

## 적응성 가속변수를 이용한 복합 잡음 훼손영상의 효율적 복원 알고리즘

正會員 朴正財\*

### An effective restoration using adaptive acceleration parameter for the images degraded by mixed noise

Jung Jae Park\* Regular Members

#### 要 約

잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 기존의 복원 방법들은 백색 가우스 잡음 혹은 임펄스성 잡음만을 별개로 제거하기 위해 연구되었다. 이들 방법들은 SNR이 20dB로 훼손된 신호의 복원에는 용이하나 원 영상이 10dB이하의 심한 잡음으로 훼손된 경우와 임펄스성 잡음과 백색 가우스 잡음이 동시에 혼입된 경우에는 복원 효과가 좋지 않다는 단점이 있다. 본 논문에서는 영상신호의 국부적인 성질에 따라 변하는 적응성 가속변수를 이용하여 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음으로 혼합 훼손된 영상을 효과적으로 복원할 수 있는 방법을 제안하였다. 사용된 적응성 가속변수는 복원된 영상신호의 국부적 성질에 따라 적응적으로 계산이 되어 복원된 영상의 시각적 특성을 개선시켰다. 표준 영상에 대하여 기존의 방법들과 제안된 방법을 적용시켜 비교한 모의 실험 결과 제안된 알고리즘의 우수성을 입증할 수 있었다.

#### ABSTRACT

Conventional restoration methods used to restore the images degraded by some noise have only been researched to remove white Gaussian noise or impulsive noise in the degraded images. These methods are effective in filtering the images which have been corrupted by Gaussian noise with about the SNRs of 20dB, but not effective for the images degraded by one type of noise, such as white Gaussian plus impulsive noise and Gaussian noise less than that of 10dB. This paper proposed an effective iterative restoration method for the images degraded by mixed noise of white Gaussian noise and impulsive noise, using adaptive acceleration parameter. That parameter, estimated adaptively according to the local properties of the image being restored, improved the visual figures of the restored images. Through the simulation results, the author showed that proposed algorithm produced superior performance results for the standard images with various variance values, compared with results by conventional methods.

\*영남대학교 전자공학과  
Yeungnam University  
論文番號 : 95167-0503  
接受日字 : 1995年 5月 3日

## I. 서 론

인간이 받아들이는 모든 정보중의 70%를 차지하는 영상신호는 형성, 저장 및 전송시 여러가지 형태의 잡음에 의하여 훼손되며, 인식 및 처리과정에서 잘못 분석될 수 있다. 그러므로 훼손된 영상신호로부터 원래의 영상신호에 가장 가까운 영상신호를 찾는 과정이 필요하며, 이를 영상의 복원이라한다<sup>(1)</sup>.

지금까지 많은 복원 방법이 백색 가우스 잡음(white Gaussian noise)에 의해 훼손된 영상신호를 복원하기 위하여 연구되어졌고 지금도 진행중이다. 그러나 백색 가우스 잡음에 기초한 방법들은 임펄스성 잡음제거에는 용이하지 못하며, 더구나 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음이 동시에 원 영상신호에 혼입될 경우 복원결과는 좋지 못하다. 이는 기존 복원 방법들이 잡음을 처리하기 위한 선형적, 비선형적 방법을 동시에 고려하고 있지 않기 때문이다.

영상신호의 전송과정에서 생기는 임펄스성 잡음은 많은 경우 오류은닉(error concealment)나 오류정정 부호화(error correcting coding)등에 의해서 복구되고 있다. 이들 방법은 송신장치에서 통신로상의 잡음을 고려하여 수신장치에서의 신호 오차를 최소화하기 위해 사용되고 있다. 그러나 잡음 자체가 원 영상신호와 비교하여 매우 큰 값을 가지고 이 방법들도 오차를 가지므로 수신장치에서의 완전한 복구는 불가능하므로 임펄스 잡음의 제거와 동시에 영상신호의 훼손을 방지하여 원 영상에 가까운 영상을 복원하기 위한 영상 복원 기술이 필요한 것이다. 결국, 오류은닉이나 오류정정 부호화방법과 영상 복원 방법과의 큰 차이점은 잡음을 고려한 전, 후처리 방법이 되는 것이다.

일반적으로 기존의 복원방법들은 알고리즘의 간결성에 의해 MMSE(minimum mean square error)에 기초를 둔 선형방법들을 많이 사용하였으나 이러한 선형방법들은 잡음제거를 위해 근본적으로 저역필터의 특성을 지니므로 평면부분의 잡음은 잘 제거하지만, 시각적으로 중요한 윤곽부분들은 뭉롱(blur)현상을 일으키며, 또한 잡음이 심할 경우 평면과 윤곽에서의 복원정도가 좋지 못하다<sup>(2)</sup>. 이는 훼손된 영상의 국부적 성질에 따라 가중치를 달리하는 LLMMSE(local linear MMSE)의 성질을 이용한 방법들을 이용하여 평면의 잡음을 제거하고 윤곽부분을 어느정도 복원할 수 있었다. 그러나 이 방법

들은 20dB로 훼손된 영상신호의 복원에는 용이하나 윤곽에서의 잡음제거와 임펄스성 잡음의 처리가 용이하지 못한 단점을 가진다<sup>(2)(3)</sup>. 이러한 문제점들을 개선시킨 비선형 필터인 메디안(median)필터<sup>(3)</sup>는 표준영상의 화소값과 비교하여 매우 큰 임펄스성 잡음의 제거에 효과적이며, 윤곽정보의 보존능력이 좋다. 또한 백색 가우스 잡음 및 임펄스성 잡음을 동시에 제거할 수 있는 복원방법이 Nagao<sup>(4)</sup>등에 의해서 소개 되었다.

이 방법은 MMSE의 성질과 메디안 필터의 근본적인 성질을 방향성 필터에 적용시켜 훼손된 영상신호의 잡음제거에 용이하며, 윤곽과 같은 세부적인 영상정보의 손실이 적다는 장점을 가진다. 그러나 필자의 실험에 의하면 기존의 Nagao필터는 선택된 창(window)의 최소 분산값에 의해 결정되는 평균값이 처리될 화소값과 국부적인 오차를 형성하여 윤곽 및 잡음의 급격한 변화에 따라 적응적으로 처리하지 못함을 알 수가 있었다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 기존의 Nagao방법에 오차를 줄이기위한 간차 벡터와 수렴속도를 가속시키기 위한 적용성 가속변수를 이용하여 잡음의 종류와 정도에 상관없이 기존의 방법보다 개선된 복원결과를 가능하게하고 윤곽부분과 같은 화소의 급격한 변화에 민감히 반응하여 수렴속도가 개선된 알고리즘을 제안하였다. 이 방법을 256×256해상도 및 256의 계조도와 분산값이 6532.4를 갖는 영상에 적용할 경우 기존의 방법보다 MSE를 150이상 줄이는 복원효과를 얻을 수가 있었으며, 특히 윤곽에서의 복원효과가 우수함을 알 수가 있었다.

## II. 영상신호의 훼손 및 잡음의 통계적 성질

일반적으로 잡음에 의한 훼손 영상 형성 모델은 그림 1과 같다.

$$\{f(i, j)\} \rightarrow \oplus \rightarrow \{g(i, j)\}$$

$$\uparrow$$

$$\{n(i, j)\}$$

그림 1. 영상의 훼손 모델  
Fig. 1. Image degradation model

$\{f(i, j)\}$ 는 원 영상 화소들의 집합이며,  $\{n(i, j)\}$ 은

여러가지 형태의 가산잡음의 집합이며,  $\{g(i,j)\}$ 는 가산 잡음으로 훼손된 관측 영상화소들의 집합을 나타낸다. 이를 수학적 모델로 표현하면,

$$g(i,j) = f(i,j) + n(i,j) \tag{1}$$

여기서  $i,j$ 는 영상신호의 행과 열을 색인하기 위한 변수이다<sup>(1)</sup>.

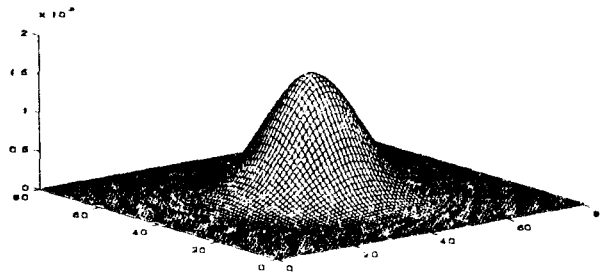
일반적으로 잡음은 신호의 형성, 저장, 전송, 기록과정을 통하여 여러가지 형태와 성질로 구분되며, 원 영상신호에 약 영향을 미치게 된다. 이러한 잡음의 형태는 필름 감광 입자 잡음, 열잡음등을 포함하는 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음등으로 구분될 수 있으며, 필름 감광 입자 잡음, 열잡음은 감지기, 증폭기와 같은 전기회로에서 생길 수 있는 광대역에 고루 퍼져있는 일반적인 잡음형태이다<sup>(2)</sup>. 백색 가우스 잡음은

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{2}$$

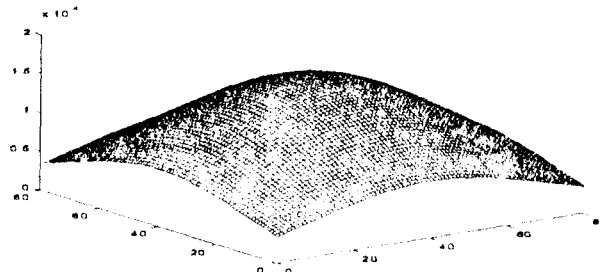
의 확률 밀도 분포를 가지며, 여기에서  $\mu$ 는  $x$ 의 평균값이며,  $\sigma^2$ 는 불규칙 변수  $x$ 의 분산값으로써 변수  $x$ 의 불규칙한 정도를 나타내는 척도가 된다. 만약, 백색 가우스 잡음의 평균이 0이며,  $\sigma^2=100$  이고 식 (1)의  $f(i,j)$ 와  $n(i,j)$ 가 서로 상관관계가 없다고 가정하면,

$$\begin{aligned} E(n(i,j)) &= 0 \\ E(n(i,j) n(k,l)) &= 0, (i,j) \neq (k,l) \\ E(n(i,j) f(i,j)) &= 0 \end{aligned} \tag{3}$$

로 표현할 수 있으며, 이는 잡음의 불규칙성을 나타내며, 가산형태로 임의의 특정화소에만 영향을 미치게 된



(a)



(b)

그림 2. 백색 가우스 확률 밀도 함수  
 (a) 평균 = 0, 분산 = 100 (b) 평균 = 0, 분산 = 1000  
 Fig. 2. Probability density function of white Gaussian  
 (a) mean = 0, variance = 100 (b) mean = 0, variance = 1000

다. 이러한 백색 가우스 잡음을 분산정도에 따라 2차원으로 나타내면, 그림 2와 같고, 식 (2)의 밀도분포를 나타낸 것이며, 원점에서 이동된 모습이다.

그림 2의 (a), (b)는 식 (1)의 표준영상에 잡음을 혼합시킨 출력영상의 SNR이 각각 20dB, 10dB인 백색 가우스 잡음밀도를 나타내고 있다.

여기에서  $\sigma_n^2=100$ 일때 SNR=20dB,  $\sigma_n^2=1000$ 일때 SNR=10dB인 이유는 영상신호가 잡음으로 훼손되기전에 가산될 잡음의 분산값을 예측할 수가 없기 때문에 훼손시킨후의 잡음 분산값을 실험적으로 구한 결과값이 되며, 이때 SNR의 정의를

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left[ \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \hat{f}(i,j)^2}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2} \right] \quad (4)$$

라 두면, M, N은 영상의 크기이며,  $\hat{f}(i,j)$ 는 훼손영상,  $f(i,j)$ 는 원 영상을 나타내고 있다.

또한, 전송과정에서 생기는 임펄스성 잡음은 256계조

도를 갖는 원 영상의 화소값이 최소 화소값인 0이나 최대 화소값인 255로 대체되는 잡음을 말하며, 표시장치에서는 검은 점과 흰 점으로 나타낼 수 있다. 즉, 양의 임펄스성 잡음에 의해 훼손된 화소들은 흰 점으로 나타나고, 음의 임펄스성 잡음에 의해 훼손된 화소들은 검은 점으로 나타난다. 이때, 잡음값은 균일 분포를 가진다.

이러한 임펄스성 잡음에 의해서 훼손되는 영상신호 모델은

$$g(i,j) = (1 - \epsilon(i,j))f(i,j) + \epsilon(i,j)n(i,j) \quad (5)$$

와 같다<sup>(6)</sup>.

여기에서  $g(i,j)$ 는 임펄스성 잡음에 의해서 훼손된 신호이며,  $f(i,j)$ 는 원 영상신호,  $n(i,j)$ 는 독립적 임의값으로서 본 논문에서는 Laplacian분포를 가진다. 또한,  $\epsilon(i,j)$ 는 원 영상신호  $f(i,j)$ 에 잡음  $n(i,j)$ 가 가산될 확률을 나타내고, 임펄스성 잡음으로 인한 훼손영상의 훼손정도를 결정한다.

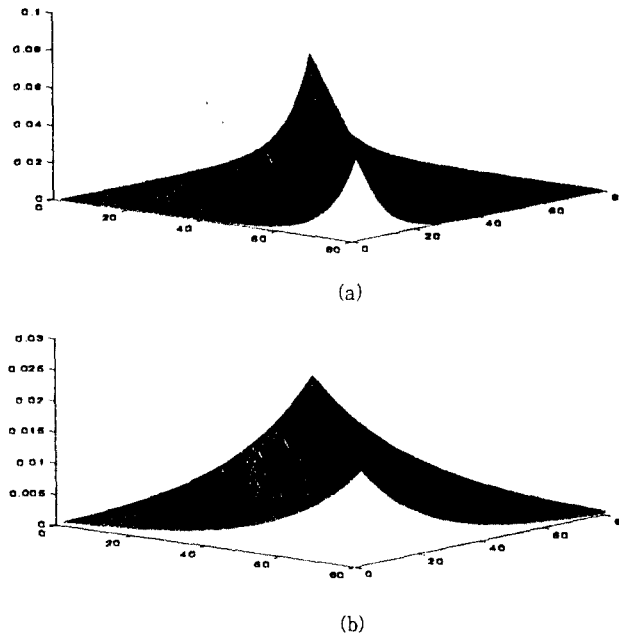


그림 3. 라플라시안 확률 밀도 함수  
 (a) 평균 = 0, 분산 = 100 (b) 평균 = 0, 분산 = 1000  
 Fig. 3. Probability density function of Laplacian  
 (a) mean = 0, variance = 100 (b) mean = 0, variance = 1000

Laplacian 확률 밀도 함수는

$$P(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2}} \cdot e^{-\sqrt{2}\frac{|x|}{\sigma}} \quad (6)$$

정의 된다.  $\sigma$ 는 표준편차이며, 그림 3은  $\sigma^2 = 100$ ,  $\sigma^2 = 1000$  일때의 분포상태를 나타내고 있으며, 양의 축으로 이동되어 좌우 대칭임을 보여주고 있다.

식 (1), 식 (5)에서 영상신호가 훼손되는 과정에 따라 여러가지 복원방법이 요구됨을 알 수가 있다. 그러므로 임펄스성 잡음은 화소값과 비교하여 매우 큰 값을 가지게 됨으로 백색 가우스 잡음으로 훼손된 영상신호의 복원방법과는 다른 처리 방법이 요구되며, 또한 영상신호의 최대 화소값이나 최소 화소값이외의 값도 존재하는 임펄스성 잡음의 경우와 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음이 동시에 혼입된 모든 경우를 고려한 복원방법이 필요하다.

본 논문에서는 가산될 모든 잡음을 고려한 복원방법을 제안하기 위하여 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음이 동시에 존재하는 잡음을 원 영상에 혼입하여 훼손시킬 것이다.

### III. 기존 복원 방법의 고찰

#### III-1. 평균치 필터

복원방법은 영상의 정상 모델(stationary)을 기초로 둔 선형 필터와 영상이 급격한 변화를 가지는 비정상적(nonstationary)모델에 기초를 둔 비선형 필터로 나눌 수 있는데 대표적인 선형필터로 평균치 필터를 그 예로 들 수 있으며, 공간 영역에서 영상을 용이하게 처리하기 위하여  $N \times N$ 창이 전체 영상을 경유하면서 창 내의 화소값들에 대하여

$$\overline{f(i,j)} = \frac{1}{N^2} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} g(k,l)W(i-k, j-l) \quad (7)$$

와 같은 연산 과정을 수행한다<sup>(3)</sup>. 여기에서  $\overline{f(i,j)}$ 는 평균치 필터에 의해서 처리된 복원 영상이며,  $g(k,l)$ 은 훼손된 영상이다.

이러한 평균치 필터는 수학적으로 간결하며, 연산속도가 빠르다는 장점이 있으며 잡음의 제거, 특히 평면 부분의 잡음을 제거할 때 용이하다. 그러나 영상이 급격한 변화를 가지는 비정상적모델의 훼손영상을 복원할 경우

$N \times N$  창내에서 동일한 가중치를 사용하여 그 합의 평균값을 특정화소에 대치함으로 잡음의 변화와 영상의 윤곽부위등 영상신호의 국부적 성질에 따라 능동적으로 처리하지 못함을 알 수 있다. 즉, 윤곽이 잡음과 동일시 처리되어 윤곽부분의 뭉롱현상이 나타나며, 평면에서는 매끄럽지 못한 결과를 나타낸다.

이러한 선형 필터의 구조적 결함을 개선하기 위하여 임펄스등의 잡음으로 인하여 심하게 훼손된 영상신호의 잡음을 훌륭히 제거하면서 윤곽부분을 보존하는 메디안 필터가 제안되었다<sup>(3)(5)</sup>.

#### III-2. 메디안 필터

선형필터의 구조적 결함을 보완하기 위한 메디안 필터는 비정상적 모델에 기초를 둔 비선형 필터로서 방법론식 (7)과 비교하여 나타내면,

$$f(i,j) = \text{MEDIAN} [g(i-k, j-l)]_{k=0}^{N-1}, l=0}^{N-1} \quad (8)$$

와 같이  $N \times N$  창이 전체 영상을 경유하면서 창내의 화소값들에 대하여 정렬작업이 이루어지며, 중간값을 선택하게 된다. 이러한 메디안 필터<sup>(3)(5)</sup>는 평면에서의 잡음제거에 뛰어난 효과를 보이며, 윤곽정보의 보존력이 우수하여 영상신호처리에 유용하게 사용된다. 그러나 정렬과정으로 인한 처리속도가 늦어지며, 창내의 잡음이 많이 존재할 경우와 백색 가우스 잡음 및 임펄스성 잡음이 동시에 혼입될 경우 메디안 필터의 구조적인 문제로 인하여 잡음제거 능력의 저하 및 윤곽에서의 뭉롱현상을 일으키게 된다.

#### III-3. Nagao방법

잡음의 정도가 심할 경우, 평균치 필터는 윤곽에서의 뭉롱현상과 평면에서의 거침현상이 두드러졌으며, 메디안 필터는 윤곽에서의 흐려짐 현상, 평면에서의 인접한 잡음제거에는 용이하지 않다는 단점이 있다. 각 필터의 이러한 단점들은 훼손신호 처리시 적용되는  $N \times N$  크기의 창 안의 화소값들이 국부적 성질에 따라 적용적으로 가중 처리되지 못하기 때문에 생기는 문제점들이다. 그러나 Nagao방법은 그림 4에서 보는바와 같이 영상신호의 임의의 화소  $(i,j)$ 에서 9개의 방향성 창을 이용함으로써 윤곽과 평면 잡음의 제거와, 윤곽부분의 흐려짐을 방지하는 반복처리방법으로서 알고리즘은

(1)  $(i,j)$ 에서의 방향성 창을 회전하여 각각의 평균과

분산값을 구한다. (그림 4)

- (2) 구한 분산값을 비교하여 최소 분산값을 가지는 창 내부의 평균값을  $(i, j)$ 에 저장한다.
  - (3) 영상전체에 (1), (2)의 과정을 적용시킨다.
  - (4) 직전 신호와 비교하여 변동이 없을때까지 (1)~(3)의 과정을 반복한다.
- 와 같으며, (4)는 종료규칙이 된다<sup>(4)</sup>.

Nagao방법은  $M \times M$ 의 크기를 가진 전체 영상신호의 특정한 화소와 근접한 화소값에 대하여 민감하게 반응하여 평면, 윤곽부분의 잡음을 용이하게 제거할 수 있다. 이는 그림 4의 (a), (b)의  $3 \times 3$  창이 방향성을 가지기 때문이다.

그러나 창내의 잡음이 많이 존재할 경우와 큰 임펄스성 잡음으로 훼손된 신호를 기존의 Nagao방법으로 처리할 경우 잡음 및 윤곽부위에서의 급격한 변동을 적용적으로 처리하지 못함으로 전체 수렴속도가 늦어지며, 시각적 특성이 좋지 못한 결점이 있다.

#### IV. 제안된 방법

Nagao방법은 공간영역에서 영상을 용이하게 처리하기 위한  $N \times N$ 크기의 창 내부에서 최소분산값을 가지는

방향성 창의 평균값을 중심값으로 취하여 잡음을 처리하지만 창의 크기가 커지거나 창내에 잡음이 많이 존재할 경우 처리된 최소 분산값과 중심 분산값과의 차이가 비슷하여 잡음의 제거에는 용이하지 못함을 알 수가 있다. 이러한 문제점들은 처리된 값과 직전 화소값과의 오차와 이를 최소화 시켜주는 가속 변수를 국부적 분산성질에 따라 가변시켜 적용함으로써 해결할 수가 있다.

본 논문에서는 이러한 국부적인 분산성질에 따라 가변하는 변수와 잔차 벡터(residual vector)를 이용하여 기존의 방법보다 수렴속도를 반으로 줄이며, 시각적 특성도 기존의 Nagao방법보다 개선된 방법을 제안한다.

기존의 Nagao방법에서 생기는 화소값의 오차를 줄이기 위한 잔차 벡터는  $(k+1)$ 번째의 근사해  $\hat{f}(i, j)_{k+1}$ 에 대하여

$$E(i, j)_{k+1} = \hat{f}(i, j)_{k+1} - \hat{f}(i, j)_k \tag{9}$$

로서 반복단계에서 정의된다<sup>(7)(8)</sup>. 즉,  $(k+1)$ 번째 영상신호가  $(k)$ 번째 신호보다 얼마나 개선되었는가를 나타내고 있다. 이러한 잔차 벡터를 이용함으로써 수렴속도와 복원정도를 개선시킬 수가 있는 것이다.

또한, 기존의 Nagao방법을 반복 알고리즘으로 표현

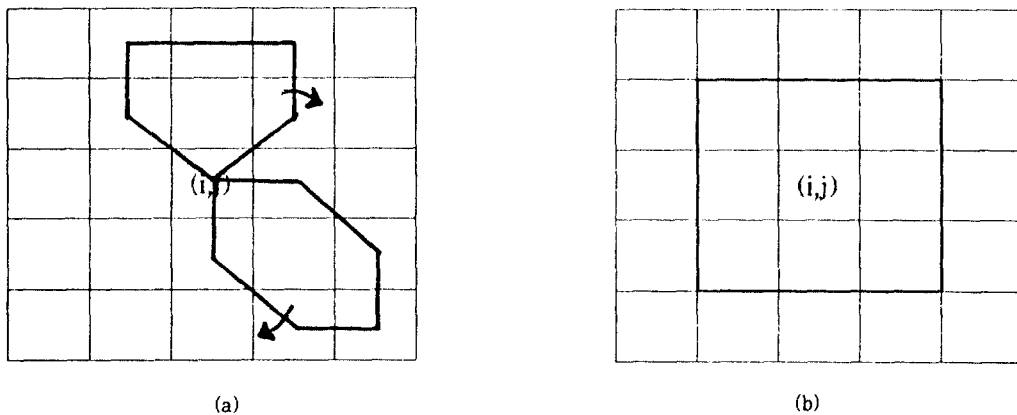


그림 4. Nagao방법에서 사용된 방향성 창  
 (a) 4개의 5각형 창과 4개의 6각형 창  
 (b) 1개의 4각형 창

Fig. 4. Used direction windows in the Nagao method  
 (a) four pentagonal and four hexagonal windows  
 (b) one rectangular window

하면,

$$\hat{f}(i, j)_{k+1} = N(i, j) \diamond \hat{f}(i, j)_k \quad (10)$$

라 할 수 있다. 여기에서  $N(i, j)$ 는 Nagao방법에서 사용되는 방향성필터를 나타내고,  $\diamond$ 는 (k)번째의 근사해,  $\hat{f}(i, j)_k$ 에  $N(i, j)$ 를 적용하기 위한 처리 연산자라 한다면, 식 (9)와 식 (10)을 정리하여

$$\hat{E}(i, j)_k = \hat{f}(i, j)_k - N(i, j) \diamond \hat{f}(i, j)_k \quad (11)$$

라 두어  $\hat{f}(i, j)_{k+1}$ 와  $\hat{f}(i, j)_k$ 의 오차를 줄이기 위한 (k)번째 잔차 벡터  $\hat{E}(i, j)_k$ 를 구할 수 있다.

또한 일반적인 반복 알고리즘은  $\hat{f}(i, j)_k$ 를 이용하여 좀 더 나은 근사해  $\hat{f}(i, j)_{k+1}$ 를 구하기 위하여 식 (9)의 잔차 벡터 성질을  $\hat{f}(i, j)_k$ 에 더하여

$$\hat{f}(i, j)_{k+1} = \hat{f}(i, j)_k + \hat{E}(i, j)_k \quad (12)$$

의 형태를 가진다. 여기서  $\hat{E}(i, j)_k = 0$ 이면  $\hat{f}(i, j)_{k+1}$ 가 정해지지만 일반적으로  $\hat{E}(i, j)_k \neq 0$ 므로 반복 알고리즘의 수렴특성을 회박하게 한다. 결국 식 (12)를

$$\hat{f}(i, j)_{k+1} = \hat{f}(i, j)_k + \alpha(i, j) \cdot \hat{E}(i, j)_k \quad (13)$$

로 수정하여 잔차 벡터,  $\hat{E}(i, j)_k$ 를 최소화시키고 수렴성을 보장하는 변수,  $\alpha(i, j)$ 를 이용한 방법을 제시한다.

$\alpha(i, j)$ 는 LMMSE필터에서 국부평균오차를 최소화시켜주는 필터이득과 같은 형태로 신호 분산대 잡음 분산의 비로 결정된다(9). 즉,

$$\alpha(i, j) = \frac{\sigma_{\hat{f}}^2(i, j)}{\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) + \sigma_n^2(i, j)} \quad (14)$$

이다.

본 논문에서는 식 (13)의 일반적인 반복 알고리즘의 성질을 이용하여 식 (10)의 Nagao반복과정과 식 (11)을 결합시킨

$$\begin{aligned} \hat{f}(i, j)_{k+1} &= N(i, j) \diamond \hat{f}(i, j)_k + \alpha(i, j) \cdot \hat{E}(i, j)_k \\ &= N(i, j) \diamond \hat{f}(i, j)_k + \alpha(i, j) \cdot ( \hat{f}(i, j)_k \\ &\quad - N(i, j) \diamond \hat{f}(i, j)_k ) \end{aligned} \quad (15)$$

와 같은 알고리즘을 제안한다.

또한 식 (14)의 필터이득은 원신호 및 잡음에 대한 사전정보를 필요로 함으로 그대로 적용시킬 수가 없다.

그래서 식 (15)에서 적용된  $\alpha(i, j)$ 는

$$\alpha(i, j) = \begin{cases} \frac{\sigma_{\hat{f}}^2(i, j)}{\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) + \sigma_n^2(i, j)} & \sigma_{\hat{f}}^2(i, j) > \sigma_n^2(i, j) \\ 0 & \sigma_{\hat{f}}^2(i, j) \leq \sigma_n^2(i, j) \end{cases} \quad (16)$$

로서 사전정보 없이 식 (15)의 오차를 최소화시키고 수렴성을 보장하는 적응성 변수를 제안한다. 이는 윤곽 및 미세한 부분이 잡음으로 훼손될 경우 임의의 (i, j) 부근의 분산값은 작아지며, 평면에서의 잡음 경우에는 (i, j) 부근의 분산값이 커지게 되는 분산성질과 방향성 창 성질을 이용한 것으로서 평면에서의 잡음제거와 윤곽에서의 시각특성을 개선시킨다.

$\sigma_{\hat{f}}^2(i, j)$ 는 그림 4의  $N \times N$ 크기의 이동 창내부의 방향성 창에서 구할 수 있는 최소 분산값이며,  $\sigma_n^2(i, j)$ 는  $N \times N$  크기의 이동 창에서 구할 수 있는 (i, j) 부근의 분산값이 된다.

식 (16)에서  $\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) > \sigma_n^2(i, j)$ 인 경우는 (i, j) 부근 영역이 잡음으로 심하게 훼손된 평면이거나 심하게 훼손된 윤곽부위가 됨으로 식 (15)의 제안된 알고리즘이 오차 최소화 기능을 수행한다. 만약,  $\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) >> \sigma_n^2(i, j)$ 이면,  $\alpha(i, j) \approx 1$ 이 되어 직전 복원 화소,  $\hat{f}(i, j)_k$ 로 대체되어 주변의 훼손 상태를 무시하게 되며,  $\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) \leq \sigma_n^2(i, j)$ 인 경우에는 임의의 (i, j) 부근 영역이 잡음으로 심하게 훼손되지 않은 평면이거나 약한 잡음으로 훼손된 윤곽부위가 된다. 만약  $\sigma_{\hat{f}}^2(i, j) \ll \sigma_n^2(i, j)$ 이면,  $\alpha(i, j) \approx 0$ 이 식 (15)에 적용되어 평면, 윤곽에서의 잡음제거 및 윤곽부위의 보존기능을 수행한다.

결국, 식 (15), (16)의 제안된 알고리즘은  $N \times N$ 의 중심창 내부에 9개의 방향성 창을 이용하여 처리된 값과 직진화소값과의 중심오차를 최소화 시켜주는 가속변수를 국부적 분산성질에 따라 가변시켜 오차량을 줄임으로서 윤곽과 평면의 잡음을 효율적으로 제거하며, 특히 화소값이 급격히 변화하는 윤곽 근처에서 존재하는 방향성 잡음의 제거시 용이하며, 잡음의 훼손정도가 심한 경우에도 윤곽부분의 흐려짐을 방지하는 반복처리방법이 된다.

여기서  $N(i, j)$ 는 그림 4와 같이 9개의 방향성 창으로 구성되어 있으며, i, j와 근접한 점들의 화소값에 민감하

게 반응한다. 또한 제안된 알고리즘들의 유효성을 입증하기 위하여 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음이 동시에 혼입된 훼손영상을 복원과정에 사용하였으며 훼손과정은 식 (1)과 식 (5)의 과정으로 원 영상신호를 훼손시켰다.

V. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 사용된 영상은 표준영상 GIRL. IMG와 JAGUAR. IMG로서 256×256 해상도 및 256의 계조도를 갖는다. 표1은 사용된 영상의 통계적 성질을 나타내고 있다.

그림 5의 표준영상을 SNR=20dB인 백색 가우스 잡음으로 훼손시킨후 식 (5)에서 확률 0.4의 분포를 갖는 임펄스성 잡음으로 훼손 시켰으며, 훼손영상의 통계적 성질과 MSE는 표 2와 같다.

표 1. 표준영상의 평균 및 분산값  
Table 1. Mean and variance values of the standard images

표준영상	Girl	Jaguar
평균 및 분산		
평균	98.5	130.9
분산	2740.5	6338.5

표 2. 훼손영상의 평균, 분산 및 MSE  
Table 2. Mean, variance, and MSE values of the degraded images

훼손영상	Girl	Jaguar
평균, 분산, MSE		
평균	99.2	131.1
분산	3202.7	6532.4
MSE	575.8	514.5

객관적 처리효과의 평가척도로서 사용되는 MSE는 다음과 같이 정의한다.

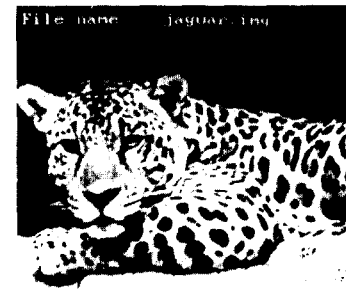
$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \hat{f}(i, j))^2 \quad (17)$$

여기서  $f(i, j)$ 는 원 영상신호,  $\hat{f}(i, j)$ 는 복원된 영상 신호이며, M, N은 영상의 수평, 수직방향의 화소수이다.

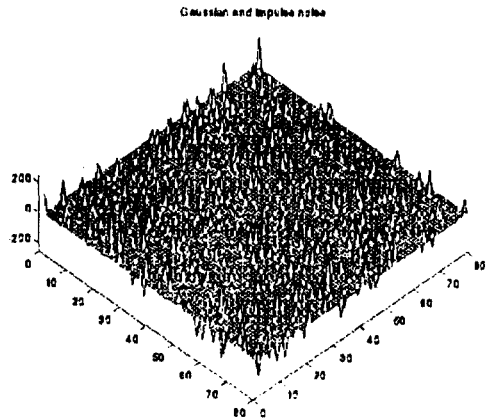
V-1. 잡음에 의한 훼손 영상의 모습



(a)



(b)



(c)

그림 5. 표준 영상과 혼합 잡음  
(a) Girl 영상 (b) Jaguar 영상 (c) 백색 가우스 및 임펄스 잡음

Fig. 5. Standard images and mixed noise  
a) Girl image (b) Jaguar image (c) White Gaussian plus impulsive noise



그림 5의 (a), (b)는 표준영상을, (c)는 가산잡음의 분포를 나타내고 있다. (c)의 구간이 0~80인 이유는 잡음의 분포를 자세히 나타내기 위해서 영상신호의 31260 byte에서 부터 80×80 byte를 사용하였기 때문이다.

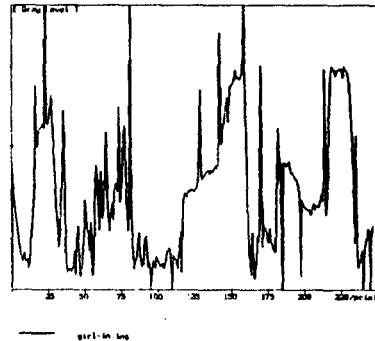
또한 그림 6은 식 (1)과 식 (5)의 훼손과정을 통하여 형성된 훼손영상과 단면도를 나타냄으로 훼손 정도를 보여주고 있다. (a)의 단면도는 영상의 200행을, (b)는 125행의 훼손된 화소값들을 나타내고 있다.

그림 7과 그림 8은 분산값이 다른 훼손 영상들을 평균치, 메디안, Nagao방법으로 복원한 영상과 단면도를 나타내고 있다. 그 결과를 보면 Nagao방법을 이용한 복원결과가 가장 표준영상에 근접함을 알 수가 있으며,

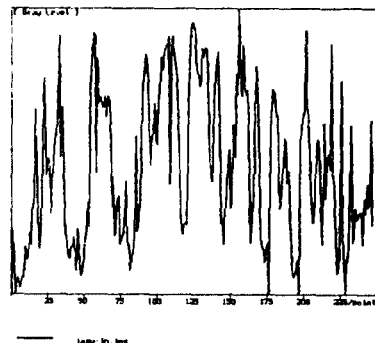
평면에서의 잡음제거와 윤곽에서의 보존능력이 개선되었음을 알 수가 있다.

표 3과 표 4는 복원결과를 비교하기 위하여 처리결과를 MSE로 나타내었으며, Nagao방법이 평균치, 메디안방법보다 개선된 결과를 나타내고 있다.

그림 9와 그림 10은 여러가지 영상을 기존의 방법과 제안된 방법으로 처리하였을때 결과의 오차를 분석하기 위하여 임의의 행에서 추출한 단면도와 오차분포로써 나타내고 있다. 그림 9에서 보는 바와 같이 (a)의 Nagao방법보다 (b)의 제안된 방법으로 처리한 결과가 더 개선된 결과를 보여주며, 단면도를 통하여 표준영상과 복원 영상을 비교하여 보면 제안된 방법이 영상신호의 크고 작은 값의 급격한 변화에 민감히 반응하여 평면



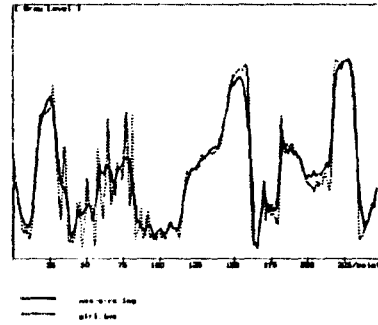
(a)



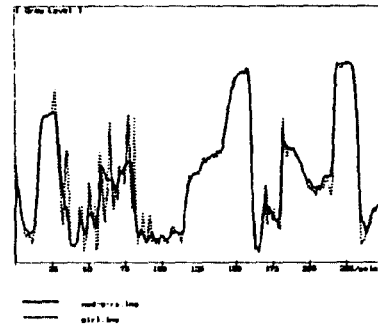
(b)

그림 6. 훼손 영상과 단면도 (a) Girl 영상 (b) Jaguar 영상  
Fig. 6. Degraded images and profiles (a) Girl image (b) Jaguar image

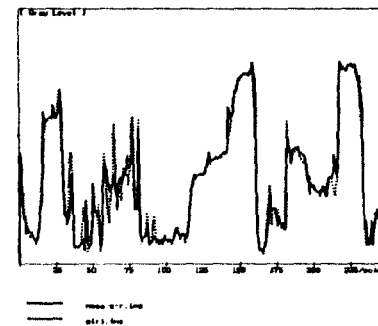
V-2. 기존 복원 방법들의 결과



(a)



(b)

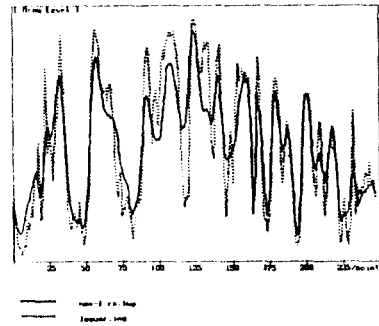


(c)

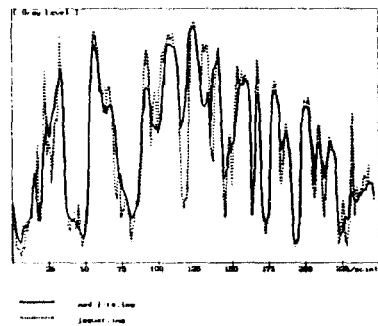
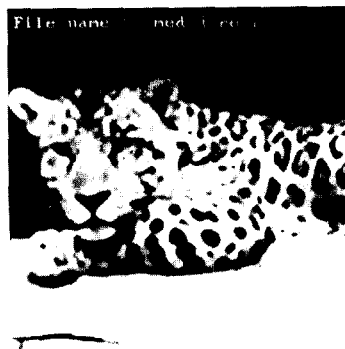
그림 7. 훼손된 표준 영상의 복원 결과

(a) Mean 필터 (b) Median 필터 (c) Nagao 방법

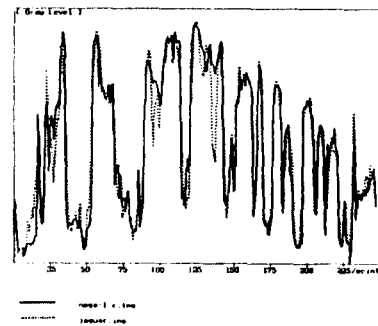
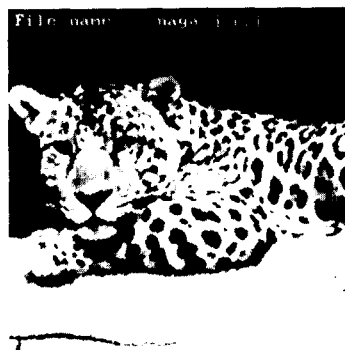
Fig. 7. Restoration results of the degraded standard image by means of : (a) Mean filter (b) Median filter (c) Nagao method



(a)



(b)



(c)

그림 8. 훼손된 Jaguar 영상의 복원 결과  
 (a) Mean 필터 (b) Median 필터 (c) Nagao 방법  
 Fig. 8. Restoration results of the degraded Jaguar image by means of :  
 (a) Mean filter (b) Median filter (c) Nagao method

표 3. 복원된 표준영상의 MSE 비교

Table 3. Comparison results of MSE in the restored standard images

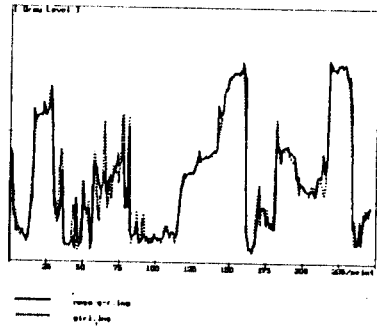
Method \ MSE	Mean	Median	Nagao
degraded image	575.8		
restored image	211.4	182.6	146.6

표 4. 복원된 Jaguar 영상의 MSE 비교

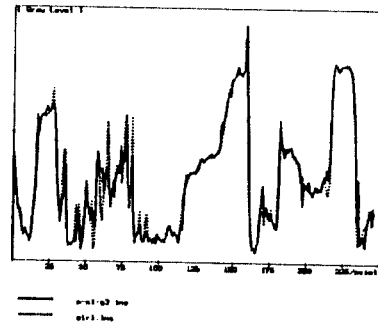
Table 4. Comparison results of MSE in the restored Jaguar images

Method \ MSE	Mean	Median	Nagao
degraded image	514.5		
restored image	585.5	486.5	405.2

V-3. 제안된 방법의 결과



(a)



(b)

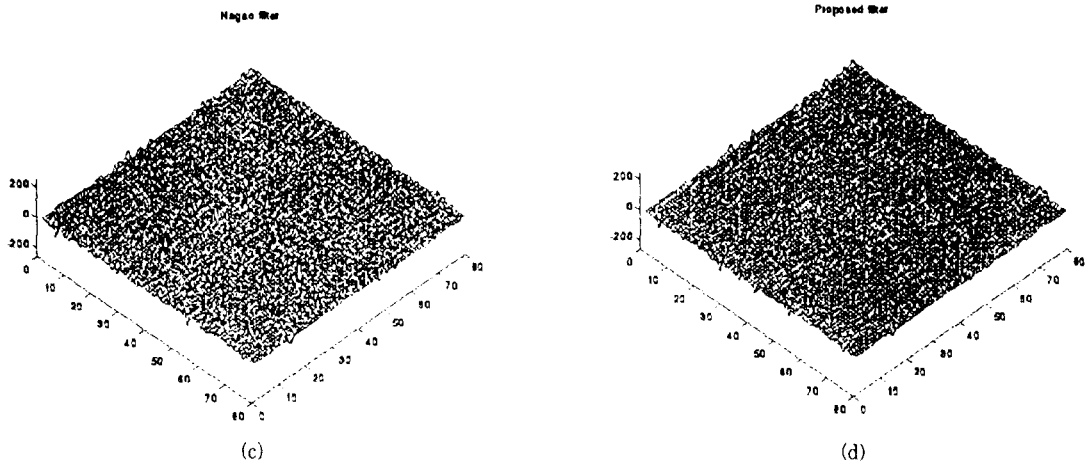


그림 9. 복원된 표준 영상과 단면도

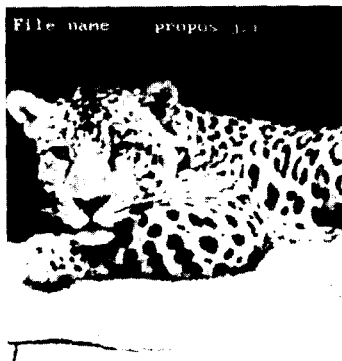
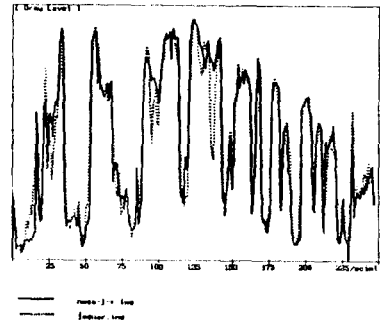
(a) Nagao 방법 (b) 제안된 방법 (c) (a)의 복원 오차 분포 (d) (b)의 복원 오차 분포

Fig. 9. Restored standard images and profiles by means of : (a), (b)

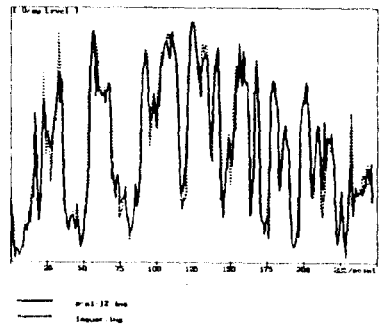
(a) Nagao method (b) Proposed method (c) Restoration error distribution of (a)  
(d) Restoration error distribution of (b)



(a)



(b)



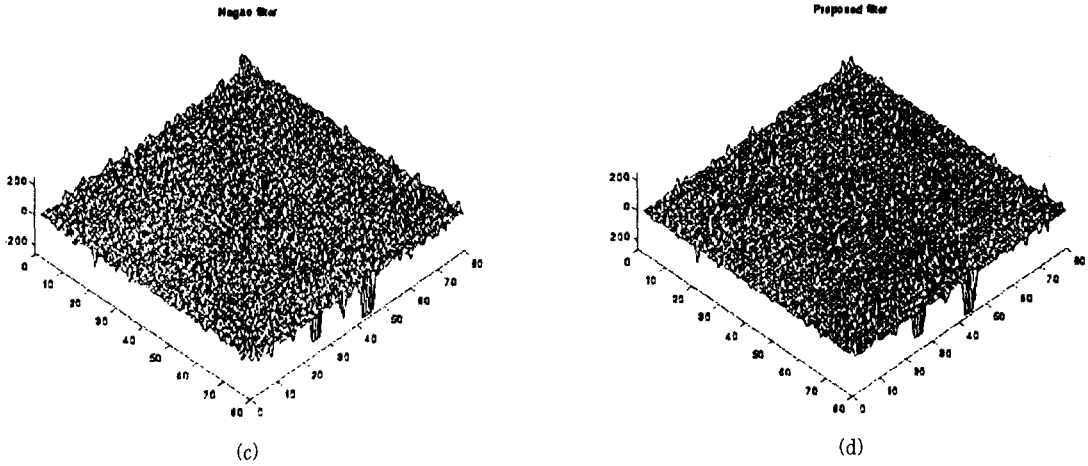


그림 10. 복원된 Jaguar 영상과 단면도

(a) Nagao 방법 (b) 제안된 방법 (c) (a)의 복원 오차 분포 (d) (b)의 복원 오차 분포

Fig. 10. Restored Jaguar images and profiles by means of : (a), (b)

(a) Nagao method (b) Proposed method (c) Restoration error distribution of (a)  
(d) Restoration error distribution of (b)

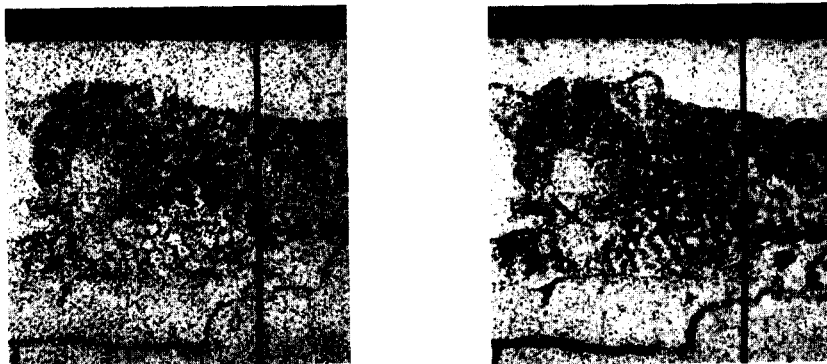
에서의 잡음제거 및 윤곽의 보존력이 기존의 방법보다 우수함을 알 수가 있으며, 제안된 방법으로 처리한 (d)에서 오차 분포의 왜곡상태가 (c)보다 더욱더 개선됨을 알 수가 있다. 즉, 윤곽에서의 뭉뚱화 현상이 크게 줄고 평면에서의 오차가 개선됨을 알 수가 있다. 이러한 개선된 사항들은 그림 10에서도 동일하나 그림 6의 (b)와 같이 표준영상의 분산값이 큰 영상모델을 제안된 방법으로 처리할 경우 더욱더 효과적인 결과를 나타내고 있다.

표 6. 기존의 방법과 제안된 방법의 복원 결과 비교

Table 6. Comparison results of restoration by Nagao and the proposed method

Method	Degraded image's MSE	Nagao	Proposed
Original images Girl image (variance=2740.5)	575.8	146.6	112.2
Jaguar image (variance=6338.5)	514.5	405.2	242.6

V-4. 기존 복원 방법들의 성능 평가



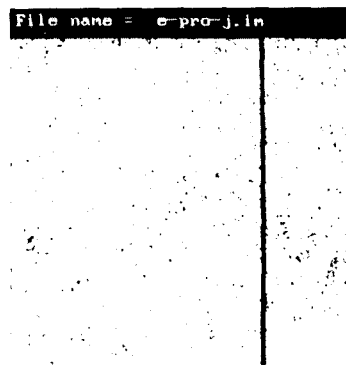
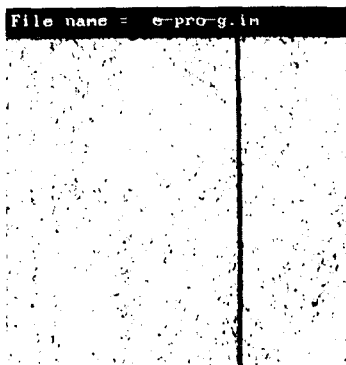
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 11. 오차 영상

(a) 평균치 필터 (b) 메디안 필터 (c) Nagao 방법 (d) 제안된 방법

Fig. 11. Error images by means of :

(a) Mean filter (b) Median filter (c) Nagao method (d) Proposed method

그림 10의 (c), (d)를 비교하여 보면, (d)의 오차분포 정도가 (c)보다는 적으며, 윤곽에서의 뭉뚱현상을 개선시킨 방법임을 알 수가 있다.

이러한 결과를 MSE 표로 나타내면 표 6과 같으며 결과를 보면 기존의 방법보다 제안된 방법이 개선된 결과를 나타내며, 영상의 분산값이 큰 훼손영상을 처리할 경우 제안된 방법이 더욱더 효과적임을 나타내고 있다.

그림 11은 백색 가우스 잡음과 임펄스성 잡음이 동시에 혼입된 훼손영상을 여러방법으로 복원하였을 경우 그 결과를 오차영상으로 나타내었다. (a), (b), (c), (d)는 각각 평균치, 매디안, Nagao, 제안된 방법으로 처리한 결과이며, 제안된 방법이 평면에서의 잡음제거 및 윤곽에서의 보존능력이 우수함을 알 수가 있다. 이는 표 7에서 복원된 영상의 MSE를 비교함으로써 알 수가 있다.

또한, 표 8은 복원된 영상의 특성을 파악하기 위하여

표준영상의 분산값과 복원된 영상의 분산값을 비교함으로써 각종 복원방법들의 성능을 비교하였으며, 기준은 표준영상의 분산값이 된다. 비교 결과 제안된 방법이 표준영상의 평균 및 분산값에 가장 근접한 값을 나타내고 있다.

표 9, 10은 여러가지 복원방법들의 처리능력을 영상의 영역별로 분석, 비교하고 있다. 그 결과 평균치 필터는 평면 잡음제거에는 용이하나 윤곽에서의 뭉뚱현상을 일으키므로 윤곽부분의 복원능력이 떨어짐을 알 수가 있으며, 매디안 필터는 평면에서의 잡음제거 및 윤곽의 복원에는 용이하나 잡음의 정도가 심할 경우, 윤곽부분에서의 뭉뚱현상을 일으키게 된다. 또한 Nagao방법에서 평면의 복원능력은 매디안 방법보다 좋지 못하나, 윤곽의 복원능력은 기존의 방법보다 우수함을 알 수 있다. 그러나 제안된 방법으로 복원한 경우, 모든 영역에서 기존의 방법들보다 더욱 개선된 결과를 얻을 수가 있었다.

표 7. 복원 영상의 MSE 비교  
Table 7. Comparison results of MSE in the restored images

Restored images \ Method	Degraded images MSE	Mean	Median	Nagao	Proposed
Girl	575.8	211.4	182.6	146.6	112.2
Jaguar	514.5	585.5	486.5	405.2	242.6

표 8. 복원 영상의 통계적 특성 분석  
Table 8. Analysis of the statistical characters in the restored images

Restored image's Original images \ MSE	Mean		Median		Nagao		Proposed	
Girl mean=98.5, variance=2740.5	98.7	2288.1	98.1	2598.6	97.9	2863.4	97.7	2752.0
Jaguar mean=130.9, variance=6338.5	130.7	5063.4	132.6	5875.6	131.4	6690.8	130.9	6314.5

표 9. 영상의 평면에서의 MSE 비교  
Table 9. Comparison results of MSE in the restored images of the plane

Restored images \ Method	Mean	Median	Nagao	Proposed
Girl	59.5	36.1	44.4	37.2
Jaguar	120.3	95.3	106.4	74.5



표 10. 영상의 윤곽에서의 MSE 비교  
Table 10. Comparison results of MSE in the restored images of the edge

Restored images \ Method	Mean	Median	Nagao	Proposed
Girl	397.0	297.1	276.0	205.2
Jaguar	877.7	732.3	632.6	324.5

V-5. 수렴성

반복 복원 방법에서의 수렴성은 식 (9)의  $\hat{E}(i,j)_{k+1} = 0$ 이 되었을 경우에 보장된다. 그러나 잡음으로 훼손된 영상, PSF(point spread function)에 의해 훼손된 영상, 동적흐려짐영상등을 복원하기 위한 기존의 방법들이 항상 수렴하는 것은 아니다. 이는 시스템 특성, 영상의 종류, 크기, 인가된 잡음에 따라 크게 달라지기 때문이다.

표 11, 12는 기존의 Nagao방법과 제안된 방법의 반복횟수에 따른 MSE를 나타내고 있으며, 그림 12, 13로 도식화하였다.

넓은 계조도 분포를 가지는 GIRL영상의 경우 10번 반복구간에서 제안된 방법이 기존의 Nagao방법보다 안정된 수렴성을 가지고 있으며, JAGUAR영상의 경우 제안된 방법이 수렴성은 가지나 3번째 반복에서부터 약간의 발산성질을 나타내고 있는 반면, 기존의 Nagao방

법은 2번째 반복에서 발산성질을 나타내고 있다. 이는 JAGUAR영상이 GIRL영상과는 달리 평면부분보다는 윤곽과 같은 급격한 변화로 이루어진 영상이기 때문이다.

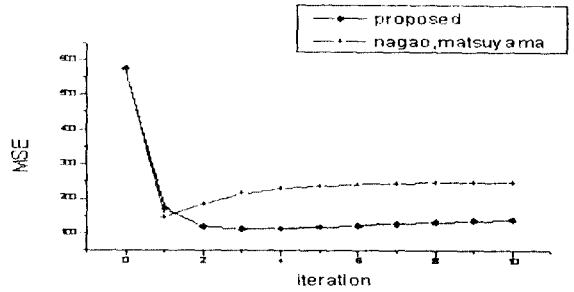


그림 12. 표 11의 그림  
Fig. 12. Diagram for table 11

표 11. 반복 복원된 표준영상의 MSE 비교  
Table 11. Comparison results of MSE in the restored standard images for the iterative process

Iteration \ Method	Proposed	Nagao
Degraded GIRL' MSE	575.83	
1	171.68	146.69
2	119.66	185.69
3	112.22	214.50
4	113.86	230.06
5	118.03	238.58
6	122.75	242.58
7	127.48	244.90
8	131.99	246.50
9	136.25	247.26
10	140.23	247.67

표 12. 반복 복원된 JAGUAR영상의 MSE 비교  
Table 12. Comparison results of MSE in the restored JAGUAR images for the iterative process

Iteration \ Method	Proposed	Nagao
Degraded JAGUAR' MSE	514.52	
1	247.92	405.24
2	242.68	556.30
3	264.54	640.58
4	289.55	688.06
5	312.55	712.82
6	332.99	725.33
7	351.04	731.80
8	367.11	735.22
9	381.34	737.32
10	394.31	738.63

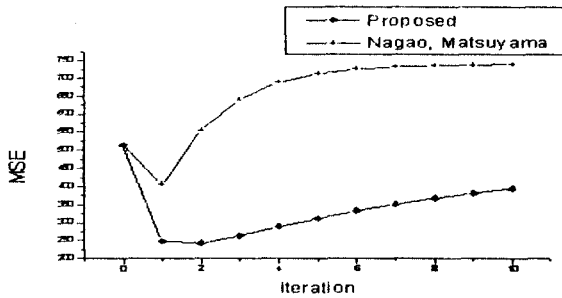


그림 13. 표 12의 그림  
Fig. 13. Diagram for table 12

## VI. 결 론

영상은 신호의 형성, 저장 및 전송시 잡음에 의해 훼손되는데 이러한 훼손영상을 복원하기 위하여 지금까지 많은 방법들이 제안되었다. 그러나 이들 대부분의 복원 방법들은 백색 가우스 잡음에 의해 훼손된 영상신호만을 제거하기 위해 연구되었으며, 20dB로 훼손된 신호의 복원에는 용이하나 10dB이하의 심한 잡음으로 훼손된 신호와 임펄스 잡음과 가우스 잡음이 동시에 혼합 훼손된 신호의 복원결과는 좋지 않다는 단점이 있었다.

선형필터인 평균치 필터는 근접한 화소의 평균값을 취하게 되어 지역 특성을 가지게 되어 평면에서의 잡음제거에는 용이하나 윤곽 및 미세부분에서의 뭉뚱현상을 일으킴으로 시각특성이 저하된다. 이러한 결점을 보완한 메디안 필터가 연구되었으나 잡음의 정도가 심하거나 인접한 잡음으로 훼손된 경우 평면에서의 거침현상과 윤곽에서의 뭉뚱화 현상이 나타나므로 혼합 잡음으로 훼손된 영상의 복원에는 용이하지가 못한 결과를 확인할 수 있었다. 이러한 복합 잡음은 Nagao방법의 방향성 필터를 이용하여 제거할 수는 있었으나 이 또한 잡음의 정도가 심한 훼손영상의 처리시 윤곽에서의 처리효과가 크게 떨어지게 된다.

본 논문에서는 Nagao방법에 각 반복처리시 생기는 국부적 오차를 줄이기 위하여 적용성 가속변수를 이용한 방법을 제안하였다. 이 가속변수는 반복과정에서 평면과 윤곽부분에 따라 최적의 값이 선정됨으로 훼손영상의 종류와 훼손 정도에 관계없이 적용시킬 수 있으며, 시각특성을 최대한으로 고려한 방법이 된다. 또한 혼합 잡음으로 훼손된 영상을 각종 복원 방법들로 처리한 후 영상신

호의 개선도를 영역별로 분석하였다. 먼저 복원된 표준영상의 경우, 평면부분에서의 MSE는 평균치 필터로 처리할 경우 59.5이며, 메디안 필터의 경우는 36.1, Nagao방법은 44.4의 결과를 갖게되어 평면에서의 잡음제거에는 메디안 필터의 경우가 개선된 결과를 보여주며, 제안된 방법으로 처리하면 37.2로서 메디안 필터와 거의 비슷한 효과를 가짐으로 평면에서의 잡음 제거 능력이 우수함을 알 수가 있었다.

윤곽부분에서의 MSE는 평균치 필터로 처리할 경우 397.0, 메디안 필터는 297.1, Nagao방법은 276.0의 결과를 얻을 수 있으나, 제안된 방법으로 처리할 경우 205.2로서 기존의 방법보다 70~190정도의 개선된 효과를 확인할 수 있었다. 이는 제안된 방법이 영상의 국부적 성질에 따라 가변하는 적용성 변수를 사용함으로써 평면과 윤곽에서의 잡음제거가 용이하기 때문이다. 그리고 복원된 JAGUAR 영상의 MSE를 비교할 경우, 제안된 알고리즘은 Nagao방법보다 160이상 개선된 결과를 나타내며, 특히 윤곽부분에서는 310이상의 개선된 결과를 나타내기 때문에 모든 종류의 영상에 유효한 방법이라는 하나 넓은 신호주파수를 갖는 영상에 적용되었을 경우 더욱더 개선된 결과를 확인할 수 있음을 나타내고 있다.

## 참고문헌

1. H. C. Andrews and B. R. Hunt, "Digital Image Restoration," Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1977.
2. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
3. JAE S. LIM, "Two-dimensional Signal and Image Processing," Prentice-Hall, 1990.
4. Makoto Nagao and Takashi Matsuyama, "Edge Preserving Smoothing," Computer Graphics and Image Processing, pp.394-407, 1979.
5. PAUL M. Embree and Bruce Kimble, "C language Algorithms for Digital Signal Processing," Prentice-Hall, 1991.
6. Humor Hwang and Richard A. Haddad, "Multilevel Nonlinear Filters for Edge

- Detection and Noise Suppression," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 42, No. 2, pp.249-258, February, 1994.
7. Lee W. Johnson and R. Dean Riess, "Numerical Analysis," Addison-Wesley Publishing Company, 1982.
8. Richard L. Burden, J. Douglas Faires and Albert C. Reynolds, "Numerical Analysis," Prindle, Weber & Schmidt Boston, Massachusetts, 1981.
9. D.T. Kuan and A.A. Sawchuk, "adaptive noise smoothing filter for images with Signal-Dependent Noise," IEEE Trans. Patt Anal. Machine Intell., vol. PAMI-7, pp.165-177, 1985.



朴正財(Jung Jae Park) 정희원

1969년 5월 3일생

1994년 2월 : 영남대학교 전자공학과 졸업(학사)

1994년 3월~현재 : 영남대학교 내 지원시스템 기술연구원

\*주관심 분야 : 영상복원과 영상부호화 이론, 통신이론