

論文97-34S-3-9

에지 정보를 이용한 잡음 제거용 적응적 수리 형태론 알고리즘

(An Edge-Based Adaptive Morphology Algorithm for Image Noise Reduction)

金相姬*, 文泳植**

(Sang Hee Kim and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 그레이 스케일 영상에 존재하는 임펄스 잡음과 가우시언 잡음을 제거하기 위한 효과적인 수리 형태론 알고리즘을 제시한다. 먼저 에지 성분을 이용하여 입력 영상을 평탄 영역과 에지 영역으로 구분한 후, 각각의 영역에 서로 다른 알고리즘을 선택적으로 적용한다. 임펄스 잡음의 경우, 평탄 영역에서는 방향성의 형태소(Structuring Element : SE)를 갖는 MGR(Morphological Grayscale Reconstruction) 알고리즘을 사용하고, 큰 물체 주위에 생기는 잔여 잡음을 제거하기 위해서 에지 영역에서는 불림(dilation) 대신에 열림-불림(opening-closing)을 수행하고 녹임(erosion) 대신에 불림-열림(closing-opening)을 수행한다. 가우시언 잡음의 경우는 평탄 영역에서는 잡음 제거에 효과적인 5×5의 OCCO(Opening Closing Closing Opening)를 사용하고 에지 영역에서는 세부 사항 보존에 우수한 3×3의 DMF(Directional Morphological Filter)를 사용한다. 이때 두 영역간에 생기는 불연속적인 면을 제거하기 위해서 에지 주위에서는 3×3의 OCCO를 수행하여 결과 영상을 재구성한다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 여러 가지 수리 형태론 알고리즘과 비교 분석한 결과, 잡음 제거와 세부사항 보존측면에서 우수하며 객관적인 평가 척도인 NMSE에서도 뛰어난 것을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper an efficient morphological algorithm for reducing Gaussian and impulse noise in gray-scale image is presented. Based on the edge information the input image is partitioned into a flat region and an edge region, then different algorithms are selectively applied to each region. In case of impulse noise, MGR(Morphological Grayscale Reconstruction) algorithm with directional SE(Structuring Element) is applied to the flat region. For the edge region opening-closing (closing-opening) is used instead of dilation(erosion), so that the remaining noise around large objects can be removed. In case of Gaussian noise, 5×5 OCCO(Opening Closing Closing Opening) and 3×3 DMF(Directional Morphological Filter) are used for the flat region and the edge region, respectively. In order to remove discontinuity at the edge boundary, the algorithm uses 3×3 OCCO around the edge region to reconstruct the final image. Experimental results have shown that the proposed algorithm achieves a high performance in terms of noise removal, detail preservation, and NMSE.

I. 서 론

* 正會員, LG 産電 研究所
(LG Industrial System)

** 正會員, 漢陽大學校 電子計算學科
(Dept. of Computer Science & Eng., Hanyang Univ.)

接受日字: 1996年7月25日, 수정완료일: 1997年1月30日

영상 처리와 영상 인식 분야에 있어서 잡음이 있는 영상에서 잡음을 제거하는 일은 매우 중요하다. 수많은 영상 처리 기법에서 잡음의 존재는 그 성능을 저하시킬 뿐만 아니라 기대하는 것과 전혀 다른 결과를 얻을 수도 있으며, 그 이후에 수행되는 영상 인식에서 그 성능과 인식율을 상당히 떨어뜨릴 수 있다. 잡음 제거 기

법을 설계할 경우에 반드시 고려해야 할 사항이 두 가지 있는데, 첫째는 영상에 존재하는 잡음을 효과적으로 제거하는 것이고 둘째는 영상의 특징이 되는 기하학적인 구조와 세부 사항, 그리고 에지 성분을 원 영상과 일치하도록 보존하는 것이다. 즉, 잡음 제거와 함께 세부 사항 보존에 있어서도 효과적이어야만 한다는 것이다.

기존의 잡음 제거 기법들은 주파수 영역에서 주로 수행되는 필터와 공간 영역에서 주위 화소들의 특징을 이용하는 필터가 있다^[11]. 주파수 영역에서의 필터는 고주파 성분을 제거함으로써 잡음을 제거하는 방법인데 이 방법은 원 영상과의 왜곡이 많이 생긴다는 문제점이 있다. 공간 영역에서의 필터는 평활화 필터와 Median 필터가 있고 영상에 존재하는 기하학적인 구조를 유지하는 수리 형태론 필터가 있다. 평활화 필터와 Median 필터는 잡음 제거에 있어서는 효과적이지만 에지와 같은 세부 사항들을 제대로 보존하지 못한다는 문제점이 있다. 이에 비해 수리 형태론 필터는 영상에 있는 기하학적 구조를 보존하기 때문에 에지와 같은 세부 사항들을 잘 보존할 수 있다.

Serra에 의해 제시된 ASF(Alternating Sequential Filter)^[12]는 형태소의 크기를 한 단계씩 증가시키면서 열림과 불임을 반복적으로 수행한다. Song과 Delp는 DMF(Directional Morphological Filter)^[13]를 제안하였는데 이것은 방향성을 가지는 여러개의 형태소를 사용하여 가장 적합한 것을 선택하는 방법이다. Cheng과 Venetsanopoulos는 일정 크기의 형태소를 가지고 가능한 모든 형태를 다 적용한 후 가장 적합한 것을 선택하는 AMF(Adaptive Morphological Filter)^[14]를 제안하였다. Vincent는 측지적(geodesic) 연산자를 이용한 MGR(Morphological Grayscale Reconstruction)방법^[15]을 고안하였는데, 열림과 불임을 수행한 영상을 마커(marker)로 하여 원 영상으로 복원하는 방법이다. 지금까지 제안된 수리 형태론 필터는 잡음 제거에 있어서 뛰어나면 세부 사항 보존이 제대로 되지 않고 그 반대로 세부 사항을 잘 보존하는 것들은 잡음 제거에 있어서 효과적이지 못하다. 따라서, 본 논문에서 제시하는 수리 형태론 알고리즘은 잡음 제거와 세부 사항 보존에 있어서 두 가지 다 만족할 만한 결과를 얻기 위해서 잡음 제거에 효과적인 알고리즘을 선택하되, 에지 성분이 있는 영역에서는 약간 변형된 형태로 적용하여 에지 성분을 최대한 살릴 수 있도록

한다. 또한, 기존의 방법들이 임펄스 잡음의 경우에는 효과적으로 동작하지만 가우시언 잡음의 경우는 잘 고려가 되어 있지 않은 상태이기 때문에 제안하는 알고리즘에서는 가우시언 잡음에 대해서도 잘 동작할 수 있도록 설계하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 수리 형태론의 기본적인 연산자들에 대해서 알아보고, 제 3장에서는 본 논문에서 제시하는 알고리즘을 임펄스 잡음과 가우시언 잡음에 대해서 자세히 설명하고, 제 4장에서는 실험 결과와 함께 다른 알고리즘과 비교 분석한 후 제 5장에서 결론을 맺는다.

II. 수리 형태론의 기본적인 연산자와 알고리즘

1. 이진 영상에서의 기본적인 연산자

X 와 B 는 공간 E^N 에서의 부분집합이고, X 는 이진 영상의 집합이고 B 는 형태소의 집합일 때, 수리 형태론 연산자를 다음과 같이 정의한다^[11].

불림(Dilation) : $X \oplus B = \{x + b \mid x \in X, b \in B\}$

녹임(Erosion) : $X \ominus B = \{x \mid B_x \subseteq X, \{c \mid c = b + x, b \in B\}$

열림(Opening) : $X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$

불임(Closing) : $X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B$

2. 그레이 스케일 영상에서의 기본적인 연산자

이진 영상에서 정의된 수리 형태론의 기본 연산자들을 확장하여 그레이 스케일 영상에서도 사용한다. f 와 b 는 공간 E^N 에서의 함수이고 x 는 공간 E^N 에서의 한 점일 때, 수리 형태론 연산자는 다음과 같이 정의한다^[11].

불림(Dilation) : $(f \oplus b)(x) = \text{Max}_{c \in B} \{f(x-c) + b(c)\}$

녹임(Erosion) : $(f \ominus b)(x) = \text{Min}_{c \in B} \{f(x+c) - b(c)\}$

열림(Opening) : $f \circ b = (f \ominus b) \oplus b$

불임(Closing) : $f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b$

3. 수리 형태론의 기본적인 알고리즘

수리 형태론의 기본적인 연산자들을 사용하여 여러 가지 수리 형태론 알고리즘이 제안되었는데^{[12] [13] [15]} 이들에 대해서 설명하면 다음과 같다.

ASF(Alternating Sequential Filter)^[2]

형태소가 k 이고 원 영상이 I 인 경우 $\gamma_k(I)$ 를 열림, $\varphi_k(I)$ 를 불림이라 하면 이것들을 식 (1)과 같이 조합한다.

$$\begin{aligned} m_k(I) &= \gamma_k \varphi_k(I), n_k(I) = \varphi_k \gamma_k(I), \\ r_k(I) &= \varphi_k \gamma_k \varphi_k(I), S_k(I) = \gamma_k \varphi_k \gamma_k(I) \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)에서 형태소의 크기를 한단계씩 증가시키면서 연속적으로 반복하여 식 (2)와 같이 ASF를 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} M_k(I) &= m_k m_{k-1} \dots m_1(I), N_k(I) = n_k n_{k-1} \dots n_1(I), \\ R_k(I) &= r_k r_{k-1} \dots r_1(I), S_k(I) = S_k S_{k-1} \dots S_1(I) \end{aligned} \quad (2)$$

DMF(Directional Morphological Filter)^[3]

DMF는 여러개의 방향성을 가진 형태소들을 사용하여 각각 열림과 불림을 수행한 후, 열림의 경우는 가장 최대인 값을 선택하고 불림의 경우는 최소의 값을 구하여 해당 화소의 값으로 한다.

형태소를 p 라 하고 이것으로부터 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 방향의 형태소들을 재구성한 후 방향 θ_i 의 형태소를 사용하여 구한 열림과 불림을 각각 $\gamma(\theta_i, p)$ 와 $\varphi(\theta_i, p)$ 라 하면 γ_p 와 φ_p 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \gamma_p &= \text{Max}\{\gamma(\theta_1, p), \gamma(\theta_2, p), \dots, \gamma(\theta_n, p)\}, \\ \varphi_p &= \text{Min}\{\varphi(\theta_1, p), \varphi(\theta_2, p), \dots, \varphi(\theta_n, p)\} \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에서 $\gamma_p \varphi_p$ 나 $\varphi_p \gamma_p$ 를 사용하여 DMF를 구성한다.

MGR(Morphological Grayscale Reconstruction)^[5]

MGR은 측지적 연산자를 사용하여 원 영상 I 를 마스크(mask)라고 하고 I 의 부분집합이 되는 J 를 마커로 하여 원 영상으로 복원하는 방법이다.

원 영상을 I , 마커를 J 라고 하면 측지적 불림 $\delta_1^{(1)}(J)$ 와 측지적 녹임 $\varepsilon_1^{(1)}(J)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \delta_1^{(1)}(J) &= (J \oplus B) \wedge I, \\ \varepsilon_1^{(1)}(J) &= (J \ominus B) \vee I \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 형태소가 B 일 경우 \wedge 는 극소(infimum), \vee 는 극대(supremum)이다. 이것을 반복하여 수행하는 경우 그 횟수를 $n \geq 0$ 이라 하면, 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta_1^{(n)}(J) = \delta_1^{(1)} \circ \delta_1^{(1)} \circ \dots \circ \delta_1^{(1)}(J),$$

$$\varepsilon_1^{(n)}(J) = \varepsilon_1^{(1)} \circ \varepsilon_1^{(1)} \circ \dots \circ \varepsilon_1^{(1)}(J) \quad (5)$$

따라서, J 로부터 I 를 복원하는 두 가지 방법은 식 (6)과 같이 측지적 불림과 측지적 녹임을 반복적으로 수행하면서 현단계와 다음 단계에서 변화가 나타나지 않고 안정화될 때까지 계속하는 것이다.

$$\begin{aligned} \rho_1(J) &= \bigvee_{n \geq 1} \delta_1^{(n)}(J), \\ \rho_1^*(J) &= \bigwedge_{n \geq 1} \varepsilon_1^{(n)}(J) \end{aligned} \quad (6)$$

III. 제안하는 수리 형태론 알고리즘

잡음 제거 기법은 잡음을 효과적으로 제거할 수 있어야 할뿐만 아니라 영상에서 특징이 되는 에지 성분을 가진 세부 사항들을 잘 보존할 수 있어야 한다. 기존의 잡음 제거 기법들은 잡음 제거에 있어서 뛰어난 성능을 보이는 방법들을 사용하기 때문에 그만큼 세부 사항들을 많이 잃어 버리게 된다. 이러한 현상은 영상에 존재하는 평탄 영역과 에지 영역에 같은 알고리즘을 적용하기 때문에 나타나는 경우가 있다. 따라서, 본 논문에서는 영상에서 평탄 영역과 에지 영역을 구분하여 평탄 영역에서는 잡음 제거에 있어서 효과적인 방법을 사용하고 에지 영역에서는 잡음 제거적인 면보다 세부 사항 보존에 있어서 우수한 방법을 사용한다. 인간의 가지 현상의 특징 중에는 평탄 영역에 존재하는 잡음에 대해서는 매우 민감한 반응을 보이지만 에지 영역 중에 존재하는 잡음에 대해서는 덜 민감하게 반응하는 성질이 있다. 이러한 성질을 이용하여 제안하는 알고리즘에서는 잡음 제거와 세부 사항 보존에 있어서 모두 효과적으로 동작하기 위해서 기본적으로 잡음 제거가 효과적인 알고리즘을 사용하되 입력 영상의 세부 사항들이 존재하는 에지 부분에서는 세부 사항들을 잘 보존할 수 있는 방법을 이용한다.

그림 1은 제안한 알고리즘의 전체 흐름도이다. 가우시언 잡음과 임펄스 잡음에서 각 단계별로 수행하는 알고리즘은 서로 다르지만 전체적으로 보면 입력 영상에서 에지를 찾고 에지 영역을 추출한 후에 에지 영역과 평탄 영역에서 서로 다른 방법으로 잡음을 제거한다.

동일한 알고리즘이라 하더라도 형태소를 다르게 함으로써 매우 다른 효과를 얻을 수 있는데, 그림 2는 본 논문에서 사용한 형태소들을 나타내고 있다.

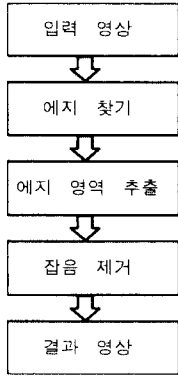


그림 1. 제안하는 알고리즘의 전체 흐름도
Fig. 1. Flowchart of proposed algorithm.

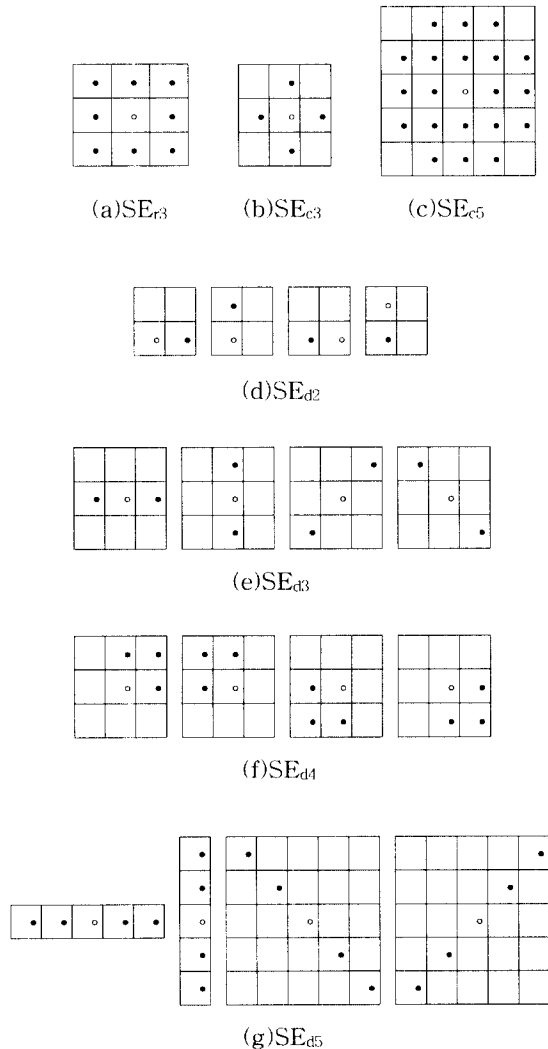


그림 2. 형태소들 (a)사각형 모양의 3×3 형태소, (b) 원 모양의 3×3 형태소, (c)원 모양의 5×5 형태소, (d)4방향성을 가진 2-point 형태소, (e)4 방향성을 갖는 3-point 형태소, (f)4방향성을 갖는 4-point 형태소, (g)4방향성을 갖는 5-point 형태소 (○는 원점)

Fig. 2. SEs (a)3×3 rectangular SE, (b)3×3 circular SE, (c)5×5 circular SE, (d)2-point SE with 4 directions, (e)3-point SE with 4 directions, (f)4-point SE with 4 directions, (g)5-point SE with 4 directions.

1. 가우시언 잡음에 대한 알고리즘

1) 에지 찾기

잡음이 존재하는 영상에서 곧바로 에지를 찾으면 잡음이 에지로 인식되기 때문에 일차적으로 잡음을 제거하는 단계가 필요하다. 본 논문에서는 가우시언 잡음의 특성을 고려하여 3×3 윈도우를 사용한 평활화 필터를 사용하는데 이 필터는 가우시언 잡음 제거에 있어서 매우 효과적인 것으로 알려져 있다.

일차적으로 잡음을 제거한 후, 에지를 찾는 기본적인 방법은 식 (7)과 같이 녹임 기울기(Erosion Gradient)와 불림 기울기(Dilation Gradient), 그리고 이것을 조합한 형태론 기울기(Morphological Gradient)가 있다 [6].

$$EG(f) = f - \varepsilon, \quad DG(f) = \delta - f, \quad MG(f) = \delta - \varepsilon \quad (7)$$

식 (7)에서 f 는 원 영상이고 δ 과 ε 는 원 영상에 불림과 녹임을 수행한 영상이다.

가우시언 잡음의 경우, 녹임 기울기와 불림 기울기를 혼합한 형태론 기울기를 선택하고 세부 에지들을 추가적으로 찾기 위해서 top-hat변환^[11]을 첨가하여 사용한다. 또한, 에지를 변형시키지 않고 방향성을 그대로 추출하기 위해서 DMF를 응용하여 식 (8)과 같이 방향성을 가지는 여러개의 형태소들에 대해서 각각 g_i 를 구한 후 그 값들의 평균을 구하여 실제 에지값으로 한다.

$$g_i = [(f - \varepsilon_i) + (\delta_i - f) + (f - \gamma_i) + (\varphi_i - f)] / 2 = (\delta_i - \varepsilon_i + \gamma_i - \varphi_i) / 2 \quad (8)$$

$$g_{d3} = \frac{g_1 + g_2 + g_3 + g_4}{4} \quad (9)$$

식 (8), (9)에서는 SE_{d3}를 사용한다.

2) 에지 영역 추출

영상에서 에지값들이 구해지면 에지 영역을 추출하는 이진화 과정이 필요하다. 본 논문에서 사용한 이진화 방법은 기존에 제시하는 방법들 중에서 이차 모멘트를 사용하는 방법^{[7] [8]}을 선택하여 식 (10)과 같이 이진화를 위한 임계값 m_f 를 구하게 된다.

$$m_f = \sqrt{\sum_{k=0}^{k=255} k^2 p_f(k)}$$

$$p_f(k) = \frac{n_k}{n} \tag{10}$$

식 (10)에서 f 는 원 영상이고 $p_f(k)$ 는 영상 f 의 명암값 확률 분포로, n 은 영상에서 전체 화소수이고 n_k 는 명암값이 k 인 모든 화소의 수이다.

이진화된 에지 영상에는 고립점들이 존재하게 되는데 이와 같은 고립점들을 제거함으로써 필요로하는 에지들을 더 정확히 추출할 수 있다. 고립점 제거는 3×3 윈도우 내의 8개의 화소들을 고려할 경우에 에지로 추출된 것이 2개 이하이면 우선 고립점으로 판단하여 제거한다. 그러나 이 과정에서 에지의 끝부분에 위치하는 화소들을 고립점으로 오판하여 제거하는 경우가 발생함으로 고립점을 제거한 영상을 SE_{d3} 를 사용하여 불림한 후 고립점이 제거되지 않은 실제 영상과 AND 연산을 수행하여 잃어버린 에지를 복원한다.

3) 잡음 제거

가우시언 잡음을 제거하는 단계를 개괄적으로 그림 3에 나타내었다. 에지 영역은 3×3 DMF를 수행하고 에지 주위에서는 3×3 OCCO를 수행하며 평탄 영역은 5×5 OCCO를 수행하여 결과 영상을 구하게 된다.

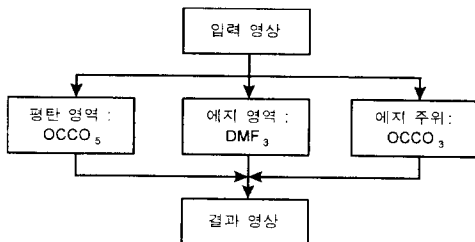


그림 3. 가우시언 잡음 제거 흐름도
Fig. 3. Flowchart of Gaussian noise reduction.

가우시언 잡음의 경우는 실제 원 영상의 명암 값에 0에서 표준 편차만큼의 명암 값을 증가되거나 감소된 것이기 때문에, 이런 형태의 잡음을 제거하기 위해서는 형태소의 크기가 적어도 5×5 이상이 되어야 하고 그

모양도 원 모양을 가지는 것이 효율적이다. 따라서, 평탄 영역에서는 SE_{c5} 를 사용하여 열림과 불임을 수행하여 잡음을 제거한다. 이때 열림과 불임을 수행하는 순서에 따라 결과 영상이 원 영상보다 더 밝거나 어두운 명암값으로 치우치는 현상이 나타나며 이것은 가우시언 잡음에 있어서 치명적인 단점이 되기 때문에, 본 논문에서는 식 (11)과 같이 SE_{c5} 를 사용하여 열림-불임 순서로 수행한 결과와 불임-열림 순서로 수행한 결과의 평균값을 취하여 $OCCO_5$ 를 사용한다.

$$OCCO_5 = \frac{1}{2} \gamma_{c5} \varphi_{c5} + \frac{1}{2} \varphi_{c5} \gamma_{c5} \tag{11}$$

SE_{c5} 를 사용할 경우, 평탄 영역에서는 잡음 제거가 효과적이지만 에지 영역에서는 세부 사항을 거의 모두 잃어버린다는 단점이 있다. 따라서, 에지 영역에서는 세부 사항을 최대한 보존하기 위해서 방향성을 가진 SE_{d3} 를 사용하는 DMF를 수행한다.

$$DMF_3 = \varphi_{d3} \gamma_{d3} \tag{12}$$

식 (12)에서 γ_{d3} 와 φ_{d3} 는 SE_{d3} 를 사용한 열림과 불림이다.

이렇게 평탄 영역과 에지 영역을 나누어서 서로 다른 알고리즘을 적용할 경우에 그 경계 영역에서 불연속적인 부분이 나타나는 현상을 완화시키기 위해서 에지 주변 영역(SE_{c3} 를 사용하여 두 번 불림한 영역)은 SE_{c3} 를 사용하여 $OCCO_3$ 를 수행한다.

$$OCCO_3 = \frac{1}{2} \gamma_{c3} \varphi_{c3} + \frac{1}{2} \varphi_{c3} \gamma_{c3} \tag{13}$$

2. 임펄스 잡음에 대한 알고리즘

1) 에지 찾기

가우시언 잡음과 마찬가지로 에지를 찾기 전에 일차적으로 잡음을 제거하는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 수리 형태론 알고리즘 중에서 임펄스 잡음 제거에 우수한 알고리즘으로 알려진 ASF와 에지의 방향성을 잘 보존하기 위해서 DMF를 혼합하여 식 (14)와 같은 필터를 구성한다.

$$ASF_{d3} = \varphi_{d3} \gamma_{d3} \varphi_{d2} \gamma_{d2} \tag{14}$$

식 (14)에서 γ_{d2} 와 φ_{d2} 는 SE_{d2} 를 사용한 열림과 불임이고, γ_{d3} 와 φ_{d3} 는 SE_{d3} 를 사용한 것들이다.

임펄스 잡음 제거에 있어서는 에지 성분 중에서 강

한 에지만을 필요로 함으로 식 (8)에서 top-hat변환을 제외하고 형태론 기울기를 사용하여 식 (15)의 g_i 를 구한 후, 각 형태소로부터 구해진 g_i 의 평균을 구한다.

$$g_i = \delta_i - \epsilon_i \quad (15)$$

$$g_{d3} = \frac{g_1 + g_2 + g_3 + g_4}{4} \quad (16)$$

2) 에지 영역 추출

에지 영역을 추출하는 방법은 가우시언 잡음과 동일하다. 그러나, 임펄스 잡음의 경우는 강한 에지 성분만이 필요로 하기 때문에 식 (10)에서 구한 임계값에 상수 1.5를 곱하여 실제 임계값 t 를 구한다.

$$t = 1.5 \times m_f \quad (17)$$

3) 잡음 제거

임펄스 잡음을 제거하는 과정을 개괄적으로 그림 4에 나타내었다. 첫 번째 단계에서는 평탄 영역에서 측지적 불림 $\delta_1^{(n)}(J)$ 를 수행하고 에지 영역에서는 $\varphi_{d4} \gamma_{d4}$ 를 수행한다. 두 번째 단계에서는 측지적 녹입 $\epsilon_1^{(n)}(J)$ 를 수행하고 에지 영역에서는 $\gamma_{d4} \varphi_{d4}$ 를 수행하여 결과 영상을 얻는다.

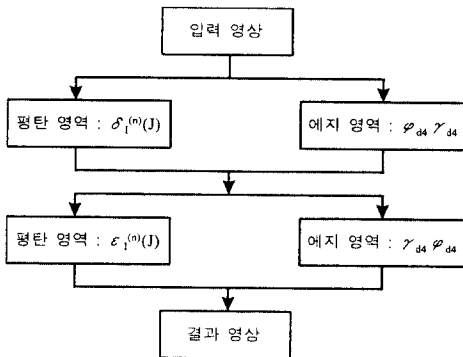


그림 4. 임펄스 잡음 제거 흐름도
Fig. 4. Flowchart of impulse noise reduction.

임펄스 잡음 제거를 위한 수리 형태론 알고리즘 중에서 MGR 방법은 잡음 제거뿐만 아니라 세부 사항을 잘 보존하는 것으로 알려져 있다. 그러나, 이 방법은 사용하는 형태소에 따라서 매우 다른 특성을 나타내는데 SE_{d3} 를 사용하면(MGR₃) 세부 사항 보존은 매우 뛰어나지만 잡음의 분포가 커지면 제거되지 않고 남아 있는 잔여 잡음이 존재한다는 문제점이 있고,

SE_{d4} 를 사용하면(MGR₄) 세부 사항 보존이 뛰어나고 원 영상과 유사한 명암 값을 유지하지만 큰 물체를 주위에 잔여 잡음이 생긴다는 문제점이 있다. 또한, SE_{d5} 를 사용하면(MGR₅) 잔여 잡음은 존재하지 않지만 세부 사항들을 잃어버리는 단점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 세부 사항 보존이 우수한 MGR₄를 사용하며 잔여 잡음을 제거하기 위해서 에지 영역에서는 DMF를 이용한다.

$$\text{첫 번째 단계 : } J = \gamma_{d4}, K = \rho_I(J) \quad (18)$$

$$\text{두 번째 단계 : } L = \varphi_{d4}, MGR_4 = \rho_K(L) \quad (19)$$

식 (18), (19)에서 γ_{d4} 와 φ_{d4} 는 DMF에서 SE_{d3} 를 사용한 것이다. 식 (18)에서 J 는 원 영상이다.

식 (18)을 보면 첫 번째 단계에서 마커 J로 사용할 영상은 γ_{d4} 를 수행한 결과 영상이며 식 (4)에서 J를 불림하고 원 영상과 극소를 구하게 되는데, 이 과정에서 큰 물체의 에지 주위에 하얀색 잡음이 있는 위치에서는 잡음 영상과 극소를 구하면서 하얀색 잡음 대신 불림된 명암값을 선택함으로써 원 영상의 명암값보다 훨씬 밝은 값을 택하게 된다. 따라서, 잡음 위치에서 밝은 점들이 나타나게 되고 이것은 잡음이 완전히 제거되지 않고 잔여 잡음의 형태로 남게 된다. 식 (19)의 두 번째 단계에서 마커로 L은 φ_{d4} 결과 영상을 사용하고 첫 번째 단계와 비슷하게 녹입과 원 영상의 극대를 구하는데, 큰 물체의 에지 주위에서는 까만색 잡음이 있는 위치에서 검은 점들이 생기게 된다.

이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 첫 번째 단계의 극소를 구하는 과정에서 불림한 명암 값을 택하게 되는 경우에 그 화소의 위치가 에지 주위에 있는 것이라면 그 값 대신에 마커 J에 φ_{d4} 를 수행하여 그 결과 값을 취함으로써 원 영상과 매우 유사한 명암값을 선택하게 한다. 마찬가지로 두 번째 단계의 극대를 구하는 단계에서 에지 주위에서는 녹입한 값을 선택하지 않고 마커 L에 γ_{d4} 를 수행한 결과 명암값을 택하게 된다. 이러한 과정을 식 (6)과 같이 반복 수행하게 되고, 두 번 반복할 때까지는 에지를 불림하거나 녹입하여 사용하고 그 이후에는 그 결과 에지를 그대로 사용하게 되는데, 그 이유는 마커 J나 L을 불림이나 녹입할 경우에 미칠 수 있는 영역을 모두 고려하기 위해서이다. 이렇게 함으로써 큰 물체 주위에 존재하는 잔여 잡음을 완전히 제거할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제시한 알고리즘은 Pentium PC에서 Visual C++로 구현되었다. 실험에 사용한 영상은 256×256 크기의 Cafe, Camera, Lenna, Peppers 영상과 512×512 크기의 Airplane과 Bridge 영상을 사용하였다. 본 논문에서 제안한 방법과 기존의 잡음 제거용 알고리즘과 비교하기 위해서 평활화 필터, Median 필터^[11], Multistage Median 필터^[9], 그리고 수리 형태론 알고리즘에서 잘 알려진 방법인 ASF^[21], DMF^[13], AMF^[14], MGR^[15] 알고리즘을 여러 가지 형태로 다양하게 구성하여 잡음 제거와 세부 사항 보존, 그리고 NMSE와 수행 시간적인 측면에서 그 성능을 비교 분석한다.

다음은 비교에 사용한 수리 형태론 알고리즘을 구현한 방법이다.

- ASF₅ : $\varphi_5 \gamma_5 \varphi_3 \gamma_3 \varphi_2 \gamma_2$ - SE_{d2}, SE_{d3}, 그리고 SE_{d5}를 차례대로 사용한 ASF이다.
- DMF₃ : $\varphi_3 \gamma_3$ - SE_{d3}를 사용한 DMF이다.
- DMF₅ : $\varphi_5 \gamma_5$ - SE_{d5}를 사용한 DMF이다.
- AMF
- MGR₃ : $K = \rho_1(\gamma_3)$, $MGR_3 = \rho_K^*(\varphi_3) - SE_{d3}$ 를 사용한 MGR이다.
- MGR₄ : $K = \rho_1(\gamma_4)$, $MGR_4 = \rho_K^*(\varphi_4) - SE_{d4}$ 를 사용한 MGR이다.
- MGR₅ : $K = \rho_1(\gamma_5)$, $MGR_5 = \rho_K^*(\varphi_5) - SE_{d5}$ 를 사용한 MGR이다.

1. 가우시언 잡음에 대한 성능 평가

그림 5는 제안한 알고리즘의 수행 과정을 보여주는 것으로 (a)는 Lenna 원 영상이고 (b)는 표준 편차가 15인 가우시언 잡음이 첨가된 영상이다. (c)는 에지를 찾기 위해 평활화를 하여 일차적으로 잡음을 제거한 영상이며 (d)는 에지 영상이다. (e)는 이차 모멘트를 이용하여 에지 영상을 임계값 9를 가지고 이진화한 결과 영상이고 (f)는 이때 생기는 고립점을 제거한 결과 영상이다. (g)는 평탄 영역에서 OCCO₅를 수행한 결과 영상이고 (h)는 에지 주위 영역에서 OCCO₃를 수행하여 (g) 영상과 재구성한 영상이다. (i)는 에지 영역을 DMF₃를 수행하여 (h)영상과 재구성한 결과 영상이다.

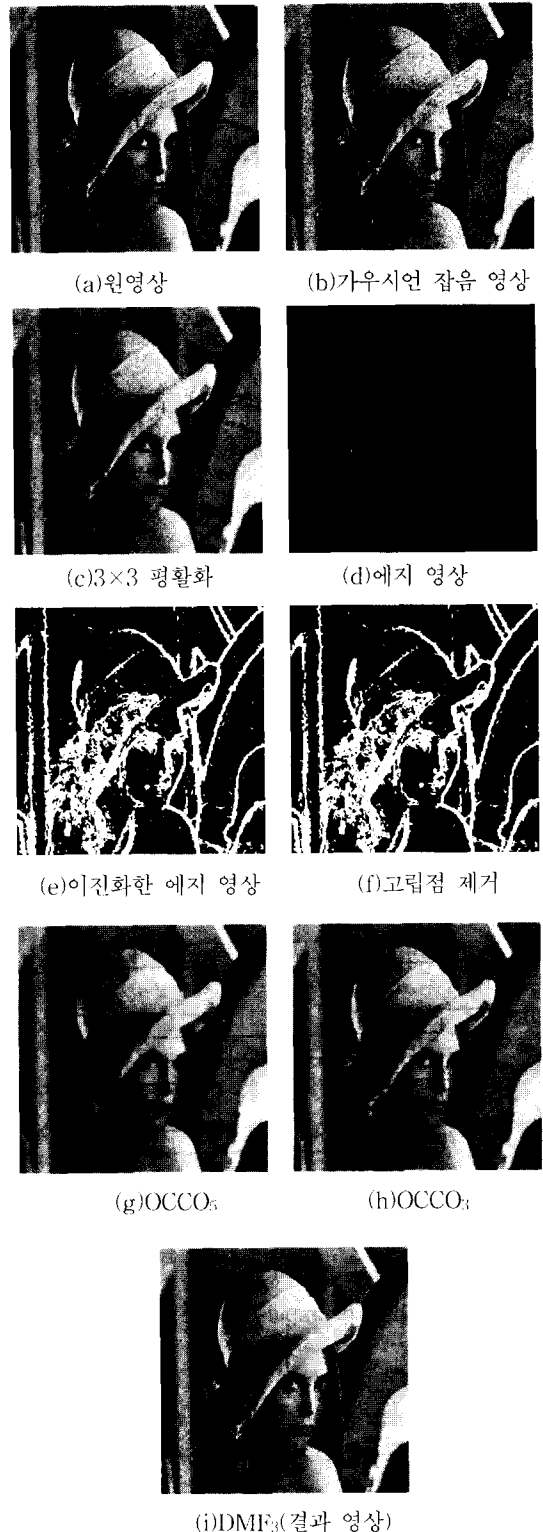


그림 5. 제안한 알고리즘 수행 과정(가우시언 잡음)
Fig. 5. Processing steps of proposed algorithm (Gaussian noise).

그림 6은 표준 편차가 15인 가우시언 잡음 영상에 대해서 기존의 수리 형태론 알고리즘을 적용한 결과 영상들이다. 잡음 제거면에 있어서 DMF₃, AMF, MGR₃, MGR₄와 같은 알고리즘은 잡음이 거의 제거되지 않는다. 평활화 필터, Median 필터, 세부사항을 보존하기위해 0°, 45°, 90°, 135°의 방향성을 가지는 여러개의 Median 필터로 구성된 Multistage Median 필터¹⁹⁾, ASF₅, 그리고 MGR₅는 세부 사항의 많은 부분을 잃어버리고 DMF₅는 형태소의 형태를 띤 인위적인 패턴(artificial pattern)이 나타나기 때문에 가시적인 화질을 매우 떨어뜨린다. 제안한 알고리즘은 잡음 제거와 세부 사항 보존, 그리고 인위적인 패턴이 생기지 않는다는 면에 있어서 다른 알고리즘에 비해서 우수한 것을 알 수 있다.

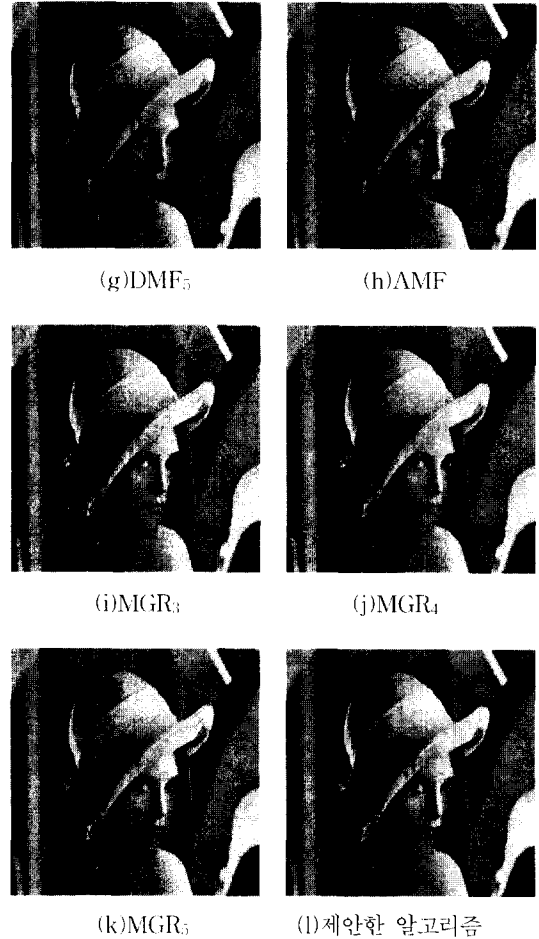


그림 6. 수리 형태론 알고리즘의 수행 결과(가우시언 잡음)

Fig. 6. Processing results of morphology algorithms (Gaussian noise).

객관적으로 영상의 질을 평가하는 척도로서 식 (20)과 같이 NMSE를 구한 결과, 그림 7에 도시된 바와 같이 제안한 알고리즘의 성능이 다른 알고리즘에 비해서 우수한 것을 알 수 있다.

$$NMSE = \frac{\sum_{i,j} (x(i,j) - y(i,j))^2}{\sum_{i,j} x(i,j)^2} \quad (20)$$

식 (20)에서 $x(i,j)$ 는 원 영상이고 $y(i,j)$ 는 결과 영상이다.

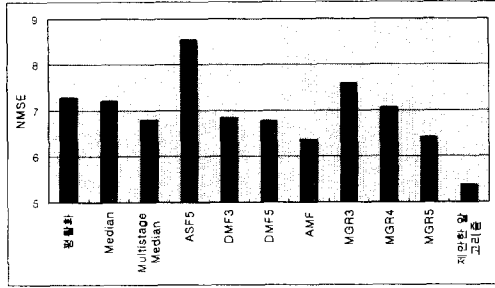


그림 7. NMSE(단위 10^{-3}) : Lenna 영상(가우시언 잡음)
 Fig. 7. NMSE(unit 10^{-3}) : Lenna image (Gaussian noise).

잡음의 크기에 따른 영향을 관찰하기 위하여, Peppers 영상에 표준 편차 10, 15, 20의 가우시언 잡음이 첨가된 영상에 대해서 DMF₅와 MGR₄, 그리고 제안한 알고리즘을 적용한 후 NMSE를 구하여 그림 8에 나타내었다. 표준 편차가 커지면서 MGR₄는 잡음이 제대로 제거되지 않고 DMF₅는 인위적인 패턴이 생기기 때문에 제안한 알고리즘보다 NMSE가 더 떨어지는 것을 알 수 있다.

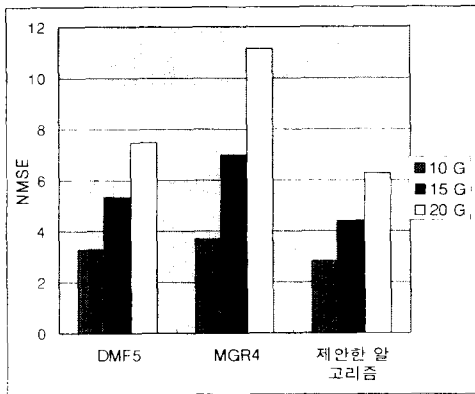


그림 8. NMSE(단위 10^{-3}) : Peppers 영상(가우시언 잡음)
 Fig. 8. NMSE(unit 10^{-3}) : Peppers image (Gaussian noise).

표 1은 표준 편차가 15인 가우시언 잡음을 여러 가지의 영상에 적용한 후 NMSE를 구한 결과이다. 영상에 따라서 정도의 차이는 있지만 제안한 알고리즘이 우수한 것을 알 수 있고 Bridge영상과 같이 가는 선이나 에지와 같은 세부 사항이 매우 많이 있는 영상에

서는 DMF₃와 AMF 같은 알고리즘이 NMSE적으로는 우수하게 나타나지만 잡음이 제대로 제거되지 않는다는 문제점이 있다.

표 1. 여러가지 영상에 대한 NMSE(단위 10^{-3})
 Table 1. NMSE(unit 10^{-3}) for various images.

	Airplane	Bridge	Cafe	Camera	Peppers
평활화	2.1	11.3	5.9	10.5	5.0
Median	2.0	11.2	6.7	9.2	4.4
Multistage Median	2.0	10.2	8.3	9.8	5.5
ASF ₅	3.8	15.6	8.9	12.4	6.9
DMF ₃	2.9	8.8	9.7	6.3	6.3
DMF ₅	2.2	11.3	7.7	6.6	5.3
AMF	2.6	8.9	8.4	6.4	5.7
MGR ₃	3.5	9.1	11.3	6.9	7.4
MGR ₄	2.9	9.2	10.3	6.5	7.0
MGR ₅	2.6	9.3	8.7	5.9	6.0
제안한 알고리즘	1.6	9.4	6.8	5.3	4.4

그림 9에서는 제안한 알고리즘과 다른 알고리즘의 수행 시간을 나타내었는데, MGR 방법보다 조금 더 걸리고 AMF에 비해서는 훨씬 적게 걸리는 것을 알 수 있다.

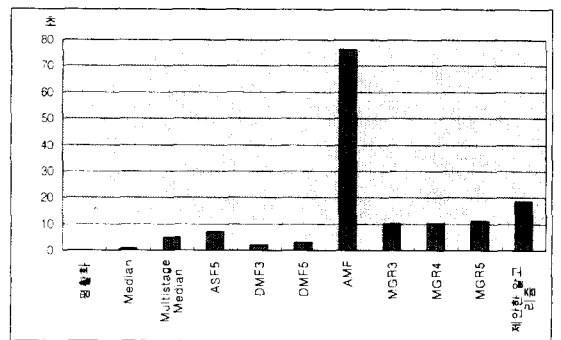


그림 9. 수행 시간(가우시언 잡음)
 Fig. 9. Execution time(Gaussian noise).

2. 임펄스 잡음에 대한 성능 평가

그림 10은 제안한 알고리즘의 수행 과정을 보여주는 것으로 (a)는 Lenna 원 영상이고 (b)는 15% 임펄스 잡음이 첨가된 영상이다. (c)는 에지를 찾기 위해 일차적으로 잡음을 제거한 영상이며 (d)는 에지 영상이고

(e)는 에지 영상을 임계값 28을 가지고 이진화한 결과 영상이다. 에지 주위에서는 3장에서 설명한 것과 같이 변형된 형태의 MGR₁를 수행하는데, (f)는 첫 번째 단계에서 열림을 한 결과이고 (g)는 첫 번째 단계의 결과 영상이다. 이때, 흰색 잡음이 제거된 것을 알 수 있다. (h)는 두 번째 단계에서 불임을 수행한 결과 영상이고 (i)는 그 결과 영상으로 까만색 잡음이 제거된 것을 알 수 있다.



(i)측지적 녹임(결과 영상)

그림 10. 제안한 알고리즘 수행 과정(임펄스 잡음)
Fig. 10. Processing steps of proposed algorithm (impulse noise).



(a)원영상

(b)임펄스 잡음 영상



(c)ASFD₃

(d)에지 영상



(e)이진화한 에지 영상

(f)열림



(a)원영상

(b)3×3 평활화



(g)측지적 불림

(h)불임



(c)3×3 Median

(d)Multistage Median

그림 11은 15% 임펄스 잡음 영상에 대해서 여러 가지 수리 형태론 알고리즘을 적용한 결과 영상들이다. 잡음 제거면에 있어서 DMF₃와 MGR₃는 잔여 잡음이 상당히 많이 존재하며 MGR₁는 큰 물체 주위에 잔여 잡음이 남는다. 평활화 필터, Median 필터, Multistage Median 필터^[9], ASF₅, 그리고 MGR₃는 세부 사항의 많은 부분을 잃어버리고 DMF₅와 같은 알고리즘은 형태소의 형태를 먼 인위적인 패턴이 나타나기 때문에 가시적인 화질을 매우 떨어뜨린다. AMF와 제안한 수리 형태론 알고리즘은 잡음 제거와 세부 사항 보존, 그리고 인위적인 패턴이 생기지 않는다는 면에 있어서 다른 알고리즘에 비해서 우수한 것을 알 수 있다.



그림 11. 수리 형태론 알고리즘의 수행 결과(임펄스 잡음)
 Fig. 11. Processing results of morphology algorithms (impulse noise).

그림 12는 NMSE를 나타내고 있는데, 제안한 알고리즘은 AMF와 비슷한 결과를 보이고 있으며 다른 알고리즘에 비해서는 우수한 것을 알 수 있다.

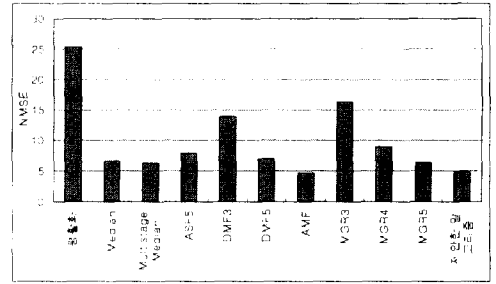


그림 12. NMSE(단위 10⁻³) : Lenna 영상(임펄스 잡음)
 Fig. 12. NMSE(unit 10⁻³) : Lenna image (impulse noise).

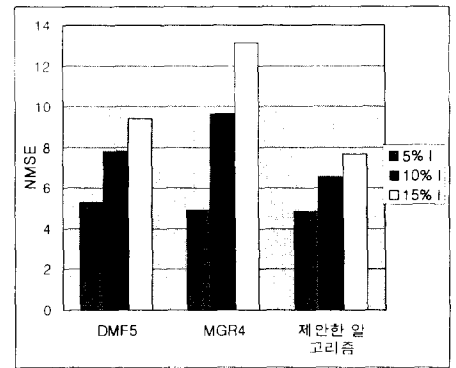


그림 13. NMSE(단위 10⁻³) : Camera 영상(임펄스 잡음)
 Fig. 13. NMSE(unit 10⁻³) : Camera image (impulse noise).

잡음의 크기에 따른 영향을 관찰하기 위하여, Camera 영상에 임펄스 잡음의 분포가 5%, 10%, 그리고 15%인 경우에 대해서 DMF5와 MGR4, 그리고 제안한 알고리즘을 적용한 후 NMSE를 구하여 그림 13에 나타내었다. 잡음의 분포가 커지면서 MGR4는 영상에서 잔여 잡음이 더 많이 생기고 DMF5는 인위적인 캐틴이 생기기 때문에 NMSE가 더 떨어지는 것을 알 수 있다.

표 2는 15% 임펄스 잡음을 여러 가지의 영상에 적용한 결과 영상의 NMSE를 구하여 제시하였다. 영상에 따라서 정도의 차이는 있지만 제안한 알고리즘이 우수한 것을 알 수 있다.

표 2. 여러 가지 영상에 대한 NMSE(단위 10^{-3})
Table 2. NMSE(unit 10^{-3}) for various images.

	Airplane	Bridge	Cafe	Camera	Peppers
평활화	14.0	33.0	32.5	30.8	24.4
Median	2.0	12.3	7.5	11.9	5.6
Multistage Median	1.7	9.6	5.1	11.2	4.7
ASF ₅	3.5	14.4	6.8	13.2	6.0
DMF ₃	6.1	17.6	15.9	16.3	13.1
DMF ₅	2.1	11.4	4.6	9.4	4.9
AMF	1.6	8.8	3.4	7.3	3.8
MGR ₃	7.3	20.5	19.4	19.4	15.7
MGR ₄	4.1	12.8	8.4	13.8	10.2
MGR ₅	2.2	9.8	4.5	9.6	5.4
제안한 알고리즘	1.4	8.2	4.4	7.6	3.4

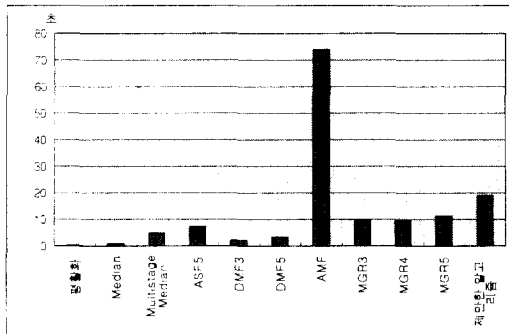


그림 14. 수행 시간(임펄스 잡음)
Fig. 14. Execution time(impulse noise).

그림 14에서는 수행 시간을 나타내었는데, 제안한 알고리즘의 기본이 되는 MGR₄보다는 에지를 구하는 과정 때문에 시간이 조금 더 걸리지만, 가시적으로나 NMSE적인 면에 있어서 비슷한 결과를 제시하는 AMF에 비해서는 훨씬 적게 걸리는 것을 알 수 있다.

3. 종합적인 성능 평가

제안한 수리 형태론 알고리즘은 가우시언 잡음의 경우 잡음 제거 측면에 있어서 DMF₃, AMF, MGR₃, MGR₄와 같은 알고리즘에 비해 우수하며, 세부 사항 보존에서는 ASF₅와 MGR₅보다 세부 사항을 잘 보존하고 인위적인 패턴이 생기는 DMF₅보다 가시적으로

우수하다. 또한, NMSE측면에서 뛰어나며 수행 시간은 조금 많이 걸린다. 임펄스 잡음에 대해서는 잔여 잡음이 생기는 DMF₃, MGR₃, MGR₄보다 뛰어나며 ASF₅와 MGR₅보다 세부 사항 보존에 있어서 뛰어나며 인위적인 패턴이 생기는 DMF₅보다 우수하다. NMSE측면에서는 AMF와 비슷한 결과를 나타내고 다른 알고리즘에 비해서는 뛰어나며 수행 시간은 AMF보다는 훨씬 적게 걸리고 그 이외의 알고리즘에 비해서는 약간 많이 걸린다.

V. 결론

본 논문에서는 그레이 스케일 영상에서의 잡음 제거를 위한 수리 형태론 알고리즘을 제시하였으며, 임펄스 잡음과 가우시언 잡음이 첨가된 영상에 대해 본 알고리즘을 적용하여 잡음 제거뿐만 아니라 세부 사항 보존에 있어서도 효과적인 결과를 얻을 수 있었다. 가우시언 잡음의 경우는 잡음 제거에 있어서 효과적인 OCCO₃와 OCCO₅를 사용하되 세부 사항을 잘 보존하기 위해서 에지 부분에서는 DMF₃를 수행하여 결과 영상을 얻는다. 임펄스 잡음의 경우는 잡음 제거와 세부 사항 보존에 있어서 우수한 MGR₄를 사용하되 이때 발생하는 잔여 잡음을 제거하기 위해서 에지 부분에서는 불림 대신에 열림-불임을 수행하고 녹임 대신에 불림-열림을 수행한 값을 선택한다.

제안한 알고리즘은 ASF와 DMF, AMF, 그리고 MGR 방법과 비교 분석한 결과, 가시적인 면에서나 NMSE측면에서 우수한 것을 알 수 있었다. 그러나, 속도적인 면에서 MGR 방법보다 2배 정도 더 느리다는 단점이 있는데 그것은 에지를 찾는 것과 같은 추가적인 동작을 수행하기 때문이다.

향후 연구 방향으로서는 가우시언 잡음과 임펄스 잡음이 동시에 존재하는 경우에 효과적으로 동작할 수 있는 알고리즘을 고안하는 것인데, 가우시언 잡음과 임펄스 잡음은 그 특성이 매우 다르기 때문에 두 가지 잡음을 한꺼번에 제거하기는 매우 어렵다. 따라서, 각각의 잡음에 대해서 효과적으로 동작하는 방법을 병행하여 수행시키거나 순차적으로 한단계씩 수행시키는 방법이 있을 수 있다. 그러나, 각각의 잡음이 존재하는 분포와 그 특성에 따라 매우 다른 결과를 제시하기 때문에 이 분야에 대해서는 향후 더 많은 연구가 필요하

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, 1992.
- [2] J. Serra, Ed., *Image Analysis and Mathematical Morphology. vol. 2, Theoretical Advances*. San Diego: Academic, 1988.
- [3] J. Song and E. J. Delp, "The Analysis of Morphological Filters with Multiple Structuring Elements," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 50, pp. 308-328, 1990.
- [4] F. Cheng and A. N. Venetsanopoulos, "An Adaptive Morphological Filter for Image Processing," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 1, no. 4, pp. 533-539, Oct. 1992.
- [5] L. Vincent, "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 176-201, Apr. 1993.
- [6] P. Maragos and R. D. Ziff, "Threshold Superposition in Morphological Image Analysis Systems," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligent*, vol. 12, no. 5, pp. 498-504, May. 1990.
- [7] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wong, "A survey of Thresholding Techniques," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 41, pp. 233-260, 1988.
- [8] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*. Addison-Wesley, 1992, vols. 1 and 2.
- [9] E. J. Coyle, J. H. Lin, and M. Gabbouj, "Optimal Stack Filtering and the Estimation and Structural Approaches to Image Processing," *IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 12, pp. 2037-2066, Apr. 1989.

저 자 소 개



金相姬(正會員)

1970年 5月 17日 生. 1993年 2月
 한양대학교 전자계산학과(공학사).
 1996年 8月 한양대학교 전자계산학
 과(공학석사). 1996年 8月 ~ 현재
 LG산전 연구소 연구원. 주관심분야
 : 영상 처리, 동영상 처리

文泳植(正會員) 第33卷 B編 第11號 參照