

논문 2007-44SP-6-11

α -stable 랜덤잡음에 노출된 이미지에 적용하기 위한 비선형 잡음제거 알고리즘에 관한 연구

(A Study on Nonlinear Noise Removal for Images Corrupted with
 α -Stable Random Noise)

한 희 일*

(Hee-il Hahn)

요 약

본 논문에서는 α -stable 확률분포를 갖는 잡음에 열화된 이미지의 화질을 개선하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 진폭제한 평균필터(amplitude-limited sample average filter)는 heavy-tailed 가우시안 잡음환경 하에서 maximum likelihood estimator (MLE)임을 증명한다. 그리고, 이 알고리즘에 해당하는 error norm은 Huber의 minimax norm과 일치하고, 위에서 언급한 잡음 환경 하에서 efficacy를 최대화된다는 점에서 최적의 필터임을 보인다. 이 개념을 미리어드(myriad) 필터와 결합하여 진폭제한 미리어드 필터(amplitude-limited myriad filter)를 제안하고 실험을 통하여 이의 성능을 확인한다.

Abstract

Robust nonlinear image denoising algorithms for the class of α -stable distribution are introduced. The proposed amplitude-limited sample average filter(ALSAF) proves to be the maximum likelihood estimator under the heavy-tailed Gaussian noise environments. The error norm for this estimator is equivalent to Huber's minimax norm. It is optimal in the respect of maximizing the efficacy under the above noise environment. It is mixed with the myriad filter to propose an amplitude-limited myriad filter(ALMF). The behavior and performance of the ALSAF and ALMF in α -stable noise environment are illustrated and analyzed through simulation.

Keywords : 비선형 잡음제거, maximum likelihood estimator, heavy-tailed noise distribution, α -stable random noise

I. 서 론

디지털 카메라 같은 이미징 장비로 이미지를 캡춰하는 과정에서 센서나 대기환경 등의 다양한 원인으로 이미지에 원하지 않는 잡음이 첨가될 수 있다. 이러한 잡음은 일반적으로 가우시안 분포를 갖는 것으로 모델링할 수 있다. 이러한 이미지가 통신장비를 통하여 전송될 경우에는 전송오류로 인하여 특정화소의 값이 크게

손상되는데, 이러한 잡음을 salt-and-pepper 또는 임펄스 잡음이라고 부른다. 이미지에 첨가된 잡음을 제거하기 위한 연구는 오래 전부터 수많은 연구결과가 발표되었으며 앞으로도 끊임없는 연구가 필요한 고전적인 분야에 속한다. 잡음의 영향으로 화질이 열화되면 이미지의 디테일 부분을 구별하기가 쉽지 않아 이미지 세그멘테이션이나 에지검출 등을 정확히 처리하기가 어려워진다. 이로 인하여 영상이해, 컴퓨터 비전 등을 수행하는데 성능이 크게 저하되는 문제가 발생할 수 있다. 일반적으로 이미지의 밝기값은 공간적으로 코히어런트하다는 가정 하에 잡음은 이러한 가정에서 벗어난 현상으로 볼 수 있다. 이와 같은 잡음을 통계적인 관점에서 outlier로 간주함으로써 robust statistics 이론을 적용하여 잡음제거 모델을 유도할 수 있다. 이미지에 가우시

* 정희원, 한국외국어대학교 정보통신공학과
(Department of Information and Communications
Engineering, Hankuk University of Foreign
Studies)

※ 본 연구는 2007년도 한국외국어대학교 학술연구비
지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2007년8월31일, 수정완료일: 2007년10월31일

안 랜덤 잡음이 첨가되었을 때 평균자승오차(mean square error)를 최소화하는 기준에서 최적의 필터는 평균필터이다. 하지만, 이러한 선형필터는 이미지 내에 있는 예지나 디테일 성분을 블러링시켜 이미지의 선명도를 열화시키는 한계를 드러내고 있다^[3]. 이를 해결하기 위하여 다양한 비선형 필터가 제안되었는데, 대표적인 필터로 메디안 필터가 있다. 메디안 필터는 구조가 간단하고 임펄스 잡음을 효과적으로 제거하는 성능을 보여주고 있어 한때 널리 사용되었지만 잡음레벨이 증가함에 따라 디테일과 예지성분을 열화시킨다. 이를 보완하기 위하여 weighted median^[1], relaxed median^[2] 등, 그 구조를 변경시킨 새로운 메디안 필터가 제안되기도 하였다. 이러한 메디안 필터의 한계를 극복하기 위하여 다양한 알고리즘이 제안되고 있는데, 대표적인 알고리즘이 미리어드 필터이다. 이 필터는 II장에서 설명한 바와 같이 코시 (Cauchy) 잡음분포 하에서 MLE로 작용하는데, 코시분포는 대표적인 α -stable($\alpha=1$) 확률분포에 속한다. Hamza와 Krim^[4]은 평균필터와 미리어드 필터를 결합하여 mean-LogCauchy 필터를 제안하였다. 이 필터는 이미지에 가해진 잡음의 분포가 가우시안 분포와 코시분포의 선형결합으로 구성된다는 가정 하에서 MLE가 된다. 일반적으로 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 혼재하면 heavy-tailed 가우시안 분포를 갖는다고 말한다. 이에 근거하여 본 논문에서는 식 (5)에 나타낸 바와 같은 확률분포를 갖는 잡음을 정의하였다. 즉, 잡음의 크기가 $(-\delta, \delta)$ 사이에서는 가우시안 분포이나 그 밖의 영역에서는 라플라시안 분포를 갖는다고 가정하였다. 본 논문에서는 이와 같은 확률분포 하에서 MLE를 유도하고 이의 성능을 확인하였다. 또한, 유도한 필터를 미리어드 필터와 결합함으로써 보다 robust한 필터를 제안하고 이를 이론적으로 분석한 다음 실험을 통하여 그 성능을 확인하였다.

II. 제안한 잡음제거 알고리즘

1. 이론적 배경

일련의 랜덤변수 x_1, x_2, \dots, x_M 이 주어졌을 때, 이들이 iid(independent, identical distribution)이면서 각각 가우시안 분포를 갖게 되면 이들의 확률분포함수는 다음과 같이 주어지고,

$$p(\underline{x}/\mu) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{M/2}} e^{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^M (x_i - \mu)^2 / \sigma^2} \quad (1)$$

이에 대한 MLE는 다음에 나타낸 바와 같이 평균필터로 표현된다.

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^M (x_i - \mu)^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2)$$

즉, 가우시안 잡음 환경 하에서 신호를 추정하기 위한 MLE는 단순히 측정값들에 대한 평균값이다. 동일한 방법으로 랜덤변수가 라플라시안 분포를 갖게 되면 이들의 확률분포 함수는 아래의 식으로 표현되고,

$$p(\underline{x}/\eta) = \frac{1}{(2\sigma^2)^{M/2}} e^{-\frac{\sqrt{2}}{\sigma} \sum_{i=1}^M |x_i - \eta|} \quad (3)$$

이의 MLE는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\eta} = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^M |x_i - \eta| \quad (4)$$

이는 측정값들을 크기 순으로 정렬한 다음 중간 크기의 값을 선택하는 메디안 필터와 동일하다. 즉, 라플라시안 분포를 갖는 잡음 하에서는 메디안 필터가 MLE가 된다.

2. 알고리즘의 유도

가우시안 잡음에 임펄스 잡음이 첨가되면 이에 대한 확률분포함수를 정의하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있으나, 본 논문에서는 우선, 다음의 식에 나타낸 바와 같이 랜덤변수가 $(-\delta, \delta)$ 사이에서는 가우시안 분포를 가지나 그 밖의 영역에서는 라플라시안 분포를 갖는다고 정의하였다.

$$f(x) = \begin{cases} ce^{-\delta^2/2} e^{-\delta(x-\delta)} & x > \delta \\ ce^{-x^2/2} & -\delta < x \leq \delta \\ ce^{-\delta^2/2} e^{\delta(x+\delta)} & x \leq -\delta \end{cases} \quad (5)$$

여기서, 상수 c 는 확률분포함수 $f(x)$ 를 전 구간에 대하여 적분하였을 때 1이 되도록 정한다. 라플라시안 분포는 가우시안 분포보다 heavy-tailed 하므로 임펄스 잡음의 양이 제한적이라는 가정 하에 위와 같은 혼합형태의 확률분포 함수는 적절한 모델이 될 수 있다. 이러한 확률분포 하에서의 MLE는 식 (2)와 식 (4)의 결과를 결합함으로써 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\theta}_\delta = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{|x_i| \leq \delta} (x_i - \theta)^2 + \sum_{|x_i| > \delta} |x_i - \theta| \right\} \quad (6)$$

이는 M 개의 독립된 측정값을 이용하여 다음과 같이

구현할 수 있다.

$$\hat{\theta}_\delta = \sum_{i=1}^M g(x_i) \quad (7)$$

이 추정기의 efficacy는 다음과 같이 구할 수 있는데,

$$\xi = \frac{\left[\int_{-\infty}^{\infty} g'(y) f(y) dy \right]^2}{\int_{-\infty}^{\infty} g^2(y) f(y) dy} \quad (8)$$

여기서, $f(x)$ 는 측정값 x 에 대한 확률분포를 의미한다. 그런데, $g(x) = -\frac{f'(x)}{f(x)}$ 일 때 ξ 는 최대값을 갖게 되므로 efficacy를 최대화한다는 관점에서 최적의 추정기에 해당하는 $g(x)$ 는 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$g(x) = \begin{cases} \delta & x > \delta \\ x & -\delta < x \leq \delta \\ -\delta & x \leq -\delta \end{cases} \quad (9)$$

이 필터는 outlier이라고 판정된 잡음에 대하여 클리핑한 다음 평균을 취함으로써 출력값을 얻는다. 즉, 식 (5)에 주어진 확률분포함수의 경계점에 해당하는 δ 보다 큰 값들에 대해서는 일정한 값으로 대치한 다음 평균을 취함으로써 MLE를 구할 수 있다. 이를 통하여 임펄스 잡음에 의하여 필터의 출력이 크게 좌우되는 현상을 억제시킬 수 있다. 본 논문에서는 이 필터를 진폭제한 평균필터(amplitude-limited sample average filter: ALSAF)이라고 명명하였다. robust statistics의 관점에서 이 필터에 해당하는 error norm은 다음과 같이 구할 수 있는데,

$$\rho(x) = \begin{cases} x^2/2 & |x| \leq \delta \\ \delta|x| - \delta^2/2 & |x| > \delta \end{cases} \quad (10)$$

이는 Huber의 minimax norm과 일치한다.^[3, 5]

한편, 위의 랜덤변수가 코시 분포(Cauchy distribution)를 가질 때, 이의 MLE는 다음과 같이 구할 수 있는데

$$\hat{\beta}_k = \operatorname{argmin} \prod_{i=1}^M (k^2 + (x_i - \beta)^2) \quad (11)$$

이를 미리어드 필터라고 부른다.^[6-7] 이 필터는 선형화 파라미터인 k 에 따라서 그 특성이 결정된다. 예를 들어, k 가 작은 값을 가지면 임펄스 잡음을 제거하는데 효과적인 성능을 보이지만 k 가 무한히 증가함에 따라 $\hat{\beta}_k$ 는 평균필터의 출력 즉, 식 (2)의 $\hat{\mu}$ 에 수렴하게 된다.^[6] 본 논문에서는 식 (12)에 제시한 바와 같이, $(-\delta, \delta)$ 밖의 영

역에 있는 outlier에 대하여 식 (9)에 따라 제한을 둔 다음, 이에 대하여 미리어드 필터를 적용하는 알고리즘을 제안하였다.

$$\hat{\gamma}_k = \operatorname{argmin} \prod_{i=1}^M (k^2 + (g(x_i) - \gamma)^2) \quad (12)$$

이 필터를 진폭제한 미리어드 필터(amplitude-limited myriad filter: ALMF)라고 명명하였다. 이 필터의 출력 $\hat{\gamma}_k$ 는 k 가 무한히 증가함에 따라 진폭제한 평균필터의 출력 즉, 식 (7)의 $\hat{\theta}_\delta$ 에 수렴하는 특성을 보여준다. 따라서, 위에서 언급한 바와 같이 outlier에 강인한 특성을 보여주어 미리어드 필터의 성능을 개선시킬 수 있다.

III. 잡음제거 알고리즘의 적용

주어진 픽셀이 영역 간의 경계가 아닌 임의의 영역 내에 존재하면 그 픽셀에 가해진 잡음은 평균필터를 통하여 쉽게 제거할 수 있다. 하지만, 평균필터는 이미지 내에 각 영역 간의 경계에 해당하는 영역에 대하여는 선명도를 손상시킨다. 어떠한 필터도 통계적 특성이 현저히 다른 영역에 동시에 우수한 성능을 보여주지는 못한다. 이러한 이유로 주어진 픽셀이 어느 영역에 속하는지를 판정할 필요가 있다. 그러나 이미지가 잡음에 심하게 훼손되면 위와 같은 판정이 쉽지 않아 결국 화질 저하로 이어진다. 본 논문에서는 디테일의 선명도를 최대한 보존하기 위하여 이미지 각 픽셀에서의 통계적 특성을 활용하였다. 이미지가 가우시안 잡음뿐만 아니라 임펄스 잡음에 노출되어 있을 때에 주어진 픽셀이 임펄스 잡음인지를 판정하는 방법은 아직까지 알려져 있지 않다. 다행히, 임의의 픽셀은 그 픽셀이 영역 간의 경계에 속하더라도 대부분 그 주변의 픽셀과 밝기의 차이가 심하지 않다. 이러한 특성을 이용하여 임펄스 잡음에 손상된 픽셀의 후보를 판정할 수 있다. 본 논문에서는 임펄스 잡음의 존재유무를 판정하기 위하여 Garnett가 제안한 알고리즘^[8]을 변형하여 다음과 같이 적용하였다. 즉, 중심픽셀 주변에 3*3 윈도우 내에 있는 9개의 픽셀을 오름차순으로 배열한 후에 다음과 같이 그 픽셀이 주어진 범위 내에 존재하는지를 판단한다.

$$D_i = \begin{cases} 0 & x_i \in \{[w_i]_l, [w_i]_u\} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서, $[w_i]_k$ 는 크기가 k 번째인 픽셀 값을 나타낸다. 임의의 픽셀 x_i 에 해당하는 D_i 가 1이면 식 (14)에 나타

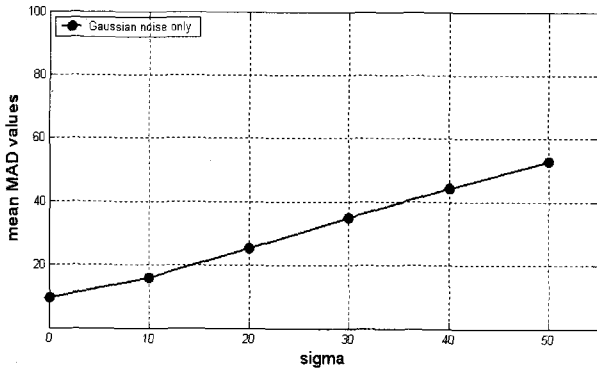


그림 1. 가우시안 잡음의 표준편차에 따른 평균 MAD의 변화

Fig. 1. Mean MAD values as a function of standard deviation of Gaussian noise.

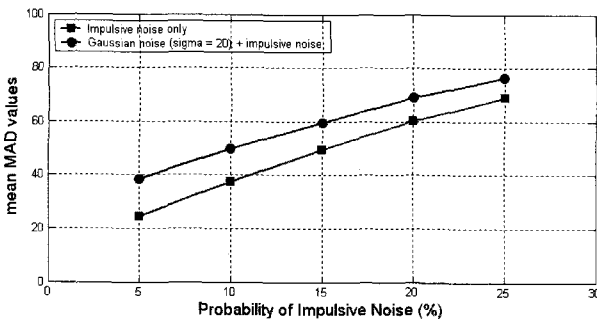


그림 2. 임펄스 잡음의 양에 따른 평균 MAD의 변화

Fig. 2. Mean MAD values as a function of impulsive noise probability.

낸 바와 같이 그 픽셀과 인근 픽셀 간의 차이에 대하여 절대 값을 취하여 평균 (mean of absolute values of its neighbor differences: MAD)한 값을 구한다.

$$MAD = \sum_{y \in \Omega} |x_i - y| \quad (14)$$

여기서, Ω 는 그 주변픽셀들의 집합이다. 이와 같이 구한 MAD가 미리 설정한 문턱 값 보다 크면 그 픽셀은 임펄스 잡음이라고 임시 판정한다. 그림 1은 Lena 이미지에 가우시안 잡음이 첨가되었을 때 잡음의 양에 따른 평균 MAD 값의 변화를 보여주고 있다. 가우시안 잡음 하에서는 MAD가 잡음의 양에 크게 변하지 않음을 알 수 있다. 그림 2는 임펄스 잡음의 양에 따른 평균 MAD의 변화를 나타내고 있다. 이 그림에서 아래의 그래프는 임펄스 잡음만 존재할 때 임펄스 잡음의 양에 따른 평균 MAD의 변화를 보여주고 있고, 위의 그래프는 분산이 400인 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 혼재할 때의 평균 MAD의 변화를 제시하고 있다.

이 그림을 통해서 알 수 있듯이, MAD는 가우시안 잡음에는 큰 영향을 받지 않으나 임펄스 잡음에 매우

민감한 특성을 보여주고 있어, 윈도우내에 임펄스 잡음의 유무를 쉽게 판정할 수 있다. 즉, 임펄스 잡음에 해당되는 픽셀은 가우시안 잡음에 손상된 픽셀 보다 MAD가 훨씬 큰 값을 갖는다. Lena 이미지에서 임펄스 잡음에 해당되는 픽셀에서의 평균 MAD 값은 127을 갖는데, 가우시안 잡음의 양에 큰 영향을 받지 않는다. 본 논문에서는 MAD가 80 이상이면 임펄스 잡음으로 판정하였다. 임펄스 잡음으로 판정한 픽셀은 식 (12)에 주어진 ALMF에서 k 에 작은 값을 할당하여 처리하고 그렇지 않은 픽셀에 대하여는 큰 값을 할당하여 결국 ALSAF로 기능하도록 조정하였다. 본 논문에서는 임펄스 잡음 판정의 오류로 인해 발생할 수 있는 성능저하를 최소화하기 위하여 k 를 다음과 같이 정하여 식 (12)에 적용하였다.

$$k = \min\left(100, \exp\left(-\frac{(MAD-80)}{10}\right) + 1\right) \quad (15)$$

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 두 가지 방식으로 잡음을 생성하여 이를 실험영상에 적용하였다. 첫 번째 실험에서는 가우시안 잡음을 각 이미지 픽셀에 첨가한 다음, 이 픽셀들 중에서 미리 정한 확률만큼 랜덤하게 선택하여 이를 임펄스로 대체함으로써 heavy-tailed 가우시안 잡음으로 훼손된 실험영상을 이용하였다. 임펄스는 동일한 확률로 0 (검정) 또는 255 (흰색)의 값을 갖는다. 본 논문에서 이용한 다른 형태의 잡음은 α -stable 랜덤 잡음이다. α -stable 랜덤 잡음은 다음과 같은 특성화 함수(characteristic function)를 갖는다.

$$\phi(\omega) = E[e^{j\omega X}] = \exp(j\delta\omega - \gamma|\omega|^\alpha) \quad (16)$$

여기서, α 는 0 보다 크고 2 이하의 값을 갖고 δ 와 γ 는 각각 이 랜덤 변수의 평균(또는 메디안)과 분산에 관련된 변수들이다. 예를 들어, 가우시안 잡음과 코시분포를 갖는 잡음은 각각 ($\alpha=2$)와 ($\alpha=1$)에 해당되는 α -stable 랜덤 잡음이다. α 가 감소함에 따라 잡음은 보다 더 heavy-tailed한 확률분포를 갖는다. 따라서, α -stable 랜덤 잡음은 가장 일반화된 heavy-tailed 가우시안 잡음이라고 말할 수 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 평균자승오차(mean-square-error: MSE)와 PSNR



그림 3. (a) 가우시안 잡음으로 열화된 이미지($\sigma_n^2 = 924$, $PSNR = 20dB$) (b) Perona-Malik 확산 알고리즘의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 153.3$, $PSNR = 26.3dB$) (c) ALSAF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 137.6$, $PSNR = 26.8dB$) (d) ALMF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 155.2$, $PSNR = 26.2dB$)

Fig. 3. (a) Corrupted Lena image degraded by Gaussian noise of variance $\sigma_n^2 = 924$ ($PSNR = 20dB$) (b) PM[8] anisotropic diffused image after 10 iterations with $\sigma_n^2 = 153.3$ and $PSNR = 26.3dB$ (c) Output of ALSAF after 10 iterations with $\sigma_n^2 = 137.6$ and $PSNR = 26.8dB$ (c) Output of ALMF with $\sigma_n^2 = 155.2$ and $PSNR = 26.2dB$.

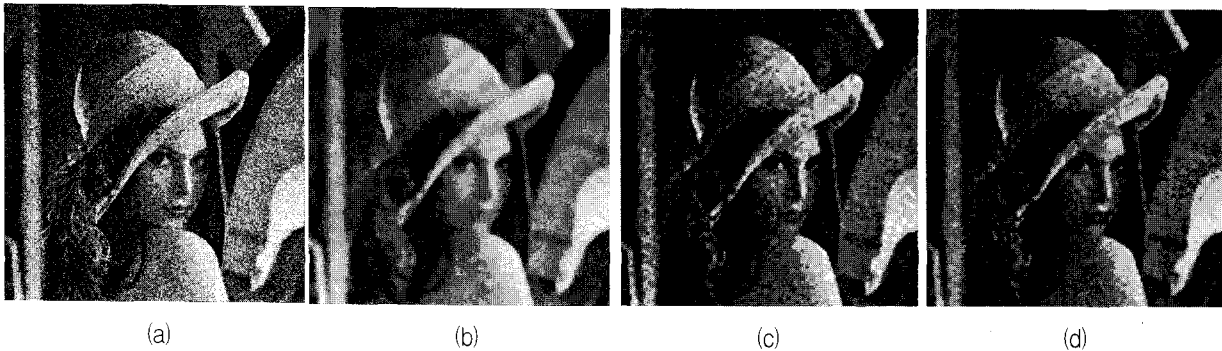


그림 4. (a) 가우시안 잡음($\sigma = 30$)과 임펄스 잡음($p = 10\%$)으로 열화된 이미지 (b) ALSAF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 359.6$, $PSNR = 22.6dB$) (c) 미리어드 필터의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 557.9$, $PSNR = 20.67dB$) (d) ALMF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 234.7$, $PSNR = 24.42dB$)

Fig. 4. (a) Lena image corrupted with both Gaussian noise of $\sigma = 30$ and impulsive noise of $p = 10\%$ (b) Output of the ALSAF after 10 iterations with $\sigma_n^2 = 359.6$ and $PSNR = 22.6dB$ (c) Output of myriad filter with $\sigma_n^2 = 557.9$ and $PSNR = 20.67dB$ (d) Output of ALMF with $\sigma_n^2 = 234.7$ and $PSNR = 24.42dB$.

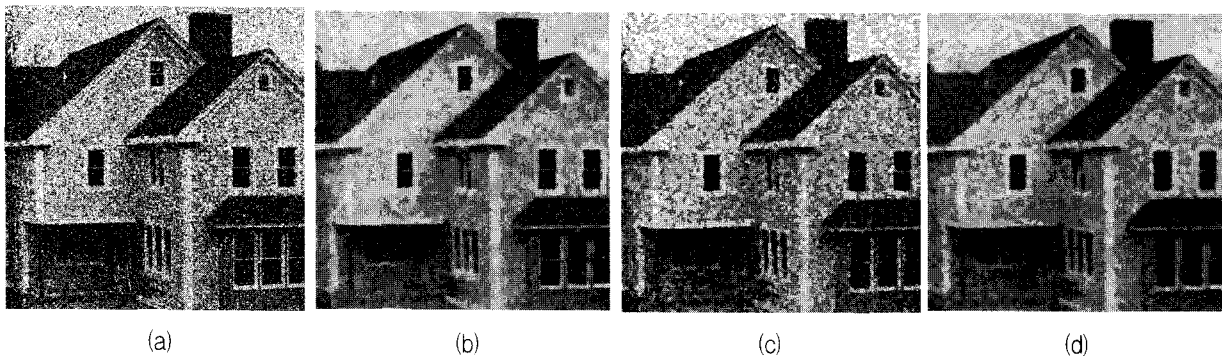


그림 5. (a) α -stable($\alpha = 1.8$) 랜덤 잡음으로 열화된 이미지($\sigma_n^2 = 2040.3$, $PSNR = 15.03dB$) (b) ALSAF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 733.3$, $PSNR = 19.5dB$) (c) 미리어드 필터의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 982.9$, $PSNR = 18.2dB$) (d) ALMF의 출력 이미지($\sigma_n^2 = 359.1$, $PSNR = 22.6dB$)

Fig. 5. (a) House image corrupted with α -stable($\alpha = 1.8$) random noise whose power and $PSNR$ are 2040.3 and 15.03. (b) Output of the ALSAF after 10 iterations with $\sigma_n^2 = 733.3$ and $PSNR = 19.5dB$ (c) Output of myriad filter with $\sigma_n^2 = 982.9$ and $PSNR = 18.2dB$ (d) Output of ALMF with $\sigma_n^2 = 359.1$ and $PSNR = 22.6dB$.

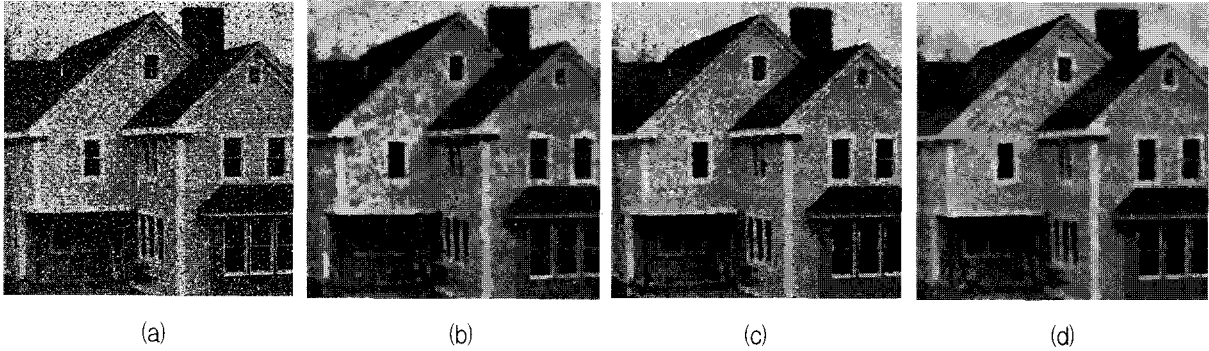


그림 6. (a) α -stable($\alpha=1.0$) 랜덤 잡음으로 열화된 이미지($\sigma_n^2=1948.1$, $PSNR=15.23dB$) (b) ALSAF의 출력 이미지($\sigma_n^2=944.2$, $PSNR=18.4dB$) (c) 미리어드 필터의 출력 이미지($\sigma_n^2=466.3$, $PSNR=21.4dB$) (d) ALMF의 출력 이미지($\sigma_n^2=288.0$, $PSNR=23.5dB$)

Fig. 6. (a) House image corrupted with α -stable($\alpha=1.0$) random noise whose power and $PSNR$ are 1948.1 and 15.23. (b) Output of the ALSAF after 10 iterations with $\sigma_n^2=944.2$ and $PSNR=18.4dB$ (c) Output of myriard filter with $\sigma_n^2=466.3$ and $PSNR=21.4dB$ (d) Output of ALMF with $\sigma_n^2=288.0$ and $PSNR=23.5dB$.

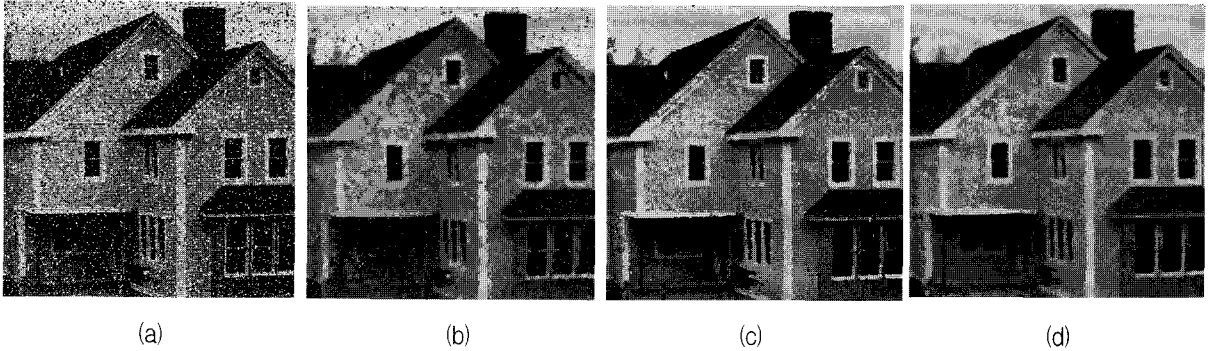


그림 7. (a) α -stable($\alpha=0.5$) 랜덤 잡음으로 열화된 이미지($\sigma_n^2=1921.5$, $PSNR=15.29dB$) (b) ALSAF의 출력 이미지($\sigma_n^2=1125.6$, $PSNR=17.6dB$) (c) 미리어드 필터의 출력 이미지($\sigma_n^2=329.4$, $PSNR=22.9dB$) (d) ALMF의 출력 이미지($\sigma_n^2=252.7$, $PSNR=24.1dB$)

Fig. 7. (a) House image corrupted with α -stable($\alpha=0.5$) random noise whose power and $PSNR$ are 1921.5 and 15.29. (b) Output of the ALSAF after 10 iterations with $\sigma_n^2=1125.6$ and $PSNR=17.6dB$ (c) Output of myriard filter with $\sigma_n^2=329.4$ and $PSNR=22.9dB$ (d) Output of ALMF with $\sigma_n^2=252.7$ and $PSNR=24.1dB$.

(peak signal-to-noise ratio)를 이용하였다. ALSAF와 ALMF는 Perona-Malik 비선형 확산 알고리즘에 비해 PSNR의 관점에서 큰 차이는 없지만 디테일 성분에 대한 보존 능력이 보다 더 우수함을 알 수 있다. 동일한 알고리즘에 대하여 분산 $\sigma_n^2=900$ 인 가우시안 잡음과 $p=10\%$ 의 임펄스 잡음으로 열화된 이미지를 이용하여 시뮬레이션한 결과는 그림 4에 제시한 바와 같다. 이 그림에서 알 수 있는 바와 같이 ALSAF는 가우시안 잡음에서는 우수한 성능을 보여주고 있으나 일정량 이상의 임펄스 잡음을 제거하는 데에는 효과적이지 못하다. 하지만, ALMF는 가우시안 잡음 뿐만 아니라 임펄스 잡음에 대해서도 디테일 성분에 대한 왜곡 없이 잡음을 제거하는 능력을 보여주고 있다. 그림 5는 $\alpha=1.8$ 인 α -stable 랜덤 잡음으로 훼손된 이미지에 대한 실험결과

를 나타내고 있다. 예상한 바와 같이 $\alpha=1.8$ 인 경우에는 가우시안 잡음과 유사한 통계적 특성을 갖는다.

즉, 임펄스 잡음의 양이 극히 적기 때문에 미리어드 필터나 ALMF에 비하여 ALSAF가 보다 우수한 결과를 보여 주고 있다. 하지만, 그림 6과 그림 7에 제시한 바와 같이 α 가 감소함에 따라 즉, 임펄스 잡음의 양이 증가하여 보다 더 heavy-tailed한 통계적 특성을 갖게 됨에 따라 ALMF가 ALSAF나 미리어드 필터 보다 우수한 잡음제거 능력을 보여주고 있음을 알 수 있다.

IV. 결 론

가우시안 분포와 라플라시안 분포가 결합된 특별한 분포의 잡음환경 하에서 efficacy를 최대화하는 최적의

필터(ALSAF)를 유도하였다. 그런데, 이 필터는 위의 잡음환경 하에서는 강인하지만 임펄스 잡음의 양이 증가함에 따라 그 성능이 크게 저하되는 특성을 보여주고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 본 논문에서는 우선 각 픽셀에 대하여 임펄스의 정도를 측정하여 임펄스로 판정된 픽셀과 그렇지 않은 픽셀에 대한 처리를 다르게 수행하였다. 이를 위하여 미리어드 필터를 변형하였다. 즉, ALSAF와 미리어드 필터를 결합하여 새로운 구조를 갖는 ALMF를 제안하였다. 이 필터는 임펄스 잡음이 혼재된 가우시안 잡음뿐만 아니라 α -stable 랜덤 잡음으로 열화된 이미지에 대하여도 디테일 성분에 대한 심각한 왜곡 없이 효과적으로 잡음을 제거하는 능력이 있음을 확인하였다. 특히, 미리어드 필터는 원도 내에 여러 개의 임펄스 잡음이 존재한 경우에 성능이 급격히 저하되는데 반해, ALMF는 매우 효과적으로 이를 제거하는 능력을 보여 주었다.

현재까지는 $\alpha=1.0$ 에 해당하는 MLE인 미리어드 필터를 기준으로 ALMF를 유도하였지만, 향후에는 $0 < \alpha \leq 2.0$ 인 전 구간에 대하여 적용할 수 있는 최적의 필터를 구하는 연구를 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Yang, L. Yin, M. Gabbouj, J. Astola, and Y. Neuvo, "Optimal weighted median filters under structural constraints", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, no. 3, pp. 591-604, Mar., 1994.
- [2] A. Ben Hamza, P. Luque, J. Martinez, and R. Roman, "Removing noise and preserving details with relaxed median filters", *J. Math. Imag. Vision*, vol. 11, no. 2, pp. 161-177, Oct., 1999.
- [3] M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont, "Robust anisotropic diffusion", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 7, no. 3, Mar., 1998.
- [4] A. B. Hamza and H. Krim, "Image denoising: A nonlinear robust statistical approach", pp. 3045-3054, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.49, no.12, Dec., 2001.
- [5] P. Huber, *Robust Statistics*. New York: Wiley, 1981.
- [6] J. G. Gonzalez and G. R. Arce, "Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments", pp. 438-441, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.49, no.12, Feb., 2001.
- [7] P. Zurbach, J. G. Gonzalez and G. R. Arce, "Weighted myriad filter for image processing",

pp. 726-728, *ICIP1996*.

- [8] R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui and W. He, "A universal noise removal algorithm with an impulse detector", pp. 1747-1754, *IEEE Trans. Image Processing*, vol.14, no.11, Nov., 2005.
- [9] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic Diffusion", *IEEE Trans. PAMI*, vol.12, no.7, Jul., 1990.

저 자 소 개



한 희 일(정희원)

1984년 서울대학교 제어계측 공학과 학사 졸업.

1986년 서울대학교 제어계측 공학과 석사 졸업.

1995년 아리조나대학교 전기및 컴퓨터공학과 박사 졸업.

1987년 1월~1998년 2월 한국전자통신연구원 선임연구원.

1998년 3월~현재 한국외국어대학교 정보통신 공학과 교수

<주관심분야 : 음성 및 영상처리, 컴퓨터 비전>