

가우시안 잡음 제거를 위한 부분 집합 평균 메디안 방법에 관한 연구

이 용환*, 박 장춘**

A study on the subset averaged median methods for gaussian noise reduction

Yong-Whan Lee*, Jang-Chun Park**

요약

영상 처리는 영상 획득, 전처리, 영역화, 인식의 단계를 거치게 되며, 영상은 데이터 전송과정이나 데이터의 획득과정 및 데이터의 처리과정에서 잡음에 의해 쉽게 훼손된다. 이러한 과정에서 발생되는 잡음으로 대표적인 것이 임펄스 잡음과 가우시안 잡음이다. 이러한 잡음을 제거하는 기존의 필터링 방법들 중에는 공간적인 처리 기법으로 평균필터, 메디안필터, 가중필터, cheikh 필터 그리고 이구칠 필터 등이 있었지만 많은 연구들이 임펄스 잡음의 제거에 치우쳐져 있고, 비교적 가우시안 잡음의 제거에 대한 연구는 미비한 편이다.

본 논문에서는 가우시안 잡음의 제거를 위해서는 부분 집합의 평균 정보와 메디안 방법을 이용한 부분 집합 평균 메디안 필터를 제시한다. 이 방법에서도 고려되는 윈도우의 크기는 3×3 를 적용하였다. 먼저 해당 윈도우내 픽셀을 중심픽셀 및 근접한 픽셀을 포함하여 4픽셀로 구성되는 4개의 부분집합으로 구성한 후, 각각의 평균을 구하고 여기서 구해진 4 부분집합의 평균값에 대한 정보와 중심 픽셀의 값과 함께 정렬을 하여 메디안 값을 구하는 방법이다. 이를 통해 가우시안을 기준의 방법보다 더 효율적으로 제거 할 수 있었다. 제시된 알고리즘은 Sun Ultra 2에서 ANSI C 언어를 사용하여 테스트되었으며, 기존의 필터 방법과의 제시된 필터 방법간의 PSNR, MSE, RMSE 값의 비교를 통해 비교 영상과 잡음들에서의 필터 성능과 효과를 제시하였다.

Abstract

Image processing steps consist of image acquisition, pre-processing, region segmentation and recognition, and the images are easily corrupted by noise during the data transmission, data capture, and data processing. Impulse noise and gaussian noise are major noises, which can occur during the process. Many filters such as mean filter, median filter, weighted median filter, Cheikh filter, and Kyu-cheol Lee filter were proposed as spatial noise reduction filters so far. Many researches have been focused on the reduction of impulse noise, but comparatively the research in the reduction of gaussian noise has been neglected. For the reduction of gaussian noise, subset averaged median filter, using median information and subset average information of pixels in a window, was proposed. At this time, consider of the window size as 3×3 pixel. The window is divided to 4 subsets consisted of 4 pixels. First of all, we calculate the average value of each subset, and then find the median value by sorting the average values and center pixel's value. In this paper, a better reduction of gaussian noise was proved. The proposed algorithms were implemented by ANSI C language on a Sun Ultra 2 for testing purposes and the effects and results of the filter in the various levels of noise and images were proposed by comparing the values of PSNR, MSE, and RMSE with the value of the other existing filtering methods.

* 우송공업대학 무역사무자동화과 조교수

** 건국대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수 : 1999. 3.22. 심사완료 : 1999. 4.22.

I. 서론

디지털 영상 처리는 인간의 눈을 통해 영상을 입력 받고, 이에 따라 시신경을 통해 전달된 영상에 전처리 과정과 특징 추출 과정, 패턴 매칭과정을 거쳐 인식을 하게 되는데, 이 모든 과정이 컴퓨터를 이용하여 영상 처리 할 때 거의 동일한 과정을 거친다고 볼 수 있다. 영상의 획득은 객체에 빛이 쏘여지고 이 빛의 영향 및 여러 요인을 갖고서 비디오 카메라 같은 장치에 의해 취해지고, 이때 전달되는 전자적인 신호를 디지타이저(digitizer)에 의해 변환하기도 한다. 영상의 형태는 어느 과정에서 취해졌는지에 따라 광학 영상 형태, 아날로그 영상 형태, 디지털 영상 형태로 구분된다. 컴퓨터로 영상을 다루려면 잡음에 강하고, 고화질의 처리가 가능한 디지털 방식을 취하는 것이 좋다. 정지영상의 경우 2차원 공간상에 존재하는 아날로그 값을 공간 영역에 대해서 디지털화를 실시한다. 획득된 디지털 영상은 영상내의 위치에 따라 x축, y축으로 구분하여 좌표로 표시하게 된다. 이렇게 디지털화 된 점들을 픽셀이라고 부른다. 각 픽셀은 명도(brightness)를 갖게되는데, 이는 양자화를 할 때 얼마나 많은 비트를 사용하느냐에 의해 결정된다. 예를 들어 3 비트로 표현한다면 8개의 명암 등급을 갖게된다. 대개의 경우 이 픽셀의 밝기가 0 (검정색)에서 255(흰색)인 8비트로 표현된다. 영상의 획득에 이어 가장 먼저 수행되는 전처리(preprocessing)는 영상의 획득과정에서 발생되는 잡음이나 초점 등의 문제로 인해 영상이 손상된 경우 이에 대한 처리를 의미하는데, 영상 처리 과정에서 매우 중요한 단계로, 이 단계의 처리가 미흡할 경우는 그 후의 영상처리 단계에서 많은 어려움을 겪게되고 결국 영상의 인식에도 나쁜 영향을 미치게 된다. 영상에 가산되는 잡음은 성능의 저하뿐 아니라, 기대되는 것과 전혀 다른 결과를 초래하기도 한다. 그리고 이 이후의 각종 처리과정에

서 어려움을 겪게 한다. 영상의 획득이나 전송 중에 발생되는 잡음 중에서 대표적으로 가우시안(gaussian) 잡음, 임펄스(impulse) 잡음, 균일(uniform) 잡음 등이 있다. 이러한 잡음을 영상신호에 독립적인 잡음과 영상신호에 의존적인 잡음으로 분류한다. 대표적인 독립적인 잡음으로는 영상 내 픽셀의 값에 관계없이 임의의 위치에 임의의 값이 대치되는 임펄스 잡음이고, 대표적인 의존적인 잡음으로는 영상내의 픽셀 값에 잡음이 실리는 가우시안 잡음이다. 이러한 잡음으로 손상된 영상에 대한 적절한 잡음 제거 처리 작업이 이루어지지 않는다면, 이후의 영상 처리가 곤란을 겪게됨은 당연한 일이다. 이러한 잡음 중에 가장 많이 제거 대상으로 언급되는 잡음이 임펄스 잡음과 가우시안 잡음이다. 영상에서 잡음을 제거하는 연구는 1962년 Graham 이 TV 영상에서 흰 점을 제거하기 위해 시도된 이래 꾸준히 연구되어 오는 분야이다. 잡음제거를 위한 대표적인 방법으로는 평균(average) 필터, 메디안(median) 필터, 가중메디안(weighted median) 필터를 들 수 있고, 최근에 발표된 이규철 필터[3]와 cheikh 필터[4]도 좋은 성능을 보이고 있다. 공간 영역 필터 중에 상수 가중치가 픽셀의 값에 곱해진 요소들을 이용하여 선형적인 합으로 계산하는 것이 선형 필터이고, 이와 다른 방법을 비 선형 공간 필터라고 한다. 예를 들어 메디안 필터, 가중 메디안 필터는 비 선형 공간 필터에 속한다. 즉 평균 가중치를 사용하지 않고 해당 원도우내의 픽셀들을 결합하기 위한 다양한 기법을 사용한다.

관련 연구에서 이 필터들에 대해 자세히 알아보도록 하겠다.

1.1 연구절차 및 범위

영상에서 잡음의 처리를 위한 필터를 설계하기 위해서 기존의 필터에 관한 연구가 먼저 수행되어야 하므로, 2장에서는 잡음의 종류와 그 특징을 자세히 알아보고, 본 논문의 연구와 관련된 기존의 연구인 각종 필터에 대한 특징과 그 처리의 특성 등을 알아본다. 여기서 언급되어진 필터들은 제시되는 필터와 함께 실험을 통해 성능 평가를 하게되며, 이중 우수한 필터들을 잡음의 %를 달리하며, 결과를 4장에서 보이고자

한다. 3장에서는 일반적으로 영상의 획득과정에서 많이 발생하는 잡음인 가우시안 잡음을 처리하기 위한 필터의 알고리즘 구조를 제시한다. 4장에서는 실험 및 평가를 통하여 기존의 연구되어진 필터와의 비교 항목으로 새롭게 제시될 필터를 중심으로 세 가지 테스트 영상의 잡음 제거를 통한 영상의 개선도 측면 중심으로 새롭게 제시된 필터의 성능을 알아본다. 또한 수행시간에 대한 비교도 알아본다. 마지막으로 5장에서는 본 논문에서 접근한 방법과 실험결과를 토대로 이 연구에 대한 결론을 내리고 앞으로 연구 방향에 대해 설명한다.

영상에서 발생되는 잡음 중에 대표적인 임펄스, 가우시안, 균일 잡음의 특성은 다음 그림 2와 같다. 그리고 이들 잡음 20%에 의해 손상된 영상은 그림 3과 같다.

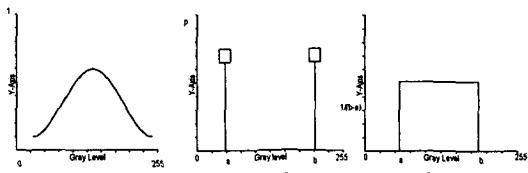


그림 2. 영상 잡음의 유형.
Fig. 2 Types of image noise.

II. 관련연구

잡음 제거 필터를 설계하는데에는 두 가지 고려해야 할 사항이 있는데, 첫째로 영상내의 잡음을 올바르게 판정하여 효과적으로 제거하는 것이며, 둘째 원래의 영상에 가깝도록 영상이 갖는 특징인 에지 등의 세부사항을 보존해야 하는 것이다. 잡음을 제거하는 방법으로는 주로 잡음인지 아닌지를 알아내는데 주변 픽셀의 정보를 이용하게 된다. 즉 잡음은 주변의 픽셀 값들과 차이가 있다는 사실에 근거한다. 주변 픽셀 값을 고려하여 픽셀 값을 부드럽게 만들어 잡음을 누그러뜨리는 평활화(smoothing) 방법을 사용하기도 하는데, 이는 저역 통과 필터에 속하므로 잡음의 제거와 동시에 신호의 대역도 좁아져 화상이 희미해진다. 그러므로 전처리시에 잡음에 적절한 필터의 적용이 요구된다.

영상처리의 전체 단계를 나타내면 그림1과 같다.

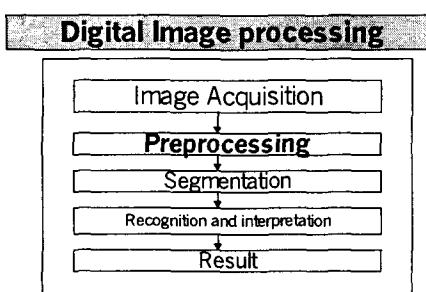


그림 1. 영상처리의 단계
Fig. 1 Steps of image processing.



(a) 원 Lenna 영상
(a) Lenna image
(b) 가우시안 잡음 영상
(b) gaussian noise image



(c) 임펄스 잡음 영상
(c) impulse noise image
(d) 균일 잡음 영상
(d) uniform noise

그림 3. Lenna영상 및 각종 20% 잡음영상.
Fig. 3 Lenna image and 20% noise images.

임펄스 잡음의 경우는 A/D 컨버터상의 문제나 디지털 데이터의 전송중에 주로 발생하는 잡음으로 많은 연구가 이루어진 분야이며, 가우시안 잡음은 주로 이미지의 획득과정에서 광전자 센서 때문에 발생되는 잡음인데, 0에서 255사이의 명암 값이 정규분포 형상을 이루는 잡음으로 그 제거가 용이하지 않고 많은 연구가 필요한 부분이다. 균일 잡음은 a, b 사이의 명암

도를 갖은 잡음들이 첨가되는 잡음으로 이 또한 그 제거가 용이하지 않다. 각각의 잡음의 특성이 다르므로 결국 가우시안 잡음의 특성에 적합한 잡음 제거 필터가 요구된다고 볼 수 있다.

2.1 평균필터

평균필터는 1968년 Nathan에 의해 지역 평균 필터라는 개념으로 소개된 이래 여러 분야에서 꼭넓게 적용 연구되는 필터이다. 평균필터는 정해진 윈도우 내의 픽셀 값들의 평균을 내어 중심 값으로 대치하는 것으로, 윈도우 N^*N 에 대하여 다음과 같은 처리를 하면서 전체 영상을 경유하며 처리를 수행하는 것이다.

$g(k, l)$: 잡음에 의해 오염된 영상.

$$f(i, j) = \frac{1}{N^2} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} g(k, l) : \text{평균필터에 의해 생성되는 영상.}$$

평균치에 의해 영상이 전반적으로 흐려지는데 영상을 흐리게 하면 세밀한 잡음이 누그러져 눈에 보이지 않게 된다. 결국 이 필터에 의한 결과는 잡음이 누그러드는 효과와 수학적인 간결성을 장점으로 하지만, 영상 전체가 뭉뚱해지는 단점을 가지고 있다. 즉 잡음이나 에지를 고려하지 않고 흐리게하여 버리므로 잡음을 제거할 수는 있으나 영상이 흐려지게 되는 것이다. 또한 기존 윈도우 내에 있던 값들을 근거로 새로운 값을 산출하여 이 값으로 중심 값을 바꾼다는 단점도 있다[5]. 평균 필터의 변형으로는 중심픽셀의 비포함이나, 윈도우의 가변 처리 등도 있다. 후에 언급되는 메디안 필터에 비해 비해서 단순하므로 속도가 빠르다는 장점을 가지고 있다.

2.2 메디안필터

메디안이란 원래 통계에서 많이 사용되던 개념이었다. 메디안필터는 1971년 Tukey에 의해 제안된 비선형 필터로 임펄스잡음의 제거를 위해 광범위하게 연구되어 왔다[6]. 이후 디지털 영상처리, 디지털 영상

분석, 디지털 TV 응용, 음성처리와 코딩 등 다양한 영역에서 이에 대한 적용이 이루어져 왔다. 이 필터가 성공을 이룬 요인은 좋은 효과와 계산상의 단순성 때문이었다. 평균필터는 해당 잡음의 정보까지도 산술평균치에 들어가므로 잡음의 제거라기보다는 누그러뜨리기라 할 수 있는데 비해, 메디안 필터는 잡음의 값 자체의 제거에 주안점을 두고 있다. 그러므로 영상내 상세한 면을 보존하는 것이 평균필터에 비해서 더 나은 결과를 산출한다.

2차원 메디안 필터는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$y_{ij} = med[x_{i+r, j+s}; (r, s) \in A] \\ (i, j) \in Z^2$$

$A \in Z^2$ 는 중앙 픽셀 (i, j) 의 이웃으로 필터 윈도우 또는 윈도우라고 줄여서 말한다. 이 윈도우는 십자(cross)형, X모양(X-shape)형, 정사각(square)형, 원(circle)형 등이 있는데 일반적으로 많이 사용되는 것이 정사각형이다[7 nonlinear digital filter]

가장 일반적인 정사각형 윈도우에서 이 필터가 동작하는 것을 단계별로 보면 다음과 같다.

- (1) 처리 대상 영상에서 9픽셀로 구성된 윈도우를 선택한다.
- (2) 해당 9픽셀의 명암 값을 작은 값에서 큰 값 순으로 정렬을 한다.
- (3) 정렬된 값중 중앙값이 선택된다.
- (4) 선택된 값을 해당 윈도우내의 필터의 출력 값으로 사용한다.

윈도우내의 값을 크기 순으로 정렬을 하면 잡음의 경우 양극단으로 위치하게 되므로 이때 중앙값으로 중심 픽셀의 값을 대치하는 방법으로 메디안 필터는 임펄스 잡음을 효과적으로 제거하며, 에지(edge)를 보존하는 성질이 있다[8,9]. 이 기법의 주된 장점은 계산상의 단순성과 효과적이라는 것이다. 주된 단점은 비교적 계산량이 많다는 것이다. 처리 대상 영상에서

각각의 윈도우내에 위치한 픽셀 값들을 크기 순으로 정렬하려면 퀵 정렬(quick sort) 같은 빠른 정렬 알고리즘을 사용한다 하더라도 많은 시간이 요구된다는 점이다. 다만 요즘의 컴퓨터 환경이 매우 빨라졌기 때문에 성능 평가시 속도 측면을 크게 고려하지 않을 뿐이다. 또한 이 필터는 임펄스 잡음을 제거하는데 효과적인 방법이지만 균일 잡음이나 가우시안 잡음의 제거에는 임펄스 잡음 때처럼 좋은 효과를 보이지 않는다.

이 기법은 전체 영상에 대해 윈도우로 나눈 모든 윈도우에 대하여 동일한 조건의 처리를 하므로 잡음이 아닌 픽셀까지 영향을 입게 되어 원래의 영상 정보와 다른 정보를 갖게 된다.

2.3 기중매디안 필터 (10,11)

앞에서 언급하였던 매디안 필터는 기중 매디안 필터의 한 형태로 윈도우 크기가 N인 기중매디안 필터의 출력 $Y(m)$ 은

$$Y(m) = \text{median} [\underbrace{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n}_{w_1}, \underbrace{x_2, \dots, x_{i+1}, \dots, x_n}_{w_2}, \dots, \underbrace{x_n, \dots, x_{n-i}}_{w_n}]$$

으로 주어지며, 이때 w_i , ($i=1, \dots, N$)는 양수로 기중치를 의미한다. 물론 매디안 값을 구하기 위해서 w_i 의 합은 홀수가 되어야 한다. 즉 기중 매디안 필터는 각 윈도우에 기중치를 두고 이에 따라 기중치만큼 해당 픽셀이 반복되어 기중치를 구하는 수식 내에 포함되는 것을 말한다.

기중 매디안 필터는 같은 기중치를 부여하는 것이고, 이것의 변형으로 윈도우내의 중심 화소에 있는 위치의 값에만 기중치를 부여하는 필터가 중앙기중매디안(central weighted median) 필터이다[10]. 기중 매디안 필터는 매디안필터와 마찬가지로 임펄스잡음을 제거할 수 있고 또한 신호의 급격한 변이인 에지를 보존할 수 있다. 또한 기중치의 조절로 주파수의 선택이 가능하다[11]. 기중매디안 필터는 매디안 필터의 특성을 모두 가지고 있으면서, 잡음의 제거 성능에서 더 좋은 결과를 산출하고 있어 그 응용이 점점 늘어가는

추세이다. 본 연구에서는 기중매디안 필터의 범주에 중앙기중매디안필터를 포함시켜서 언급하고자 한다. 필터의 비교에서 사용한 중심 픽셀의 적용 기중치는 3을 사용하였다.

2.4 cheikh 필터 (4)

이 필터는 탐지(detection)와 판단(estimate)기법을 사용하여, 각 픽셀의 지역적인 에너지 값을 계산하고 이를 임계(threshold) 값과의 비교로 잡음을 제거하는 방법이다.

위치 (m, n) 에서의 픽셀의 값을 $X(m, n)$ 이라 했을 때,

에너지 $E(m,n)=\text{Max}(E1(m,n), E2(m,n))$ 의 값을 취하게 되며, 여기서 $E1(m,n)$ 과 $E2(m,n)$ 은 다음과 같다.

$$E1(m,n) = |2*(X(m,n)-\mu)2-(X(m-1,n)-\mu)*(X(m+1,n)-\mu)-(X(m,n-1)-\mu)*(X(m,n+1)-\mu)|$$

$$E2(m,n) = |2*(X(m,n)-\mu)2-(X(m-1,n-1)-\mu)*(X(m+1,n+1)-\mu)-(X(m+1,n-1)-\mu)*(X(m-1,n+1)-\mu)|$$

여기서 μ 는 수행 윈도우내 픽셀들의 지역 평균을 의미한다.

최종적으로는 여기서 얻어진 에너지 값과 다음 식에 의한 임계값과의 비교가 이루어진다.

$$Th = (\frac{a}{N}) * \sum_{n=1}^N En$$

여기서 a 는 실험적으로 얻어진 값으로 1.9를 사용한다. 여기서 얻어진 Th 값과 에너지 값을 비교하여 Th 를 초과하면 잡음으로 판단하여 윈도우내의 픽셀들 값중 매디안 값으로 대치하는 것이다[4]. cheikh 필터는 다른 기법에 비하여 많은 수행시간을 요구하는데, 그 이유는 각각의 윈도우에 대한 평균치를 가지고 다른 기법에 비하여 매우 복잡한 연산을 수행하여야

하기 때문이다.

2.5 이규철 필터 [3]

이규철 필터는 기존의 필터 기법과는 다르게, 해당 픽셀이 에지 인지 아닌지를 판단하는 방법을 위해 중심 픽셀과 주변 픽셀간의 명암 값 차이에 대한 정보를 사용하였다. 이를 NLD 라고 표현하였다. 즉 $NLD(m) = |x(i,j) - xm(i,j)|$ 이고 여기서 $m=1, 2, \dots, 8$ 이다. 이를 통하여 지역차이에 대한 순위를 구해서 이를 RLD(n)= $Xn(i,j)$ 로 정의하였다. 이를 통해서 다섯 개의 중앙순위 값에 대한 합을 통하여 MTP(5)

를 구하였으며, (즉 $MTP(5) = \frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 RLD(k)$ 이다.) 이 값과 중앙픽셀간의 차가 식 $I_{th} = \alpha + \log_2(MTP(5))$ 으로 구해진 I_{th} 보다 큰 경우에는 메디안 필터링을 하는 방법이다.

이규철 필터는 임펄스 잡음에 의해 손상된 영상에서 잡음을 제거하는데, 3×3 윈도우를 적용시키면서 잡음 감지 단계를 적용시켜, 잡음에 의해 손상된 픽셀만을 필터링 하는 방법을 제시하였다. 3×3 윈도우에서 에지의 일반적인 표현으로는 그림 4와 같은 에지를 제시하였다[3]. 이 기법은 에지의 정보를 이용하여 잡음을 선택적으로 제거한다는 면에서는 좋으나, 에지를 효과적으로 판단하는데는 미약하였다. 또한 잡음의 경우 메디안 필터를 수행함으로 인하여 메디안 필터에서 발생되는 단점이 결과 영상에 영향을 주게 된다.

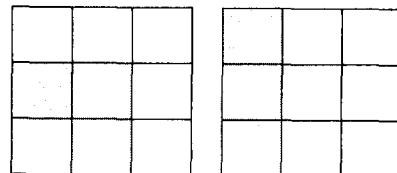
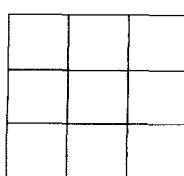
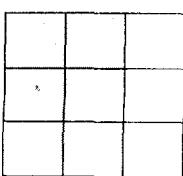
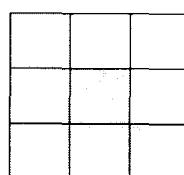
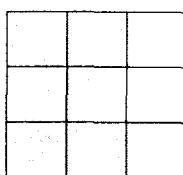


그림 4. 3×3 윈도우에서 에지의 일반적인 표현.
Fig. 4 General representations of edge in 3×3 window.

2.6 부분 집합 평균 메디안 필터

부분 집합 평균 메디안 필터는 Risto Suoranta 와 Kari-Pekka Estola 에 의해 1993년에 제안된 필터로 다음과 같이 정의된다.

$$\overline{\text{med}}_q(X(k)) = E\{\text{med}(Z_i)\},$$

$$Z_i = \{X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_q}\};$$

$$Z_i \subseteq X(k); i_j \subseteq Z_L; i = 1, \dots, K_{tot}$$

$$Z_L = \{k-M, \dots, k, \dots, k+M\}$$

$$X(k) = \{x_{k-M}, \dots, x_k, \dots, x_{k+M}\}$$

$$L = 2M+1; \quad q = 2m+1; \quad 1 \leq q \leq L$$

여기서 $E\{\}$ 은 기대 연산자를 의미하며, $\text{med}()$ 는 해당 윈도우의 메디안 연산자를 의미한다. 해당 연구에서는 L 을 9로 정하여 실험하였다. 즉 잡음 처리 대상 영상을 3×3 윈도우로 구성한 후 이를 다시 m 이 1, 2, 3인 경우 즉 부분집합 3개, 5개, 7개의 부분집합으로 구성하여 각 부분집합의 평균을 구한 후 이 값들을 정렬하여 메디안 값을 얻은 후 이 값으로 중심픽셀의 값을 교체하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 가우시안 잡음의 경우에 $\text{sam}(9,3)$ 을 적용하여 비교하였다. 이때 3개의 부분집합으로 나누는 것에 대해 자세한 언급이 없어, 행 단위와 열 단위의 두 가지 경우를 고려하여 실험하였다. 이 방법은 기존의 평균 필터와 유사하면서도 메디안 필터의 성격을 띤 필터라고 볼 수 있다. 그림 5, 6은 $\text{sam}(9,3)$ 에서 고려한 두 가지 부분집합의 경우를 나타내고 있다.

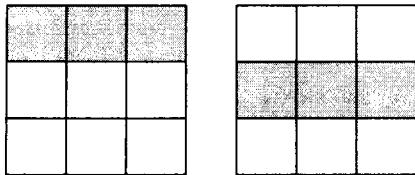


그림 5. 3*3 윈도우에서 부분집합의 표현. (행단위)
Fig. 5 Representations of sunset in 3*3 window. (row case)

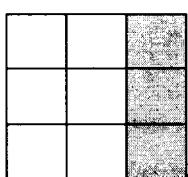
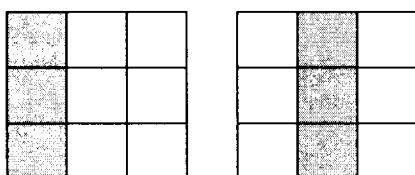


그림 6. 3*3 윈도우에서 부분집합의 표현. (열 단위)
Fig. 6 Representations of sunset in 3*3 window. (column case)

2.7 Max-Min 필터

Max/Min 필터는 임펄스 잡음의 제거를 위해 1989년 Pitas에 의해 제안된 필터로 해당 윈도우에서 최대 값 또는 최소 값을 찾아낸 후 중심 픽셀과의 비교를 통해서 최대 값 필터의 경우 최대 값보다 중심 픽셀이 크면 최대 값으로 바꾸며, 최소 값 필터의 경우는 중심픽셀이 최소 값보다 적으면 최소 값으로 바꾸는 알고리즘에 의해 수행이 된다. 결국 이 필터는 임펄스 잡음에서 극단적인 명도 값 즉 0이나 255 같은 흰색이나 검은 색 잡음이 한 종류만 첨가된 경우 효율적으로 잡음을 제거 할 수 있다. 하지만 두 가지

잡음 즉 흰색과 검은색이 상존한 영상의 경우는 적절한 처리가 곤란해져서 필터의 성능이 떨어진다. 실제 실험에서는 두 가지 잡음을 고려하여 실험하였는데, 10%정도의 저 잡음에서는 비교적 좋은 성능을 보였지만 20%이상의 고 잡음에서는 성능이 매우 떨어졌다.

III. 중앙값 포함한 부분 집합 평균 메디안 필터의 구현

가우시안 잡음은 영상의 획득에서 자주 발생되는 잡음으로 일반적으로 임펄스 잡음에서 좋은 제거 효과를 보이던 필터들의 성능이 매우 많이 떨어지는 경향이 있다. 그리고 동시에 가우시안 필터에서 좋은 성능을 보이던 필터는 임펄스 잡음에서 그 성능이 현격히 떨어진다. 예를 들어 가중메디안 필터는 임펄스 잡음의 제거는 효과적이지만, 가우시안 잡음의 제거에서는 그 성능이 떨어진다. 그리고 평균 필터는 가우시안 잡음을 줄이는 데는 효과적이지만, 임펄스 잡음 대해서는 효과적이지 않다. 임펄스 잡음은 주로 0, 255 와 같은 극단적인 값이 잡음으로 이루어지고 가우시안 잡음은 잡음이 정규분포형으로 잡음의 성격 자체가 틀리기 때문이다. 결국 좀더 좋은 잡음 제거 처리를 위해서 가우시안 잡음에 알맞은 필터의 설계가 요구된다. 본 장에서는 기존의 필터 중에 비교적 성능이 좋은 평균 필터와 메디안 필터와 가중 메디안 필터(중앙가중메디안 필터)의 장점만을 취해서 복합적인 새로운 필터를 제시하고자 한다.

여기서 새롭게 제시되는 부분집합 메디안 필터는 윈도우내의 전체 픽셀들에 대한 정렬에 의해 산출된 단순한 중앙값의 대체인 메디안 필터의 단점을 극복하자는 아이디어에서 시작한다. 먼저 윈도우를 3*3으로 가정하였는데, 이는 계산의 단순성을 위한 것이다. 해당 윈도우가 커지면 이에 따라 계산 량이 증가하게 되므로 3*3을 선택하였다. 이후 3*3 윈도우 내에서 크기가 4 픽셀인 4개의 부분 집합 S1, S2, S3, S4 을 선

정한다. 이후 각 부분집합 S_1, S_2, S_3, S_4 의 각각의 평균값을 구하는 과정을 거친다. 이 과정을 통하여 평균필터가 갖는 잡음을 누그러뜨리는 효과인 장점이 취해지게 된다. 그리고 중앙 픽셀 값과 이를 평균값들과의 정렬과정을 통하여 새로운 중앙값을 얻게 한다.

이를 정리하면 다음의 단계와 같다.

제안된 알고리즘

(1) $N \times N$ 윈도우에 대하여 p 개의 픽셀을 요소로 하는 q 개의 부분 영역으로 구분한다.

$$S_1 = \{Z_1, \dots, Z_p\}, S_2 = \{Z_{1+1}, \dots, Z_p\}, \dots$$

$$S_q = \{Z_1, \dots, Z_p\}, C = \text{center pixels value}$$

(2) 각 영역내 픽셀의 값을 합하고 이를 p 로 나누어 평균값을 알아낸다.

$$M_1 = (Z_1 + \dots + Z_p)/p, M_2 = (Z_1 + \dots + Z_p)/p, \dots$$

$$M_q = (Z_1 + \dots + Z_p)/p$$

(3) 중앙값과 q 부분 영역의 평균값을 대상으로 정렬을 하여 이 가운데 새롭게 산출된 중앙값을 중앙 픽셀의 값으로 대체 한다.

$$\text{Med}(X(k)) = \{M_1, M_2, \dots, M_q, C\}, \text{Center pixel} = \text{Med}(X(k))$$

(4) 다음의 윈도우에 대하여 같은 처리를 반복한다.

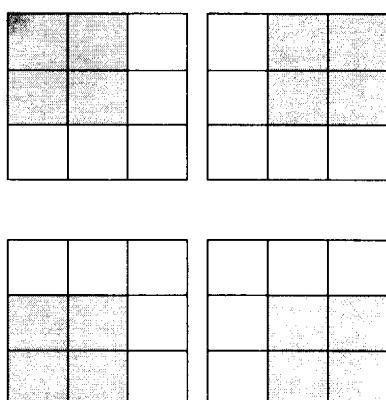


그림 7. 3×3 윈도우에서 부분집합의 표현.
Fig. 7 Representations of sunset in 3×3 window.

부분 집합 평균 메디안 필터의 수행을 자세히 알아보면 다음과 같다. 3×3 윈도우를 그림 7과 같이 4개의 부분 집합 윈도우로 구성한다. 이때 인접한 4개의

픽셀들끼리 부분 집합 윈도우를 구성한 것은 영상의 정보가 인접한 픽셀간에 관계가 있고 또한 서로 유사한 값을 가진다는 것을 이용한 것이다. 또한 중앙 픽셀의 정보가 영상에서는 중요한 요소이므로 중앙픽셀을 포함한 4개의 부분집합으로 구성한 것이다. 이들 부분 집합의 4개 픽셀에 대한 합의 평균값을 구함으로 잡음의 정보가 일단 누그러들게 된다. 이는 평균 필터가 가지고 있는 해당 윈도우에 대한 평균에 의해 잡음을 제거하는 특징을 이용한 것이다. 그리고 중심 픽셀의 값과 이를 부분 집합 윈도우내의 평균값과의 정렬을 통하여 중앙값을 구함으로 두번째 잡음 제거 효과를 갖게 된다. 중심 픽셀을 정렬에 포함한 이유는 중심 픽셀이 가지고 있는 정보의 의미가 중요하기 때문이다.

이 필터는 결국 평균필터와 메디안 필터의 장점을 같이 취한 형태가 된다. 이 필터를 단순하게 가중필터와 유사하게 볼 수도 있다. 즉 중앙의 픽셀이 4의 가중치를 갖는 모양이기 때문이다. 하지만 가중치는 결국 에지 정보 파악에 들어가고, 이를 다시 임계(threshold)값에 적용하는 과정이 있으므로 기존의 가중 메디안 필터와는 매우 다르다고 볼 수 있다.

IV. 실험 및 결과

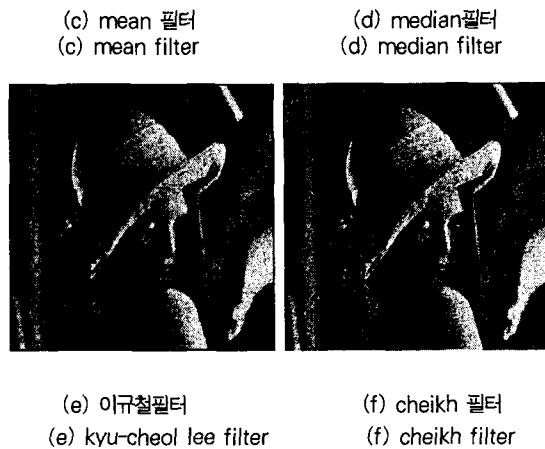
실험은 영상처리에서 가장 잘 사용되고 있는 Lenna, Baboon, Camera영상에 적용하여 보았다. 영상의 크기는 256×256 의 영상으로 흑백 정지 영상을 대상으로 하였다. 특히 Lenna와 Baboon영상은 가지고 있는 정보가 무척 다른 영상으로 Baboon영상은 에지가 무척 많은데, 이에 비해 Lenna영상은 에지가 비교적 적은 편이다. 그리고 이 두 영상은 영상처리에서 가장 기본적인 영상으로 되어 있어 다른 필터 기법과의 비교도 가능하였다. Camera 영상은 비교적 물체가 적은 영상으로 전체 이미지의 정보 유지를 시작적으로 확인하려고 실험 대상 영상으로 선택하였다.

실험은 Sun Ultra 2 기종을 사용하였으며, 구현을 위해 ANSI-C 언어를 사용하였다. Pentium급의 IBM-PC에서도 필터링의 부분적인 수행은 가능하지만, IBM-PC에서는 배열 할당에 따른 메모리 상의 문제점 때문에 수행 결과 값에 대한 보증이 어렵다. 그러므로 기초적인 프로그래밍의 작업은 MS-Windows에서 Turbo C와 Visual C++을 이용하여 테스트하였고, 최종적인 실험은 운영체제 자체가 훨씬 안정적이고 메모리상의 문제가 발생하지 않는 UNIX환경을 선택하였다.

실험은 먼저 잡음 종류에 따른 10%에서 30%까지의 영상을 준비하고, 영상의 선택에 따라 지정된 각각의 여러 %별 잡음 영상에 대해서 제시된 각각의 필터들을 수행하고, 이 결과에 따라 각 %별로 잡음 처리의 결과 영상 및 성능 평가 값을 해당 데이터 파일에 작성하고 성능 평가 값의 경우는 이를 다시 정렬하여 필터간의 성능을 비교하는 단계로 이루어졌다. 영상에 고려한 잡음의 %는 가우시안 잡음은 10%에서 30%를 집중 고려하여 실험하였다. 세 가지 영상에 대해 20% 가우시안 잡음을 각 필터로 처리한 결과를 보면 그림 8, 9, 10과 같다.



(a) 원 Lenna 영상
(a) Lenna image
(b) 가우시안잡음 20%영상
(b) gaussian noise 20% image



(c) mean 필터
(c) mean filter
(d) median필터
(d) median filter
(e) 이규철필터
(e) kyu-cheol lee filter
(f) cheikh 필터
(f) cheikh filter



(g) weighted median 필터
(g) weighted median filter
(h) 제안필터
(h) proposed filter

그림 8. Lenna영상 및 잡음영상 그리고 잡음영상에 대하여 각 필터를 적용하여 산출된 결과 영상

Fig. 8 Lenna image , noise image and result images filtered by each filter.



(a) 원 Baboon 영상
(a) Baboon image
(b) 가우시안 잡음 20%영상
(b) gaussian noise 20% image



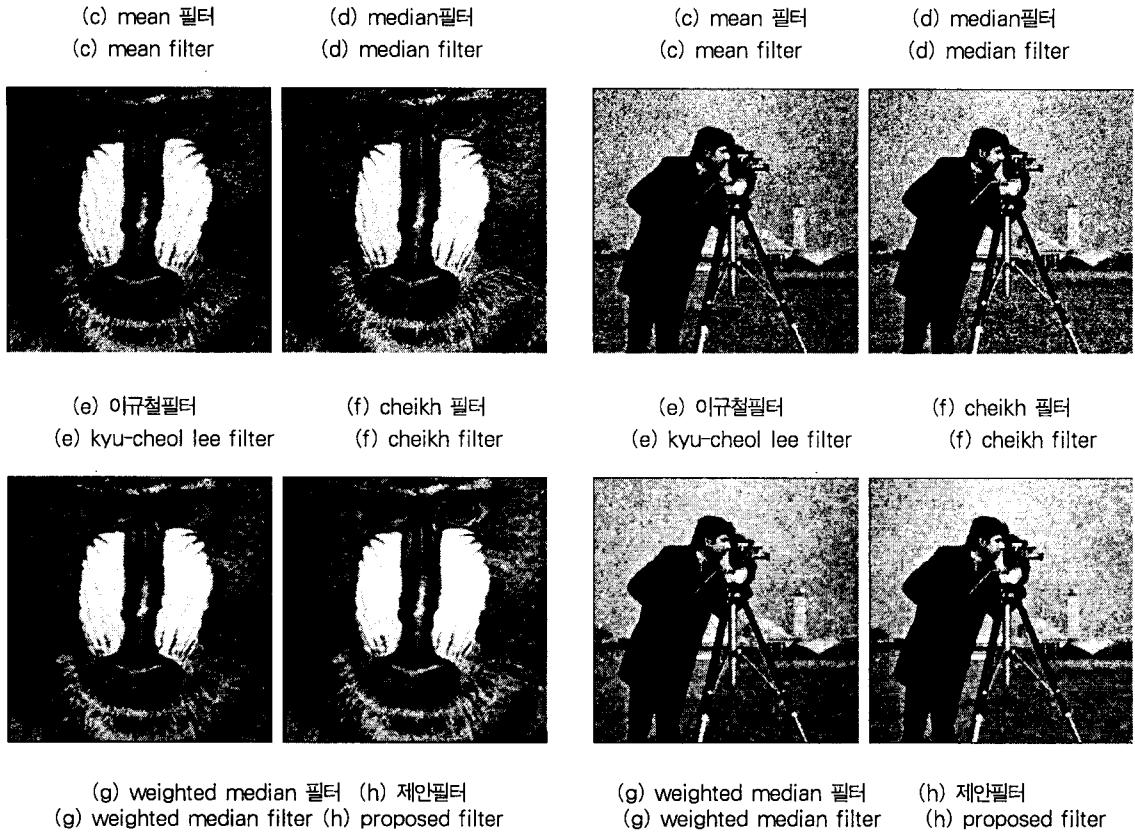


그림 9. Baboon영상 및 잡음영상 그리고 잡음영상에 대하여 각 필터를 적용하여 산출된 결과 영상

Fig. 9 Baboon image , noise image and result images filtered by each filter.

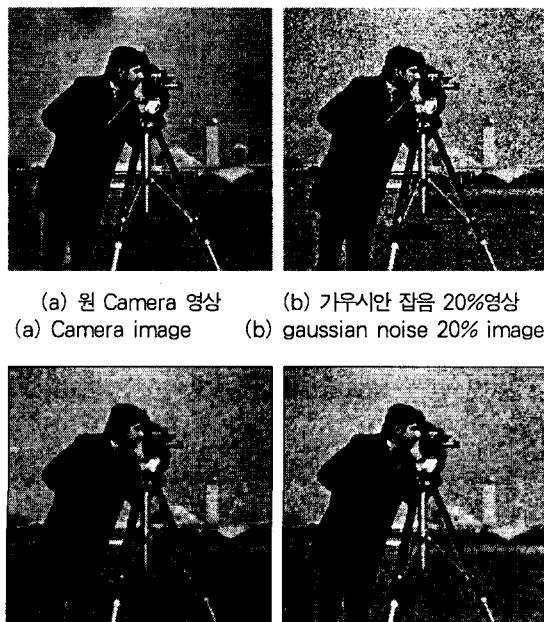


그림 10. Camera영상 및 잡음영상 그리고 잡음영상에 대하여 각 필터를 적용하여 산출된 결과 영상

Fig. 10 Camera image , noise image and result images filtered by each filter.

새롭게 제시된 필터 기법의 성능 비교 평가를 위해, 평균 필터, 메디안 필터, 이규철 필터, cheikh 필터, 가중 메디안 필터, 부분 집합 메디안필터와 비교를 하였다.

필터간의 잡음 제거 효과에 대한 수치적인 비교 방법은 여러 가지 방법이 존재하지만 MSE(Mean Square Error)와 RMSE(Root Mean Square Error) 그리고 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)으로 측정하였다.

MSE는 원 영상과 개선된 영상에서의 차이를 사람의 시각적인 면과 차이가 없이, 수학적인 연산으로 여러의 정도를 알아내는데 쓰이는데, 이를 일반적으로 사용하는 이유는 크게 두 가지를 들 수 있는데 첫째로 계산하기가 편하다는 점, 둘째 전체 영상에서 신호

에너지에 연관된다는 점이다.

MSE, RMSE, 그리고 PSNR은 다음 식과 같이 정의된다[13].

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [Y(i, j) - X(i, j)]^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [Y(i, j) - X(i, j)]^2}$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{RMSE} \right)$$

MSE 방법은 2개의 영상 데이터를 읽어 들여 서로의 차이를 누적시킨 후 이를 256×256 으로 나눈 값이다. 즉 MSE는 잡음이 없는 원래의 영상과 잡음이 첨가된 영상에 대하여 필터를 거친 후 나온 영상과의 차이에 대한 값이며, 이 값에 대해 루트를 계산한 것이 RMSE이다. 또한 PSNR은 잡음에 대한 피크 시그널 값이다.

결국 MSE의 값이 적을수록 두 영상의 차이가 적다는 것을 의미하게 되고, 이런 결과를 산출하는 필터가 더 좋은 효과의 필터라 할 수 있다. 그리고 PSNR은 그 값이 클수록 필터의 성능이 좋다고 할 수 있다 [14].

10%에서 30%까지의 비교를 하였는데, 잡음의 강도에 따른 필터간의 성능 차이는 매우 크다고 볼 수는 없었다. Lenna 영상에 대한 가우시안 잡음 10%, 20%, 30%에서의 각 필터의 성능, Baboon 영상에 대한 가우시안 잡음 10%, 20%, 30%에서의 각 필터의 성능 및 Camera 영상에 대한 가우시안 잡음 10%, 20%, 30%를 보면 표1, 2, 3, 4와 같다. 수행결과 제안된 필터가 가장 성능이 좋았다.

특이한 것은 영상이 가지고 있는 정보의 차이 즉 에지의 다소에 따라 필터간의 성능의 차이가 심했다는 점이다. 이는 결국 잡음처리 필터가 에지와 잡음을 구별하지 못하는데서 오는 결과라고 할 수 있다. 에지

가 비교적 적은 Lenna영상에서는 가중메디안 필터가 제시된 필터 다음으로 좋은 결과를 산출하였지만, Camera영상 30% 잡음에서는 그 성능이 오히려 평균 필터보다 떨어졌다. 그리고 cheikh 필터는 10% 잡음에서는 대체로 좋았으나, 20% 부터는 거의 필터의 능력을 발휘하지 못한다고 볼 수 있다. 영상과 잡음의 정도에 따라 차이는 있으나 대체적으로 저 잡음에서는 가중 메디안 필터, 이규칠 필터이며 고 잡음에서는 가중메디안 필터, 평균필터, 메디안 필터 등의 순이었다. 가중 메디안 필터는 30% 잡음의 경우는 두 영상에서 그 성능이 현격히 떨어짐을 알 수 있었다. 기존의 연구인 부분집합 메디안 필터는 3×3 윈도우에서 3개의 부분 집합으로 나누는 것으로 Lenna영상에 대해 행단위로 나눈 것과 열 단위로 나눈 두 개의 필터를 적용하여 보았다. 10% 정도의 저 잡음에서는 성능이 평균필터처럼 매우 떨어졌으나, 30% 이상의 고 잡음에서는 성능이 좋게 나왔으나 새롭게 제시된 필터에 비해서는 성능이 다소 떨어졌다. 평균필터는 필터의 재 수행시에 성능이 2차 적용시 대개 떨어졌고, 부분 집합 평균 메디안 필터도 성능이 3차 정도에서 떨어졌다. 실험은 경우에 따라 기존의 필터 및 새롭게 제시된 필터를 모두 재 적용하여 좀더 좋은 결과를 얻도록 하였다.

〈표 1〉 Lenna 영상의 10% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 1) Performance of each filters for 10% gaussian noise in Lenna image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	268.0634	16.3726	23.8484	8
median filter	243.7586	15.6128	24.2612	4
이규칠 필터	261.4851	16.1705	23.9563	7
cheikh filter	241.0340	15.5253	24.3100	3
weighted median filter	210.4145	14.5057	24.9000	2
부분집합메디안 filter (row3)	260.9615	16.1543	23.9650	6
부분집합메디안 filter (col.3)	249.4073	15.7926	24.1617	5
제안된 필터	201.1537	14.1829	25.0955	1

〈표 2〉 Lenna 영상의 20% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 2) Performance of each filters for 20% gaussian noise in Lenna image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	300.3525	17.3307	23.3543	3
median filter	304.3920	17.4468	23.2965	5
이규칠 필터	497.9742	22.3153	21.1587	7
cheikh filter	526.5630	22.9470	20.9163	8
weighted median filter	294.4703	17.1601	23.4404	2
부분집합메디안 filter (row3)	308.7864	17.5723	23.2342	6
부분집합메디안 filter (col3)	301.1377	17.3533	23.3432	4
제안된 필터	267.1450	16.3446	23.8633	1

〈표 3〉 Lenna 영상의 30% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 3) Performance of each filters for 30% gaussian noise in Lenna image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	356.6347	18.8848	22.6086	3
median filter	397.5530	19.9387	22.1369	6
이규칠 필터	687.4457	26.2192	19.7584	7
cheikh filter	861.5331	29.3519	18.7781	8
weighted median filter	421.5045	20.5306	21.8828	5
부분집합메디안 filter (row3)	363.2837	19.0600	22.5283	4
부분집합메디안 filter (col3)	345.1347	18.5778	22.7509	2
제안된 필터	326.9329	18.0813	22.9862	1

* 제안된 필터의 결과와 부분집합메디안 필터 (row3), (col3)는 1회 재적용 필터 값임.

〈표 4〉 Camera 영상의 10% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 4) Performance of each filters for 10% gaussian noise in Camera image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	489.7071	22.1293	21.2314	8
median filter	455.9642	21.3533	21.5415	4
이규칠 필터	472.0404	21.7265	21.3910	6
cheikh filter	424.9187	20.6136	21.8477	3
weighted median filter	406.2575	20.1588	22.0428	2
부분집합메디안 filter (row3)	478.8961	21.8837	21.3284	7
부분집합메디안 filter (col3)	457.4996	21.3892	21.5269	5
제안된 필터	387.2635	19.6790	22.2507	1

〈표 5〉 Camera 영상의 20% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 5) Performance of each filters for 20% gaussian noise in Camera image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	524.4797	22.9015	20.9335	5
median filter	515.5954	22.7067	21.0077	4
이규칠 필터	690.9053	26.2851	19.7366	7
cheikh filter	700.9845	26.4761	19.6737	8
weighted median filter	486.2434	22.0509	21.2623	2
부분집합메디안 filter (row3)	528.6551	22.9925	20.8991	6
부분집합메디안 filter (col3)	505.8802	22.4918	21.0903	3
제안된 필터	453.4777	21.2950	21.5625	1

〈표 6〉 Camera 영상의 30% 가우시안 잡음에서 각 필터의 성능.
 (table 6) Performance of each filters for 30% gaussian noise in Camera image.

filter	MSE	RMSE	PSNR	Rank
mean filter	577.3054	24.0272	20.5167	2
median filter	602.3994	24.5438	20.3320	5
이규칠 필터	876.6476	29.6082	18.7026	7
cheikh filter	1116.3634	33.4120	17.6527	8
weighted median filter	610.0269	24.6987	20.2773	6
부분집합메디안 filter (row3)	599.3810	24.4823	20.3538	4
부분집합메디안 filter (col3)	580.1196	24.0857	20.4956	3
제안된 필터	550.7686	23.4685	20.7211	1

그림 11에서는 필터 성능 표현의 단순화를 위해서 이전의 두 영상 실험에서 성능이 우수하게 나타났던 가중 메디안 필터, 평균 필터, 메디안 필터와의 비교만을 Baboon영상의 10%에서 40%의 가우시안 잡음에 적용한 결과를 나타내었다.

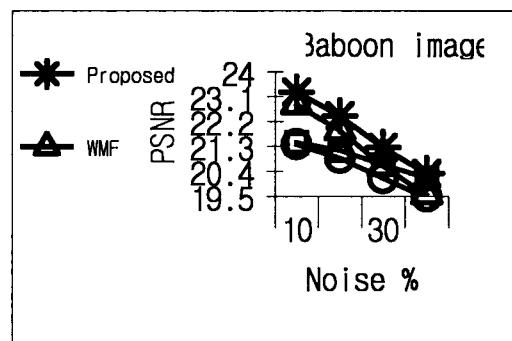


그림 11. Baboon 영상에서 필터의 성능.
 Fig. 11 Filter performance for Baboon image

그림 11에서 알 수 있듯이 새롭게 제시된 필터가 Baboon 영상의 가우시안 잡음 10%에서 40%까지 성능이 가장 우수하게 나음을 알 수 있었다. 물론 잡음이 40% 정도인 경우는 모든 필터들의 성능이 현격하게 떨어지는데, 이는 잡음이 너무 많이 포함되어 있기 때문에 예지와의 구분이 곤란해지기 때문이다.

또한 가우시안 잡음을 제거하기 위해 새롭게 제시된 필터는 재 필터링을 적용 시 더욱 성능이 좋아짐을 알 수 있었다. 실험에 도입된 다른 필터들은 대개의 경우 2회 반복 수행 시 성능이 떨어지거나 성능의 향상이 아주 미비한데, 제시된 필터는 대개의 경우 3회 정도 반복 때까지 성능이 비교적 많이 좋아짐을 알 수 있었다. 수치적인 성능의 향상 확인 이외에 실제 영상을 보면 잡음이 더 제거됨을 볼 수 있었다. 표 6은 각각의 필터를 산출된 영상에 재 필터 적용시 그 효과를 PSNR 값으로 나타내었다. 표에서 알 수 있듯이 제안된 필터는 성능이 재 필터링 시 더욱 좋아짐을 알 수 있었다. 가중메디안 필터도 성능의 향상을 보이지만 4회 이후는 거의 미비하다고 말할 수 있고, 평균 필터는 오히려 재 필터링 시 성능이 떨어짐을 알 수 있었다. 그리고 Lenna 영상이 아닌 Camera 영상에서도 재 적용시 같은 효과를 나타낼 수 알 수 있었다. 행 단위, 열 단위의 부분집합 메디안 필터는 2회 재 수행 때까지만 성능이 좋아지는데 비해, 제시된 필터는 4회 재 적용때까지 성능이 좋아짐을 알 수 있었다. 표7과 표8은 각각 Lenna 영상과 Camera 영상에서의 필터 재 적용의 결과를 보여준다. 그림 12에서는 재 적용에 따른 영상의 잡음제거 효과를 그림으로 보이고 있다.

〈표 7〉 Lenna 영상의 30% 가우시안 잡음에서 반복 적용.

〈table 7〉 Reprocessing of mean and proposed filters for 30% gaussian noise in Lenna image.

filter	1st. proc.	2nd. proc.	3rd. proc.	4rd. proc.	5th. proc.
mean filter	22.6086	22.4836			
median filter	22.1369	22.6578	22.6991		
이규철 필터	19.7584	19.8890	19.8960	19.8925	
cheikh filter	18.7781	18.7891	18.7864		
weighted median filter	21.8828	22.3514	22.4680	22.4942	22.4981
부분집합메디안필터col3	22.3598	22.7509	22.6189		
부분집합메디안필터row3	22.2400	22.5283	22.2473		
제안된 필터	22.4762	22.9862	23.0552	23.0256	

〈표 8〉 Camera 영상의 40% 가우시안 잡음에서 반복 적용.

〈table 8〉 Reprocessing of mean and proposed filters for 40% gaussian noise in Camera image.

filter	1st. proc.	2nd. proc.	3rd. proc.	4rd. proc.	5th. proc.
mean filter	19.9105	19.8543			
부분집합메디안 필터col3	19.7246	20.1107	20.0105		
부분집합메디안 필터row3	19.6502	19.9604	19.7751		
제안된 필터	19.7359	20.2589	20.3649	20.3790	20.3645



(a) 1회 처리 영상

(b) 2회 처리 영상



(c) 3회 처리 영상

그림 12 가우시안 잡음 영상의 반복 처리 결과 영상.

Fig. 12 Reprocessing result images in gaussian noise.

V. 결론 및 향후 연구과제.

일반적으로 많이 언급되는 가우시안 잡음의 제거를 위해 새롭게 제시된 부분집합 평균 메디안 필터 방법은 평균 필터와 메디안 필터의 장점들을 이용한 필터

로 해당 윈도우내 부분 집합의 평균 정보 및 중심 픽셀의 정보를 이용하여 필터링하여 가우시안의 특성에 적합하게 동작하였고, 다른 필터에 비해 우수한 잡음 제거 성능을 보였다. 또한 제시된 필터도 필터링을 거쳐 나온 결과 영상에 대해 재 적용시 효율이 더 좋 아짐을 알 수 있었다.

앞으로의 연구과제는 가우시안과 임펄스 잡음이 섞인 복합 잡음의 처리에 대한 연구와 동영상에서 각 잡음의 처리를 할 수 있는 필터의 설계 및 컬러 영상에 대한 필터 처리로 확장하도록 연구를 하여야겠다. 복합 잡음의 경우는 제시된 필터의 적절한 조합으로 해당 잡음을 단계별 처리하면서 부가적인 조건을 주어야 할 것이다. 동영상의 경우는 정지영상과는 달리 이전 프레임에서의 영상 정보가 제공되며, 여기서 움직임에 대한 정보를 추가하여 잡음을 제거하는 단계를 거치게 될 것이다. 그리고 컬러 영상에서의 잡음의 제거는 컬러가 R,G,B로 표현되므로 각 채널별 처리가 요구되며, 이때 잡음으로 인한 컬러의 변환을 고려하여야 할 것이다.

참고문헌

- [1] Yong-Whan Lee, Meen-Hyung Seo, Jang-Chun Park, "Adaptive weighted median filter using local average", ICEIC98, pp.169-172, Sep.1998.
- [2] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, Image Processing, Analysis and Machine Vision, Chapman & Hall,1993.
- [3] Kyu-Cheol Lee, Hwan-Jong Song and Kwang-Hoon Sohn, "Detection-estimation based approach for impulsive noise removal", Electronics Letters., Vol.34 No.5, pp.449-450, 5th Mar.1998.
- [4] F.A Cheikh, R.Hamila, M. Gabbouj and J. Astola, "Impulse noise removal in highly corrupted color image", IEEE Proc. ICIP-96, Vol.1, pp.997-1000, Sep.1996.
- [5] Pitas and A.N Venetsanopoulos, Nonlinear digital filters, Kluwer Academic Publishers., Massachusetts,1990.
- [6] Ernest L. Hall, Computer image processing and recognition, Academic Press,1979.
- [7] Randy Crane, A simplified approach to image processing, Prentices Hall,1997.
- [8] Thomas A. Nodes and Neal C. Gallagher, JR., "Median filters: some modifications and properties", IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Proc., Vol. ASSP-30, pp.739-746, Oct.1982.
- [9] Zahid Hussain, Digital image processing practical applications of parallel processing techniques, Ellis Horwood,1991.
- [10] Sung-Jea Ko, "Center weighted median filters and their applications to image enhancement", IEEE Trans. and Systems, Vol.38, No.9, Sep., pp.984-993,1991.
- [11] Lin Yin, RuiKang Yang, Moncef Gabbouj, and Yrjo Neuvo, "Weighted median filters:: A tutorial", IEEE Trans. on Circuits and System, Vol. 43, No.3, pp.157-192, Mar.1996.
- [12] 이용환, 서민형, 우상근, 최영관, 박장춘, "효과적인 객체인식을 위한 잡음처리 알고리즘", 정보처리학회'98 추계학술발표논문집, pp.1320-1323, 1998.
- [13] Wen-Yen Wu, Mao-Jiun J. Wang, and Chih-Ming Liu, "Performance evaluation of some noise reduction methods", CVGIP, Vol. 54, No.2, Mar. pp.134-146,1992.
- [14] A. Murat Tekalp, Digital video processing, Prentice-Hall, 1995.
- [15] Jong-Sen Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No.2, Mar. pp.165-168, 1980

- [16] 이용환, 서민형, 우상근, 박장춘, “저잡음하에서 조건적WM필터에 관한 연구”, 정보과학회 추계발표대회, pp.888-999, 1998
- [17] Ari Nieminen, Yrjo Neuvo, "Theoretical analysis of max/median filter", IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Proc., Vol.36, No.5, pp.826-827, May, 1988
- [18] Raymond Legault, Ching Y. Suen, "Optimal local weighted averaging methods in contour smoothing", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No.8, Aug., pp.801-817, 1997.
- [19] Risto Suoranta, Kari-Pekka Estola, "2-D subset averaged median filters", Elsevier Science Publishers, pp.291-294, 1993
- [20] Ruikang Yang, Lin Yin, Moncef Gabbouj, Yrjo Neuvo, "Optimal weighted median filtering for image restoration", Elsevier Science Publishers, pp.283-286, 1993
- [21] Milan Sonika, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, Image processing, analysis, and machine vision, Brooks/Cole, 1999
- [22] M.A.Sid-Ahmed, Image Processing Theory, Algorithms, and Architectures, McGraw-Hill, 1995
- [23] Ronald N. Bracewell, Two-Dimensional Imaging, Prentice-Hall, 1995
- [24] Paul A. Lynn, Digital Signals Processors and Noise, Macmillan, 1992
- [25] Reinhard Bernsten, "Adaptive Nonlinear Filters for Simultaneous Removal of Different Kinds of Noise in Images", IEEE Trans. on Circuits and System, Vol.Cas-34, No.11, pp.1275-1291, Nov. 1987
- [26] Norman Weyrich, Gregory T. Warhola, "Wavelet Shrinkage and Generalized Cross Validation for Image Denoising", IEEE Trans. on Image Processing, Vol.7, No.1, pp.82-90, Jan. 1998
- [27] Pitas, "Fast algorithm for running order and max/min calculation", IEEE Trans. on Circuits and System, Vol.43, CA36, No.6, pp.795-804, June 1989.

서자 소개



이용환

1986년 충남대학교 계산통계학과
(이학사)
1989년 건국대학교 전자계산학과
(공학석사)
1989년-1992년 (주)기아자동차
전산부 DBA
1995년 건국대학교 전자계산학과
박사과정 수료
1992년-현재 : 우송공업대학 무역
사무자동화과 조교수

박장춘

연세대학교 전기공학과(학사)
캘리포니아 대학원(석사)
연세대학교 대학원 전자공학과(박사)
현재 건국대학교 컴퓨터공학과 교수