 잡음 제거에 양호한 결과를 얻기에는 곤란하다. 따라서, 잡음이 섞인 영상의 잡음을 효과적으로 제거하기 위하여 본 논문에서는 반복적 수리 형태학을 사용하여 효율적인 잡음 제거 방법을 제안한다.

이는 반복 횟수 정보 k 를 갖는 형태소를 사용

하고 녹임 처리를 할 때에는 비교되는 픽셀값 중에서 $k-1$ 번째 큰 값을 선택하며, 녹임 처리할 경우는 비교되는 픽셀값 중에서 $k-1$ 번째 작은 값을 각각 선택하여 고려해야되는 형태소 중심점에서 떨어져 있는 고립된 잡음의 제거 효율을 증가시킨다.

또한 위와 같은 연산 방법을 사용하여 10 % 가우시안 잡음이 첨가된 영상과 이 영상에 십자형(RH: rhombus)이며 중심점의 반복값이 $k=3$ 인 형태소를 사용하여 반복적 수리 형태학을 적용하여 만든 불입(closing) 영상과 열림(opening) 영상의 3가지 영상을 만든다. 그리고, 이들 3영상을 동일한 형태소로 한번 더 반복적 수리 형태학적 개념을 적용시켜 고려되는 모든 픽셀값들 중에서 중간값을 선택하는 것이 제안된 새로운 잡음 제거 알고리즘이다.

이와 같은 방법으로 시뮬레이션 한 결과 윤곽선(edge) 부분이 잘 보존됨은 물론이며 잡음 제거 성능도 향상되어 PSNR이 0.642~1.5757db 정도 증가되는 양호한 결과를 얻고 있다.

II. 형태소(SE: structuring element) 종류

다치 영상을 수리 형태학적으로 연산 처리할 때, 본 논문에서는 3x3 크기이며 기준점(\blacktriangle)에서 대칭인 형태소는 그림 1(a)의 3x3 SQ(square)로 표시하고, 3x3 크기의 십자형 형태소는 그림 1(b)의 3x3 RH(rhombus)로 표시하며 반복적 수리 형태학에 적용하는 형태소(SE)인 3x3 RH 형태소의 기준점(\blacktriangle)의 값에 3으로 표시한 3x3 십자형 형태소^[1]를 그림 1(c)의 3x3 RHR(rhombus for recursive morphology)로 각각 표시한다.

그림 1에서 보인 형태소에서 기준점(\blacktriangle)이 1인 것은 해당 부분의 픽셀값을 한번 사용하는 것이고, 3은 해당 부분의 픽셀값을 세 번 사용함을 나타낸다. 그리고, 기준점(\blacktriangle) 이외의 d는 해당 부분의 픽셀값을 고려하지 않아도 되는 것을 나타낸다.

그림 1에서 보인 형태소 이외에도 여러 종류의 형태소가 있으며 이와 같은 형태소는 유클리디언 거리 개념을 조합시켜 사용할 수도 있다.

1	1	1
1	↙ 1	1
1	1	1

d	1	d
1	↙ 1	1
d	1	d

d	1	d
1	↙ 3	1
d	1	d

(a) 3x3 SQ(square) (b) 3x3 RH(rhombus) (c) recursive SE (3x3 RHR)

그림 1. 형태소의 종류
Fig. 1 Structuring elements

III. Grayscale Morphology 기본 연산

X 가 유클리디언(Euclidean) N space의 집합이라고 하면 이를 E^N 으로 표시한다. 그리고, 이를 surface 개념과 surface의 umbra를 이용하면 X 의 top surface는 $(N-1)$ 좌표계로 X 를 투영시킨 함수로 정의된다.^[2]

$$X \subseteq E^N, \quad F = \{x \in E^{N-1} \mid \text{for some } y \in E, (x, y) \in X\} \quad (1)$$

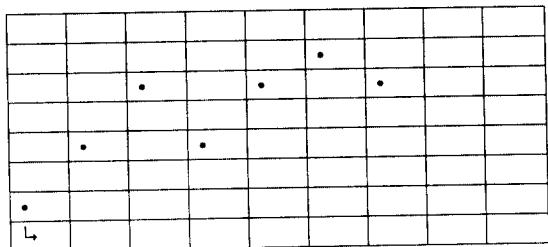
또한, X 의 top surface는 $T[X]: F \rightarrow E$ 로 표시하고 식(2)로 정의된다.

$$T[X](x) = \text{MAX} \{y \mid (x, y) \in X\} \quad (2)$$

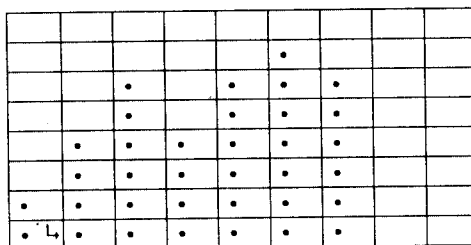
그리고, 유클리디언 $(N-1)$ space의 부분 집합은 F 이다. f 의 umbra는 f 의 surface와 surface아래 모든 점으로 구성되는 집합이다. 즉 $F \subseteq E^{N-1}$, $f: F \rightarrow E$ 이다.

f 의 umbra는 $U[f]$ 로 표시하고 식(3)과 같이 정의한다.

$$U[f] = \{(x, y) \in F \times E \mid y \leq f(x)\} \quad (3)$$



(a) f



(b) $U[f]$

그림 2. 함수 f 와 함수의 Umbra $U[f]$
Fig. 2. Relation of function and its umbra

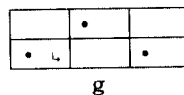
다치 영상의 기본 연산도 이진 영상의 경우와 같이 불림(dilation), 녹임(erosion), 열림(opening), 불림(closing)의 4종류가 있다.

[1] 불림(dilation)

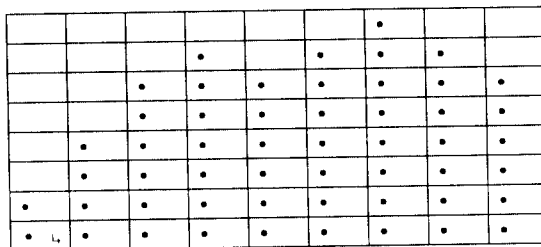
grayscale 불림은 $F, G \subseteq E^{N-1}$ 이고 $f: F \rightarrow E, g: G \rightarrow E$ 이면, 형태소 g 에 의한 f 의 불림은 $f \oplus g, f \oplus g: F \oplus G \rightarrow E$ 로 정의되며, 이를 umbra와 top surface 개념의 수식으로 표현하면 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} (f \oplus g)(x) &= T[U[f] \oplus U[g]](x) \\ &= \text{MAX} \{f(x-z) + g(z)\} \\ &z \in G \\ &X-z \in F \end{aligned} \quad (4)$$

그림 3은 불림 연산을 보인다.



g



$U[f] \oplus U[g]$

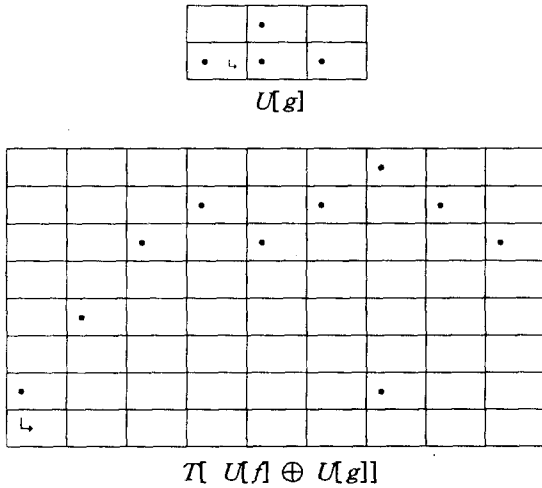


그림 3. 형태소 g 에 대한 f 의 불림
Fig. 3. Grayscale dilation operation f by g

[2] 녹임(erosion)

grayscale 불림의 정의와 유사한 방법으로 정의되며 $F \subseteq E^{N-1}$, $G \subseteq E^{N-1}$ 이고 $f: F \rightarrow E$, $g: G \rightarrow E$ 이면 g 에 의한 f 의 녹임은 $f \ominus g$, $f \ominus g: F \ominus G \rightarrow E$ 로 표시되고 식(5)로 정의된다.

$$\begin{aligned} (f \ominus g)(x) &= \pi[Uf \ominus Ug](x) \\ &= \text{MIN} \{ f(x+z) - g(z) \} \quad (5) \\ z \in G \quad X-z \in F \end{aligned}$$

불림 연산에 대한 것은 그림 4와 같다.

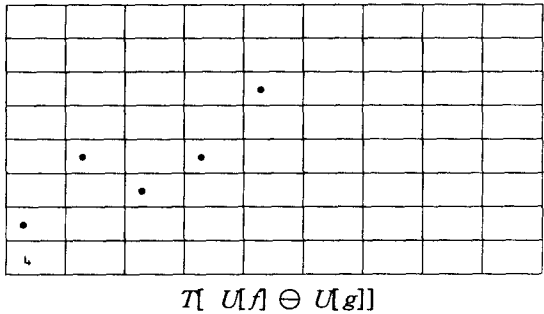
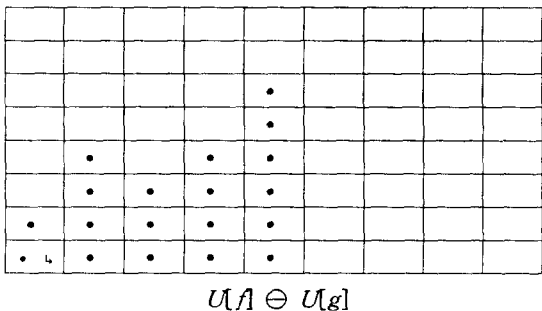


그림 4. 형태소 g 에 의한 f 의 녹임
Fig. 4. Grayscale erosion operation f by g

[3] 열림(opening)

열림은 위에서 설명한 녹임과 불림을 순차적으로 이용하여 처리하는 것으로 원영상이 f 이고 형태소가 g 이면 이에 대한 연산은 식(6)이다.^{[2][5]}

$$f \circ g = (f \ominus g) \oplus g \quad (6)$$

[4] 불림(closing)

불림은 위에서 설명한 불림과 녹임을 순차적으로 처리하는 것으로 원영상이 f 이고 형태소가 g 이면 이에 대한 연산은 식(7)이다.

$$f \cdot g = (f \oplus g) \ominus g \quad (7)$$

IV. 메디안 필터(Median filter)

1971년 Turkey에 의해 제안된 메디안 필터는 윤곽선(edge)을 보존하고 잡음(noise) 제거에 유용하며 smoothing한 영상을 만드는 비선형 필터로서 성능이 우수하다. 이런 필터는 일차원과 이차원으로 잡음을 제거하는 방법을 생각할 수 있다.^{[3][4]}

수리 형태학을 사용한 경우 1차원 형태소를 움직여 가면서 그 형태소 또는 윈도우에 있는 값들을 큰 값 부터 내림 차순으로 정렬하여 잡음 제거용 필터로 응용할 수 있는데 이에 대한것을 수식으로 표현하면 식(8)과 같다.

n 개의 데이터 $X_i: [i = 1, 2, 3, \dots, n]$ 의

메디안 연산을 $MED(X_i)$ 로 표시하면 식(8)과 같다.

$$MED(X_i) = \begin{cases} X_{(v+1)}, & \text{at } n = 2v + 1 \\ 1/2 (X_v + X_{v+1}), & \text{at } n = 2v \end{cases} \quad (8)$$

식(8)에서 X_i 는 가장 큰 값 부터 내림차순으로 값을 정렬했을 때 i 번째 값이다.

수리 형태학을 사용한 경우 2차원 형태소를 움직여 가면서 그 윈도우에 있는 값들을 큰 값 부터 내림 차순으로 정렬하여 잡음 제거용 필터로 응용할 수 있는데 이를 수식으로 표현한 것이 식(9)이다.

$$Y_{i,j} = MED \{ X_{i+r, j+s} : (r, s) \in A \} \quad (9)$$

단 $(i, j) \in Z^2$ 이며 집합 A 는 형태소 또는 필터 윈도우이며, $A \subseteq Z^2$ 을 만족한다.

V. 반복적 수리 형태학을 이용한 hybrid median 필터

수리 형태학적 기본 연산인 불림과 녹임 처리만으로는 잡음 제거를 효율적으로 하기에는 문제가 있다.

본 논문에서는 1971년 Turkey에 의해 제안되고 현재에도 잡음 제거 및 영상의 smoothing에 적용하는 메디안 필터 보다 윤곽선(edge)을 잘 보존하면서 PSNR을 향상시키는 새로운 방법을 제안하며, 이에 대한 알고리즘을 소개한다.

[1] 반복적 수리 형태학의 기본 연산

반복적 수리 형태학은 이미 설명한 수리 형태학의 기본 연산과 비슷하다. 그러나, 엄밀한 차이는 잡음을 제거하는데 효율적으로 하기위해서 형태소의 기준점()에 임의의 반복값(weight)을 주어서 그부분에 나타나는 픽셀값을 반복값 만큼 반복하여 grayscale 수리 형태학적 기본 연산을 하는 것이다.

반복적 수리 형태학을 이용한 기본 연산의 불림과 열림은 다음과 같다.

1-1. 불림(dilation)

형태소가 B 이고 형태소의 기준점()이 A 이며 기준점에 위치한 픽셀값을 k 회 반복하여 연산을 하여 불림 처리를 할 때 큰 값으로 부터 내림 차순으로 정렬하여 $k-1$ 번째 큰 값을 선택하는 것이 기존의 수리 형태학에의한 불림 처리의 차이점이다.

반복적 수리 형태학의 불림 처리를 수식으로 간략하게 표시한 것이 식(10)이다. 이식에서 첨자 r 은 반복적 수리 형태학을 의미한다.

$$(f \oplus_r [B, A, k])(x) = k-1 \text{th largest of multiset} \quad (10)$$

일차원 형태소에의한 간단한 반복적 수리 형태학의 불림 처리의 예를 들면 다음과 같다.

만일 형태소가 $B = \{-1, 0, 1\}$ 이고 형태소의 기준점이 $A = \{0\}$ 일때 입력 영상이 $f = \{4, 7, 2, 9, 6, 8, 5, 4, 7\}$ 이다. 이때 반복 횟수 정보가 $k = 3$ 이면 반복적 수리 형태학적 불림 처리 결과는 $(f \oplus_r [B, A, 3])(x) = \{4, 7, 7, 9, 8, 8, 5, 5, 7\}$ 이다.

1-2. 녹임(erosion)

형태소가 B 이고 형태소의 기준점()이 A 이며 기준점에 위치한 픽셀값을 k 회 반복하여 연산을 하여 녹임 처리를 할 때 작은 값으로부터 내림 차순으로 정렬하여 $k-1$ 번째 작은 값을 선택하는 것이 기존의 수리 형태학에 의한 불림 처리와 다른 점이다.

반복적 수리 형태학의 녹임 처리를 수식으로 간략하게 표시하면 식(11)과 같다.

$$(f \ominus_r [B, A, k])(x) = k-1 \text{th smallest of multiset} \quad (11)$$

일차원 형태소에의한 간단한 반복적 수리 형태학적 녹임 처리의 예를 들면 다음과 같다.

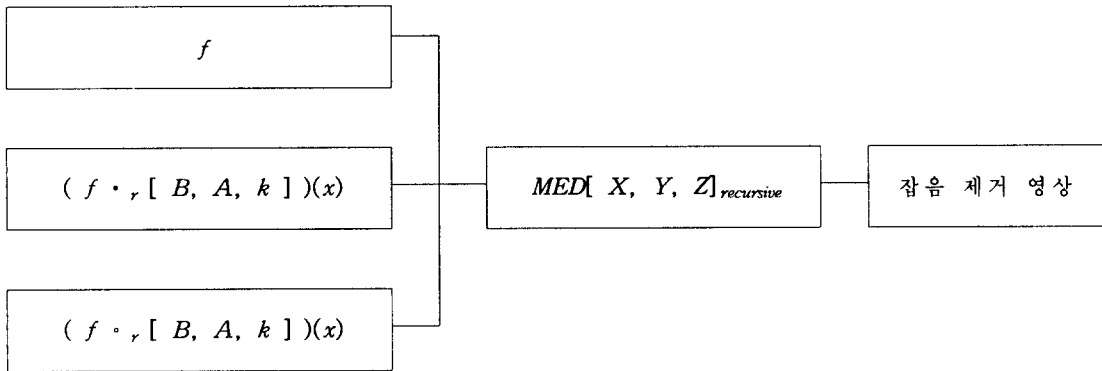
형태소가 $B = \{-1, 0, 1\}$ 이고 기준점이 $A = \{0\}$, 반복 횟수 정보 $k = 3$ 이면 $(f \ominus_r [B, A, 3])(x) = \{4, 4, 2, 6, 6, 6, 5, 4, 7\}$ 이다.

[2] 반복적 수리 형태학을 이용한 잡음 제거

본 논문에서는 가우시안 잡음을 원영상(original image)의 10 % 를 랜덤하게 발생시켜 원영상에 합한 것을 잡음 영상으로 하였고 이에 대한 잡음 제거 방법을 그림 5와 같이 새롭게 제안하였다. 그래서, 본 논문에서는 새로운 잡음 제거 방법을 반복적 수리 형태학을 이용한 하이브리드 메디안 필터(hybrid median filter)로 정의하고 이에 대한 개략도는 그림 5와 같다.

제안된 방법은 첫째 위에서 언급한 형태소로 그림 1(b)의 3x3 SQ(square) 형태소를 사용하는 것

보다 유클리디어 거리 개념에서 기준점으로 부터 가장 가까운 거리에 있는 픽셀값들만을 비교할 수 있도록 그림 1(c)의 3x3 RHR(rhombus for recursive morphology)을 사용한다. 둘째 그림 5와 같이 잡음을 제거하기 위해서 참고하는 영상 3가지가 필요하다. 즉 참고 영상은 잡음 영상과 이영상으로 반복적 수리 형태학적으로 처리된 열림 영상과 닫힘 영상이다. 셋째 새로운 메디안 필터로 그림 1(c)의 3x3 RHR을 사용하여 비교 되는 픽셀값들을 내림 차순으로 정렬한 후 그 중에서 가운데 순번의 값을 선택한다.



f : 가우시안 잡음 10 % 부가된 영상

X : $(f \cdot r [B, A, k])(x)$ 인 반복 수리 형태학의 열림 연산 처리 결과

Y : $(f \cdot r [B, A, k])(x)$ 인 반복 수리
형태학의 불림 연산 처리 결과

Z : 잡음 영상 f

$MED [X, Y, Z]_{recursive}$: X, Y, Z 3종류 영상을 그림 1(c)의 3x3 RHR 형태소로 메디안 필터 처리연산

그림 5. 반복 수리 형태학을 사용한 하이브리드 메디안 필터 개략도

Fig. 5 Proposed recursive morphological hybrid median filter

그리고, 본논문에서는 수치적으로 기존의 메디안 방법과 제안한 방법의 결과를 서로 비교하기 위하여 평균 자승 오차(MSE: mean square error)와 PSNR을 사용했다. MSE는 식(12)이다.

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} [f_1(m, n) - f_2(m, n)]^2 \quad (12)$$

식(12)에서 m 은 영상의 가로 크기이며 n 은 세로 크기를 나타내며 f_1 과 f_2 는 입력 영상과 출력 영상이며, PSNR은 식(13)이다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{N^2}{MSE} \right) \quad (13)$$

VI. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서는 잡음을 제거함과 동시에 영상의 중요 정보 손실을 최소화하여 고선명, 고화질의 영상을 얻기 위하여 반복적 수리 형태학을 사용한

하이브리드 메디안 필터를 제안하고, 이를 그림 5와같은 방법으로 컴퓨터 시뮬레이션하였다.

실험 데이터는 8비트 영상으로 사용된 영상 모두 256x256 크기이며, 이것은 원래의 영상에 랜덤하게 6554개의 가우시안 잡음을 발생시킨후 이를 원영상에 첨가시킨 것으로 이를 10 % 가우시안 잡음 영상이라 정의하였다. 그림 6(a)는 원영상인 lenna영상이며, 그림 6(b)는 그림 6(a)의 10 % 가우시안 잡음 영상이다.

본 논문에서 사용하는 형태소는 그림 1(c)의 3x3 RHR(rhombus structuring element for recursive morphological operation) 기준점(4)의 반복 횟수는 3이다.

그림 6(c)는 그림 6(b)를 3x3 RHR 형태소를 사용한 반복적 수리 형태학 열림(opening) 처리 영상이고 그림 6(d)는 그림 6(b)를 동일한 형태소로 반복적 수리 형태학 붙임(closing) 처리된 영상이다.



(a). lenna 영상 (256x256)



(b). (a)의 10% gaussian 잡음 영상



(c). (b)의 RCMO 영상(3x3 RHR)



(d). (b)의 RCMC 영상(3x3 RHR)



(e). (b)에 기존 median 처리 영상



(f). (b)와(c),(d)에 제안 방법 사용

그림 6. 기존의 메디안 필터와 제안한 recursive morphological hybrid median 필터와의 비교
Fig 6. comparing the results between traditional median filter and proposed method.

- (a) original image.
- (b) (a)의 10% gaussian 잡음 영상.
- (c) (b)에 recursive opening 적용 영상 (3x3 RHR 형태소 사용)
- (d) (b)에 recursive closing 적용 영상 (3x3 RHR 형태소 사용)

- (e) (b)에 기존의 메디안 필터 적용 (3x3 SQ 형태소 사용)
- (f) (b)와 (c), (d) 3영상에 제안 방법 적용 (3x3 RHR 형태소 사용)

그림 6(e)는 그림 1(a) 3x3 SQ 형태소를 사용하여 해당 픽셀값들을 내림 차순으로 정렬하여 중간 위치에 있는 값을 선택한 메디안 필터로 처리된 결과 영상이다.

그림 6(f)는 그림 6(b)와 (c), (d) 3개의 영상을 3x3 RHR(rhombus structuring element for recursive morphological operation) 형태소로 처리하여 해당 픽셀값을 내림차순으로 정렬후 중간 부분의 위치에 있는 값을 선택한 결과 영상이다.

그림 6(e)와 그림 6(f)를 비교하면 제안한 방법을 사용한 그림 6(f)가 기존 방법을 사용한 그림 6(e)보다 윤곽선(edge) 부분과 전체적인 선명도가 눈에 띄게 드러나지는 않지만 자세히 관찰하면 윤곽선과 머리 카락 부분이 원영상에 더욱 근접함을 볼 수 있다.

표 1에서 표 5까지는 이들을 수치적인 방법으로 비교한 평균 자승 오차(MSE)와 PSNR을 보인다.

표 1은 원영상과 10 % 가우시안 잡음 영상의 비교한 것이며, 표 2. 원영상과 기존의 메디안 방법의 결과 비교를 보인다. 표 3은 원영상과 잡음 영상의 recursive morphological opening 결과 영상인 그림 6(c)와의 비교를 보인다. 표 4는 원영상과 잡음 영상의 recursive morphological closing 결과 영상인 그림 6(d)와의 비교이다.

표 1. 원영상과 10 % 가우시안 잡음 영상의 비교
Table 1. Comparing the results between original image and 10 % gaussian noised image.

원 영상	잡음 영상	MSE	PSNR(db)
lenna	lenna.nse	1763.4021	15.7012
girl	girl.nse	2020.7186	15.1096
home	home.nse	1660.2983	15.9628
baboon	baboon.nse	1716.9475	15.8171
aerial	aerial.nse	1748.1477	15.7389

표 2. 원영상과 기존의 메디안 방법의 결과 비교
Table 2. Comparing the results between original image and traditional median filtered image by 3x3 window.

원 영상	기존의 median 사용	MSE	PSNR(db)
lenna	lenna.res	83.6113	28.9421
girl	girl.res	37.3279	32.4445
home	home.res	104.1985	27.9862
baboon	baboon.res	331.1229	22.9634
cronk	cronk.res	144.0925	26.5784

표 3. 원영상과 잡음 영상의 recursive morphological opening 결과 비교

Table 3. Comparing the results between original image and recursive morphological opening (RCMO)image by 3x3 RHR structuring element(SE).

원 영상	RCMO 영상	MSE	PSNR(db)
lenna	lenna.rmo	149.4799	26.4190
girl	girl.rmo	140.1330	26.6994
home	home.rmo	141.1487	26.6680
baboon	baboon.rmo	374.6550	22.4270
aerial	aerial.rmo	211.2491	24.9169

표 5는 원영상과 제안한 방법의 결과 비교로 기존의 메디안 필터 결과인 표 2와 비교하면 작을수록 원영상에 가까운 영상임을 의미하는 MSE는 5개의 실험 영상 모두 제안한 방법이 작고, 큰값일수록 원영상에 근접하는 영상임을 의미하는 PSNR도 제안 방법이 기존의 메디안 필터보다 0.642~1.5757db 정도 향상되는 것을 시뮬레이션으로 확인하였다.

이는 반복적 수리 형태학을 사용하면 잡음 제거 특성과 원영상의 윤곽선 정보를 보존하는 능력도 3x3 SQ를 사용한 기존의 메디안 필터 보다 우수함

을 의미한다.

표 4. 원영상과 잡음 영상의 recursive morphological closing 결과 비교

Table 4. Comparing the results between original image and recursive morphological closing(RCMC) image by 3x3 RHR structuring element(SE).

원 영상	RCMC 영상	MSE	PSNR(db)
lenna	lenna.rmc	149.2023	26.4270
girl	girl.rmc	79.6181	29.1547
home	home.rmc	164.3964	26.0059
baboon	baboon.rmc	380.1004	22.3642
aerial	aerial.rmc	223.7061	24.6680

표 5. 원영상과 제안한 방법의 결과 비교

Table 5. Comparing the results between original image and proposed recursive morphological hybrid median(RCHM) filter image by 3x3 RHR structuring element.

원영상	RCHM 영상	MSE	PSNR (db)
lenna	lenna.rhm	66.7311	29.9216
girl	girl.rhm	32.1981	33.0865
home	home.rhm	72.4919	29.5619
baboon	baboon.rhm	236.9103	24.4190
aerial	aerial.rhm	115.5422	27.5374

VII. 결 론

선형 필터는 임펄스성 잡음이나 일반적인 잡음 영상을 처리할 경우에 edge blurring 현상과 잡음 제거 성능이 비선형처리 필터 보다 떨어진다.

기존의 비선형 필터는 그림 1(a)의 3x3 SQ를 사용한 메디안 필터가 잡음 제거 및 윤곽선 보존 성능이 우수하여 이를 많이 사용하였다.

그러나, 본 논문에서는 잡음 제거 및 윤곽선 보존 성능을 향상 시키기 위하여 잡음 영상에 반복적 수리 형태학적인 불임 처리된 영상과 열림 처리된 두개의 영상과 잡음 영상을 불임 및 열림에 사용된

3x3 RHR 형태소를 사용하여 메디안 처리하는 새로운 방법을 제안하였다.

또한, 이를 확인하기 위하여 256x256 크기의 8 비트 영상에 10 % 가우시안 잡음을 첨가시켜 잡음 영상을 만들고 이를 제안한 방법과 기존의 메디안 필터를 컴퓨터 시뮬레이션으로 서로 비교하였다.

비교 결과 5개의 실험 영상 모두 평균 자승 오차(MSE)는 제안한 방법이 작고 PSNR도 0.642~1.5757db 정도 향상되는 결과를 얻었다.

그림 6(e)와 그림 6(f)를 비교하면 제안한 방법을 사용한 그림 6(f)가 기존 방법을 사용한 그림 6(e)보다 윤곽선(edge) 부분과 전체적인 선명도가 눈에 띄게 드러나지는 않지만 자세히 관찰하면 윤곽선과 머리 카락 부분이 원영상에 더욱 근접함을 볼 수 있다.

실험 결과에서 보이는 바와 같이 잡음 제거 효율은 형태소 모양 및 형태소 내부의 위치에 따라 다른 가중치를 두어 개선할 수 있음을 알았다.

따라서, 잡음 제거에 가장 효율적인 형태의 형태소와 가중치에 대한 연구는 차후의 과제로 남겨두며, 제안된 새로운 반복적 수리 형태학을 사용한 필터가 통신 및 컴퓨터 비전등의 잡음 제거등의 영상 신호 처리 필터로 이용되리라 기대된다.

참 고 문 헌

1. Frank Y. Shih and Padmaja Puttagunta, "Recursive soft morphological filters," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 4, No. 7, pp. 1027~1032, July, 1995
2. Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, Computer and robot vision, Vol. 1, Addison Wesley, 1992
3. P. Maragos, R. W. Schafer, "Morphological filters, part I: their set theoretic analysis and relations to linear shift invariant filters," IEEE Trans. on ASSP, Vol. ASSP-35, No. 8, pp. 1153~1169, Aug., 1987
4. P. Maragos, R. W. Schafer, "Morphological filters, part II: their relations median,

- Order static and stack filters," IEEE Tran. on ASSP, Vol. ASSP-35, No. 8, pp. 1170 - 1184, Aug., 1987
5. Aldo Morales and Raj Acharya, "Statistical Analysis of Morphological Openings," IEEE Trans. on Signal Processing. Vol. 41, No. 10, pp. 3052~3056, Oct. 1993
6. Pauli Kuosmanen, Lasse Koskinen and Jakko Astola, "Detail Preserving Morphological Filtering," IAPR 11th, pp. 236 - 239, Sep. 1992