

각종 잡음에 대한 영상복원 필터들의 성능 비교

(Performance Comparison of Some Image Restoration Filters for Various Noises)

金 南 哲*, 鄭 聖 煥**

(Nam Chul Kim and Sung Hwan Jung)

要 約

주관적 및 객관적 척도를 사용하여 몇가지 영상복원 필터들의 성능이 비교되고 평가되어졌다. 시험영상으로는 각각 Gauss 잡음, 균일잡음, 임펄스 잡음 및 BSC 잡음으로 훼손된 GIRL 및 PLANT 영상을 사용하였다. 시뮬레이션 결과, Gauss 잡음 및 균일 잡음에서는 DCT-Wiener 필터가 가장 우수하고, 임펄스 잡음 및 BSC 잡음에서는 메디안 필터가 가장 우수한 것으로 나타났다.

Abstract

Performances of some image restoration filters are compared and evaluated on SNR gain and subjective test. Test images used here are the GIRL and PLANT images corrupted by Gaussian, uniform, BSC, and impulse noise, respectively. Experimental results show that the scalar DCT-Wiener filter among them is comparatively superior to others in Gaussian and uniform noise. On the other hand, the median filter is much better than others in BSC and impulse noise.

I. 서 론

우리가 얻게 되는 영상신호는 영상시스템 자체의 전자회로나 감지기(sensor)를 거치는 동안 발생하는 잡음 등과 전송과정 중에 전송선로에서 발생하는 잡음 등으로 훼손되는 경우가 흔히 있다. 따라서 원래의 순수한 영상을 얻기 위해서 관측된 영상신호를 공간영역이나 변환영역에서 여러가지 필터를 사용하여 복원하게 된다.^[1,2] 그런데 영상신호에 가산되는 잡음은 주어진 상황에 따라 여러가지 일 수 있다. 실제로 감지기 및 전자회로에서 발생하는 Gauss 잡음,^[3] 양자화과정

등에서 생기는 균일(uniform) 잡음^[4] 및 데이터 획득(data acquisition) 과정 등에서 일어날 수 있는 임펄스(impulse) 잡음^[5]과 전송과정에서 흔히 있는 BSC(binary symmetric channel) 잡음^[6] 등이 있을 수 있다. 이들 잡음들은 각기 혹은 이들의 조합으로 영상신호에 섞이기 때문에, 이러한 잡음들의 특성을 고려하여 적절한 필터를 사용해야 좋은 효과를 기대할 수 있다.^[7]

실제로 간단한 기본적인 영상복원 필터들은 그 활용도가 매우 높아서 지금까지 계속해서 많이 연구되고 있다.^[8-14] 특히 현재 이러한 필터들의 에지(edge) 보존 특성을 높이고자, 영상의 국부적 통계 특성에 따라 적응해 가는 적응 필터링의 연구에 집중되고 있다.^[15-24] 따라서 상황에 맞는 적절한 필터의 선택과 필터링의 적응화를 위해서는 기본적인 필터들의 여러 잡음에서의 특성이 밝혀져야 하겠다. 그런데 이제까지 발표된 필터들에 관한 연구는 단일잡음에서의 단편적인 성능

*正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

**正會員, 蓮庵工業專門大學 電子計算科
(Dept. of Computer Science, Yonam Jr. College of Eng.)

接受日字: 1986年 7月 9日

을 조사한 것이 대부분이어서 여러가지 잡음들의 상황 하에서 필터들의 성능을 조사하여 서로 비교 검토해 보는 것이 필요하다.

이를 위하여 본 논문에서는 비교적 하드웨어 구현이 간단한 기본적인 몇개의 필터들을 선택하였다. 공간영역에서 처리하는 것으로는 선형필터인 평균필터와^{1),4)} 비선형필터인 메디안(median)필터^{5),25),26)} 및 시그마(sigma)필터^{27),28)} 그리고 변환영역에서 처리하는 것으로는 FFT-Wiener에 비하여 비교적 우수한 성능을 나타내는 DCT-Wiener 필터를^{17),29),30)} 선택하였다.

일반적으로 비선형 필터와 임펄스성 잡음에 대한 필터들의 성능을 정량적으로 해석하는 것이 상당히 복잡하기 때문에, 본 연구에서는 주로 정성적인 해석과 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 비교 평가하기로 한다. 또한 성능을 용이하게 비교할 수 있도록 하기 위하여 각 필터들의 파라미터가 영상의 국부적인 통계에 따라 변하지 않고 전체 영상의 통계에 맞추어 고정되는 기본적인 형태의 비적용 필터를 사용하였다. 그리고 알고리즘의 복잡성이나 수행시간상의 문제는 고속 알고리즘의 개발과 필터의 고속 하드웨어 실현 등으로 필터간의 차이가 근소한 것으로 간주하여, 주로 복원영상의 품질면에서 비교하기로 한다. 이때 비교 평가의 수단으로는 객관적인 평가의 척도인 SNR gain을 사용하였고 모니터에 출력시켜 눈으로 하는 주관적인 검사도 병행하였다.

여기서 SNR gain은 다음과 같이 정의된다.³⁰⁾

$$SNR\ gain = \frac{SNR\ of\ restored\ image}{SNR\ of\ noisy\ image} = \frac{Variance\ of\ input\ noise}{Variance\ of\ restoration\ error} \quad (1)$$

여기서 복원오차(restoration error)라함은 원영상과 복원영상과의 차를 말한다. 또한 복원영상에서의 SNR은 원영상의 분산대 복원오차의 전력과의 비율이고, 잡음섞인 관측영상에서의 SNR은 원영상의 분산과 입력잡음의 전력과의 비율을 말한다. 또한, 시험대상의 영상신호로는 상반신 영상의 대표적인 GIRL영상 및 항공사진인 PLANT영상을 대상으로 하였다.

II. 각 필터들의 기본 구조

원래의 영상 $x(i, j)$ 에 잡음이 첨가되어 관측된 영상은 다음과 같이 표현된다.

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \quad (2)$$

여기서 잡음의 평균은 0이며 원래의 영상신호 $x(i, j)$

와는 서로 상관관계가 없다고 가정하기로 한다. 이와 같은 잡음이 섞인 관측영상을 얻었을 경우 원래의 영상으로 복원하기 위한 수단으로 여러가지 영상복원 필터가 필요하게 된다.

1. 평균필터(averaging or mean filter)

평균 필터는 영상의 주위신호들 사이에는 상당한 상관성(correlation)이 존재하지만 잡음들 사이에는 상관성이 거의 없는 특성을 이용하여 주위 관측신호들을 평균함으로써 잡음을 제거하게 된다. 이 필터는 일종의 LPF(low pass filter)로서 고주파성분의 잡음을 상당히 제거하는 반면에 신호의 고주파성분도 함께 제거하여 시각적 효과가 큰 영상의 에지를 흐리게 하는 단점이 있다. 그러나 비교적 그 구조가 간단하여 잡음을 제거하기 위한 목적으로 널리 이용되고 있다.

본 연구에서 사용한 평균 필터는 처리되는 화소를 따라 이동하는 $(2n+1) \times (2m+1)$ 창내의 관측된 화소들을 다음과 같이 평균하여 출력시킨다.

$$\hat{x}(i, j) = \frac{1}{(2m+1)(2n+1)} \sum_{k=-m}^m \sum_{l=-n}^n y(k, l) \quad (3)$$

평균 및 메디안 필터 등을 포함하는 순위통계(order statistic) 필터 중에서는 배경에 Gauss 잡음이 섞인 경우에 (3)식과 같은 평균 필터가 가장 좋은 것으로 밝혀진바 있다.³¹⁾

2. 메디안 필터(median filter)

메디안 필터는 W. J. Tukey에 의하여 제안된 비선형 필터로서 임펄스 잡음을 잘 제거하는 한편 신호의 에지를 잘 보존하는 특성을 가지고 있어서 임펄스 형태의 잡음이 섞인 영상의 복원에는 흔히 사용되며 성능도 매우 우수한 것으로 밝혀졌다.^{16),25)}

이러한 메디안 필터는 입력신호 $y(i, j)$ 를 중심으로 하여 $(2n+1) \times (2m+1)$ 창내에 존재하는 관측신호들 중에서 다음과 같이 중앙치(median)가 되는 값을 찾아내어 출력시킨다.

$$\hat{x}(i, j) = \text{med}\{y(i, j) | (k, l) \in W(i, j)\} \quad (4)$$

여기서 $W(i, j)$ 는 (i, j) 를 중심으로 하는 $(2n+1) \times (2m+1)$ 의 창영역을 나타낸다. 현재 메디안 필터에 대한 고속 알고리즘³²⁾이 개발되어 있고 하드웨어 실현³³⁾이 용이해져서 영상처리 분야에서 더욱 널리 쓰일 전망이다.

3. K-시그마 필터(K-sigma filter)

시그마 필터는 J. S. Lee에 의하여 제안된 비선형 필터로서³⁴⁾ 평균 필터에서 창내의 영상신호의 분포를 고려하지 않고 그대로 평균을 취함으로써 에지가 손상

되는 점을 해결하기 위하여, 창영역내에서 화소의 값이 화소중심에 대하여 시그마 임계치(threshold) 밖에 있는 화소들은 다른 부류로 판단하여 평균하는 데에서 제외시키는 것이 그 기본구조이다.

$$\hat{x}(i, j) = \frac{\sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{\ell=j-n}^{j+n} \delta_{k,1} y(k, \ell)}{\sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{\ell=j-n}^{j+n} \delta_{k,1}}$$

$$\delta_{k,1} = \begin{cases} 1, & |y(k, \ell) - y(i, j)| \leq \Delta \\ 0, & |y(k, \ell) - y(i, j)| > \Delta \end{cases} \quad (5)$$

여기서 임계치 Δ 은 화소들의 밝기의 범위를 나타낸다. 시그마 필터는 평균 필터보다 에지(edge)를 잘 보존하는 특성이 있지만 임펄스 형태의 잡음에 약하기 때문에, Δ 범위내에 존재하는 화소의 수가 일정수준 K 이하 일 때 그대로 공간평균 필터링을 하도록 변형하면 성능을 더욱 개선시킬 수 있다. 이러한 필터를 본 논문에서는 K -시그마 필터라 부른다. 여기서 Δ 의 값을 여러가지 방법으로 결정할 수 있겠으나^[21] 계산상의 편의를 위하여 신호의 표준편차에 비례하는 $\Delta = 2\sigma_x$ 로 결정하였다.

4. 스칼라(Scalar) Wiener 필터

스칼라 Wiener 필터는 그림 1과 같이 입력영상을 변환한 후 변환영역에서 각 변환계수에 최적의 스칼라 필터값을 곱한 다음, 다시 역변환해서 재생영상을 얻는 방법이다.^[22] 이때 계산을 간단히 하기 위하여 원영상을 몇 개의 작은 블록으로 나눈 뒤, 각 블록들을 입력 영상으로 하여 변환하게 된다. 즉 스칼라 Wiener 필터는 다음과 같은 방식으로 영상을 복원하게 된다.

$$Y(u, v) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L T(i, j, u, v) y(i, j)$$

$$\hat{X}(U, V) = H(U, V) Y(U, V)$$

$$x(i, j) = \sum_{u=1}^L \sum_{v=1}^L T^{-1}(i, j, u, v) \hat{X}(u, v) \quad (6)$$

여기서 X, Y 는 각각 원영상 x 나 관측영상 y 에 대한 변환계수를 나타내며 T 와 T^{-1} 는 각각 2차원 unitary 변환과 그 역변환을 나타낸다. 많이 사용되는 2차원 변환으로는 DCT, FFT, Hadamard 등이 있으나 본 연구에서는 고속 알고리즘^[22]이 개발되어 있고 성능도

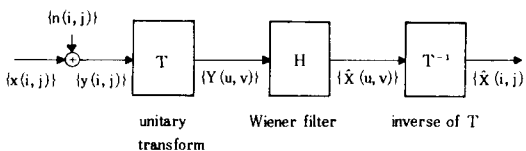


그림 1. 스칼라 Wiener 필터링의 블록도
Fig. 1. Block Diagram of Scalar Wiener Filtering.

우수한 다음과 같은 DCT를 선택하여 사용하였다.

$$DCT; T(i, j, u, v) = \frac{2}{L} C(c) C(u) \cos\left[\frac{\pi(u-1)}{L}\left(i - \frac{1}{2}\right)\right] \cos\left[\frac{\pi(v-1)}{L}\left(j - \frac{1}{2}\right)\right] \quad (7)$$

$$여기서 C(w) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & w=1 \\ 1, & w \neq 1 \end{cases}$$

한편, (6)식에서 MSE(mean square error)를 최소화하는 변환영역에서의 필터계수 $H(u, v)$ 는 다음과 같이 주어진다.^[23,24]

$$H(u, v) = \frac{S_x(u, v)}{S_x(u, v) + S_n(u, v)} \quad (8)$$

여기서 $S_x(u, v)$ 와 $S_n(u, v)$ 는 다음과 같이 정의되는 신호 및 잡음의 전력 스펙트럼을 나타낸다.

$$S_r(u, v) = E\{|R(u, v)|^2\} \quad (9)$$

(8)식에서 알 수 있듯이 스칼라 Wiener 필터는 원영상 및 잡음에 대한 변환계수들의 전력 스펙트럼의 비율만으로 주어진다.

그런데, 가산된 백색 잡음이 정제적이라면 (8)식의 스칼라 Wiener 필터는 다음과 같이 간단히 표현된다.

$$H(u, v) = \frac{S_x(u, v)}{S_x(u, v) + \sigma_n^2} \quad (10)$$

여기서 σ_n^2 은 공간 영역에서의 잡음 분산을 나타내며, 이 값은 공간영역 또는 변환영역에서 추정할 수 있다. 공간영역에서는 변화가 적은 배경 부분에서 분산을 구함으로써 추정할 수 있으며, 변환영역에서는 변환계수의 고주파 영역에서 스펙트럼을 평균함으로써 추정할 수 있다. 편의상 본 논문에서는 σ_n^2 의 값을 미리 알고 있다고 가정하였다. (10)식에서 알 수 있듯이 스칼라 Wiener 필터는 다른 비적용 필터와는 달리 잡음전력이 작은 경우에는 신호의 왜곡이 거의 발생되지 않는다.

(10)식에서 원영상도 정제적이라고 가정하면 신호의 스펙트럼은 추정된 관측 스펙트럼 $\hat{S}_y(u, v)$ 로부터 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{S}_x(u, v) = \begin{cases} \hat{S}_y(u, v) - \sigma_n^2, & \hat{S}_y(u, v) \geq \sigma_n^2 \\ 0, & \hat{S}_y(u, v) < \sigma_n^2 \end{cases} \quad (11)$$

여기서 관측 스펙트럼 $S_y(u, v)$ 는 다음과 같이 추정될 수 있다.

$$\hat{S}_y(u, v) = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \sum_{\ell=1}^N |Y_{k,\ell}(u, v)|^2 \quad (12)$$

여기서 첨자 k, l 은 (k, l) 번째 블록을 나타내며 N^2 는 블록수를 나타낸다.

III. 필터들의 에지보존 특성 및 영상모델

1. 에지보존 특성

앞에서 언급한 필터들의 에지보존 특성을 간단히 알아보기 위하여 밝기가 100에서 200으로 변하는 스텝에지 (step edge)에 대하여 1차원 필터링한 결과를 비교하면 그림 2와 같다. 여기서 필터의 크기로는 DCT-Wiener 필터는 1×16 이고 나머지 공간 필터들은 1×3 으로 하였다.

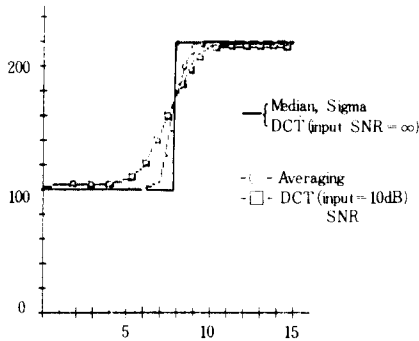


그림 2. 필터들의 에지보존 특성
Fig. 2. Edge Preserving Characteristic of Some Filters.

그림 2에서 메디안과 시그마 필터 (또는 K-시그마 필터)는 에지보존 특성이 뚜렷하며 평균 필터는 에지를 손상시킴을 볼 수 있다. 그러나 DCT-Wiener 필터는 잡음전력이 대단히 작을 때에는 에지를 잘 보존하나 잡음전력이 큰 경우에는 에지를 크게 손상시키는 것을 볼 수 있다. 결국 이 필터는 입력 SNR에 따라 에지보존도가 달라지는데, 이러한 결과는 (10)식에 의해서도 짐작할 수 있다.

2. 영상모델 및 필터들의 신호왜곡 특성

실제영상은 일반적으로 Markov 모델로 표현될 수 있는 texture 등의 정제적(stationary)인 부분과 에지와 같은 비정제적인 부분으로 구성되어 있다.¹³³⁻¹³⁶ 그런데 영상에서 비정제적인 에지의 존재율은 일반적으로 미소하기 때문에 Markov 모델에 근거하여 영상복원 필터들의 성능을 충분히 평가 해석할 수 있다. 실제영상은 2차원 신호이므로 2차원 Markov 모델로써 평가를 해야하나,^{136,139} 1차원적으로 다루어도 특성은 큰 변화가 없다.^{139,140} 본 논문에서는 계산상의 편의를 위하여 다음과 같은 1차 Markov 신호를 발생시켜

성능평가에 사용하였다.

$$x_k = \rho x_{k-1} + \epsilon_k \quad (13)$$

여기서 ϵ_k 은 신호 발생원으로 보통 백색 Gauss 잡음의 성질을 가지며 이러한 신호의 자기상관함수는 다음과 같이 주어진다.

$$r_k = \sigma_x^2 \cdot \rho^{|k|} \quad (14)$$

여기서 발생원의 평균은 영으로 가정하였고 σ_x^2 는 신호의 분산을 나타낸다. 일반적으로 음성신호나 영상신호 등은 (14)식과 같은 지수함수적인 상관관계를 갖고 있기 때문에 (13)식의 Markov 신호는 신호 및 영상처리 분야의 신호발생 모델로 자주 쓰이고 있다.

한편, 필터들의 신호왜곡 특성을 알아보기 위하여 먼저 (13)식을 이용하여 GIRL 및 PLANT 영상에 대하여 수평방향 상관계수가 각각 0.974, 0.945인 Markov 합성영상(MGIRL, MPLANT)을 만들었다.

일반적으로 잡음이 섞이지 않은 원영상이라도 필터링을 하게 되면 왜곡이 발생하게 되는데, 본 논문에서는 이러한 왜곡을 신호왜곡이라 칭한다. 원영상에 잡음이 섞인 관측영상을 필터링하면 역시 재생오차가 발생하는데, 이때의 재생오차 전력은 신호왜곡과 잡음이 완전히 제거되지 않음으로 인한 잡음왜곡과의 합으로 구성된다고 볼 수 있다. 이러한 분석에 따라서 (1)식의 SNR gain은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{SNR gain} &= \frac{\text{잡음전력}}{\text{재생오차전력}} \\ &= \frac{P_n}{D_s + D_n} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 P_n 은 잡음전력이며, D_s 는 신호왜곡이고 D_n 은 잡음왜곡이다. 실제로 신호왜곡 D_s 는 한 영상에 대하여 거의 일정하다고 볼 수 있으며, 잡음왜곡 D_n 은 잡음전력에 비례하는 값을 나타낸다.

다음 표 1은 잡음이 전혀 없는 상황에서 필터링한

표 1. 평균자승 신호왜곡의 크기
Table 1. Mean-Square Signal Distortion in Case of Noise Free.

Image \ Filter	Median	Average	Sigma
GIRL	10.53	15.88	15.91
MGIRL	17.71	21.22	21.22
Deviation (dB)	2.26	1.26	1.25
PLANT	14.91	27.07	26.94
MPLANT	38.99	46.30	46.30
Deviation (dB)	4.17	2.33	2.35

경우, 각 필터에 대한 평균자승 왜곡, 즉 신호왜곡의 크기를 나타낸 것이다. DCT-Wiener 필터는 앞에서 언급한 바와 같이 해당 영상에 대하여 모두 값이 0이기 때문에 여기에 나타나지 않았다. 표 1에서 Markov 모델에 의한 신호들은 실제 영상과 전체분산이 같도록 발생되었지만 실제영상이 큰 에지를 갖는 반면에, 모델에 의한 신호들은 미세한 texture을 많이 포함하기 때문에 신호왜곡 D_s 가 더 크게 나타나고 있다. 또한 GIRL보다는 에지가 많은 PLANT 영상이 더 큰 값을 나타냈다. 이러한 결과들에 의하면 잡음전력이 점차 감소함에 따라 잡음왜곡이 감소하면서, SNR gain은 신호왜곡 D_s 로 인하여 모델에 의한 신호들은 실제 영상들과 성능에서 차이를 보일 것으로 예상된다. 따라서 잡음전력이 극히 미소한 경우는 이러한 성능차별(15)식으로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{deviation [dB]} \cong 10 \log_{10} \frac{D_s \text{ of modeling image}}{D_s \text{ of real image}} \quad (16)$$

또한, GIRL보다 PLANT의 경우가 이러한 현상이 심할 것으로 판단된다. 그러나 잡음전력이 어느 정도 클 때에는 신호왜곡 D_s 가 무시될 수 있기 때문에 Markov 모델에 근거하여 실제영상에 대한 성능평가가 충분히 가능하다. 그리고 필터들의 신호왜곡의 정도는 DCT-Wiener가 영으로 가장 작고 다음은 메디안 필터이며, 평균 및 시그마 필터는 비슷하다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

1. 1차원적인 필터들의 성능

먼저, 앞에서 언급한 여러 필터들의 1차원적 성능을 조사하고자 8 bit 256×256의 GIRL, PLANT 영상과 Markov 모델로 발생시킨 MGIRL, MPLANT 영상신호를 대상으로 평균, 메디안, 시그마 필터는 1×3의 크기로 하였으며 DCT는 1×16의 크기로 하여 컴퓨터 시뮬레이션을 행하였다.

그림 3과 그림 4는 Gauss 잡음하에서 각 필터들의 성능을 나타낸 것이다. 여기서 보면 DCT-Wiener 필터가 대체로 성능이 우수하고, 메디안은 대단히 성능이 떨어지며, 평균 필터는 대체로 중간적인 성능을 나타낸다. 그리고 시그마(또는 K-시그마) 필터는 높은 입력 SNR에서는 평균 필터와 유사하나 낮은 입력 SNR에서는 점차 성능이 저하된다. 여기서 Markov 모델에 의한 MGIRL 및 MPLANT에 대한 성능은 입력 SNR이 증가함에 따라, 즉 입력잡음의 전력이 감소함에 따라 앞의 (15)식에서 예상한 바와 같이 실제 영상신호에 대한 성능보다 저하됨을 보인다. 그러나 이러한 불일치는 앞에서 언급한 바와 같이 신호왜곡의 차이에서

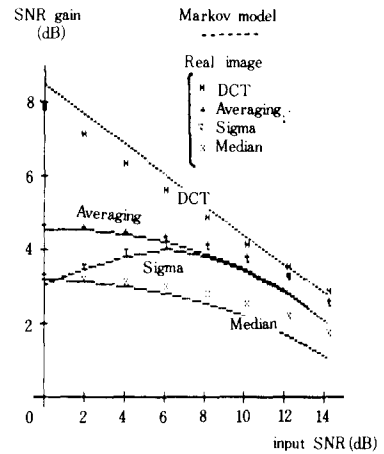


그림 3. Gauss 잡음에서 GIRL (MGIRL)에 대한 필터들의 성능

Fig. 3. Performance of Some Filters for GIRL (MGIRL) in Gaussian Noise.

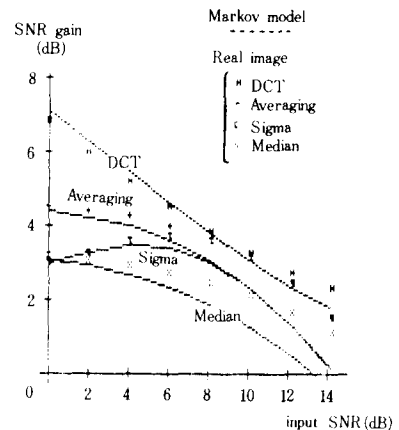


그림 4. Gauss 잡음에서 PLANT (MPLANT)에 대한 필터들의 성능

Fig. 4. Performance of Some Filters for PLANT (MPLANT) in Gaussian Noise.

오는 것이며, 불일치의 정도는 (16)식과 표1에 의하여 예측이 가능하다. 또한, 대상영상이 바뀌어도 전체적인 필터들의 주어진 잡음하에서 성능의 크기는 달라지나 전체적이고 상대적인 특성은 크게 변하지 않음을 볼 수 있다. 그리고, 잡음전력이 증가함에 따라 모델에 의한 결과와 실제영상에 대한 결과가 점차 일치해 가는 것을 볼 수 있다.

그림 5와 그림 6은 BSC 잡음하에서 각 필터들의 성능을 나타낸 것이다. 여기에서는 메디안 필터가 가장 우수한 성능을 나타내고 있고, 평균필터가 성능이 떨어

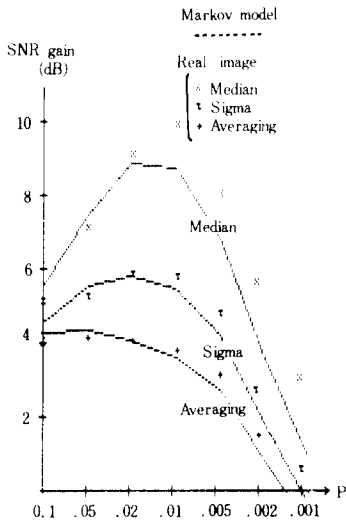


그림 5. BSC잡음에서 GIRL(MGIRL)에 대한 필터들의 성능
 Fig. 5. Performance of Some Filters for GIRL (MGIRL) in BSC Noise.

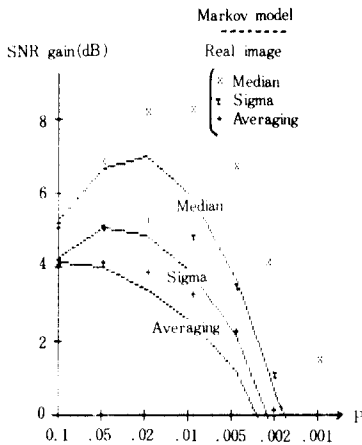


그림 6. BSC잡음에서 PLANT(MPLANT)에 대한 필터들의 성능
 Fig. 6. Performance of Some Filters for PLANT (MPLANT) in BSC Noise.

어지며, 시그마는 중간적인 성능을 보여주고 있다. 또한, 앞의 그림 3과 그림 4에서와 같이 잡음전력의 크기가 작아짐에 따라 Markov 모델로 발생시킨 신호에 대한 필터들의 성능들은 실제 영상에 대한 성능보다 떨어짐을 나타낸다. 그러나 앞의 경우와 마찬가지로 이 불일치는 신호왜곡의 차이에서 오는 것이며, 그 크기는 예측이 가능하다. 그리고, GIRL 영상보다는 실

호들간의 상관성이 적은 PLANT에 대한 각 필터들의 성능이 전반적으로 떨어지는 것으로 나타났다. 그러나 필터들의 특정 잡음에서의 전체적인 상대적 성능은 크게 변하지 않음을 볼 수 있다.

2. 실제 영상에 대한 필터들의 성능

앞의 결과에서도 알 수 있듯이 Markov 성질을 가지는 영상에 대한 비적용 필터들의 성능은 상대적으로 크게 변하지 않는다. 따라서 본 논문에서는 편의상 실제 GIRL 영상만을 대상으로 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 여러 필터들의 성능을 비교 검토하였다. 여기서 가산되는 잡음으로는 Gauss 잡음, 균일잡음, 임펄스잡음 및 BSC 잡음을 선택하였다. 임펄스 잡음이라함은 잡음이 섞이는 위치에 원래 화소값 대신에 화소의 최대치(255)로 대체되는 것을 말한다. 이때 모든 잡음은 균일 잡음을 조금씩 변형하여 발생시켰다. 평균 필터, 메디안 필터 및 시그마 필터 등의 공간 필터에서 창 크기로는 보통 3×3 또는 5×5가 많이 사용되는데, 여기서는 3×3으로 통일하여 사용하였다. 또한 변환영역에서 사용되는 스칼라 DCT-Wiener 필터의 블록 크기로는, 변환 부호시에도 많이 사용하는 16×16으로 선택하였다.

먼저, Gauss 잡음에 대한 여러 필터들의 성능을 SNR gain 면에서 보면 그림 7과 같다. 그림 7에서 스칼라

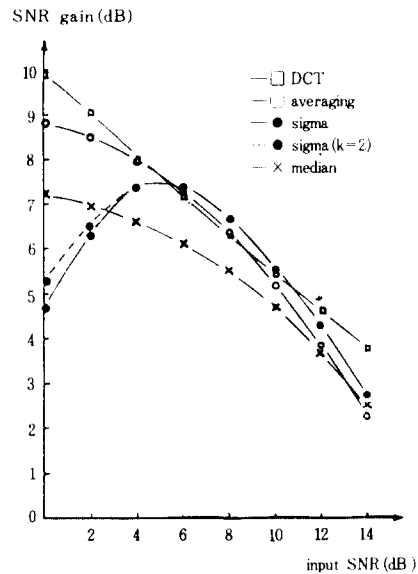


그림 7. Gauss 잡음에서 GIRL에 대한 필터들의 성능 (창의크기: DCT=16×16, 기타=3×3)
 Fig. 7. Performance of Some Filters for GIRL in Gaussian Noise. (window size: DCT=16×16, others=3×3)

DCT-Wiener 필터가 전체적으로 가장 우수하고 메디안 필터가 가장 열등하다. 평균 필터는 대체로 중간 정도의 성능을 나타낸다. 그리고 평균 필터의 변형인 K-시그마는 입력 SNR이 높은 경우에는 평균 필터보다 다소 성능이 우수하지만 낮은 경우에는 오히려 성능이 떨어진다. Gauss 잡음이 입력 SNR=10dB로 섞여 있을 경우, 각 필터에 대한 영상복원의 결과를 보면 그림 8과 같다. 그림 8에서 스칼라 DCT-Wiener 필터와 K-시그마 필터에 의한 영상복원이 대체로 품질이 좋으며, 평균 필터에 의한 것은 전반적으로 흐려져 있음을 알 수 있다. 메디안 필터에 의한 영상복원은 배경에서의 잡음으로 인하여 품질이 떨어지나 평균 필터보다는 에지가 비교적 잘 보존되어 있다. 그림 9는

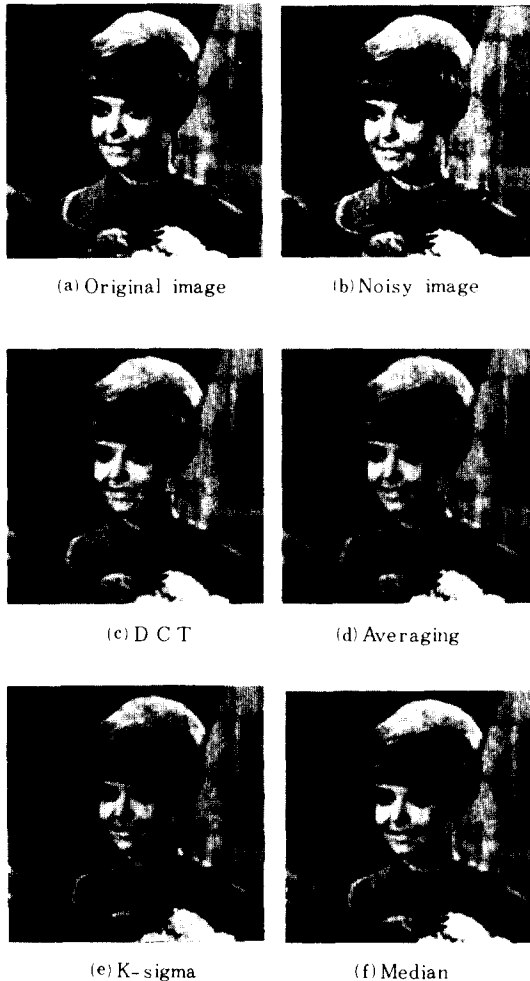


그림 8. Gauss 잡음에서 GIRL에 대한 복원영상들 (입력 SNR=10dB)
 Fig. 8. Restored Images for GIRL in Gaussian Noise (input SNR=10dB).

그림 8의 복원 영상들에 대한 차영상(error image)들로서 원영상에서 복원 영상과의 차를 구하여 4 배하고 128레벨 만큼 바이어스를 걸어준 것이다. 그림 9에서 메디안 필터의 경우, 배경은 다소 지저분하지만 에지는 가장 잘 보존되어 원영상과 차이가 적다. 그리고 K-시그마 필터도 비교적 에지를 잘 보존하는 것으로 나타났다. 반면, 평균 필터는 에지 손상이 큰 것을 볼 수 있다.

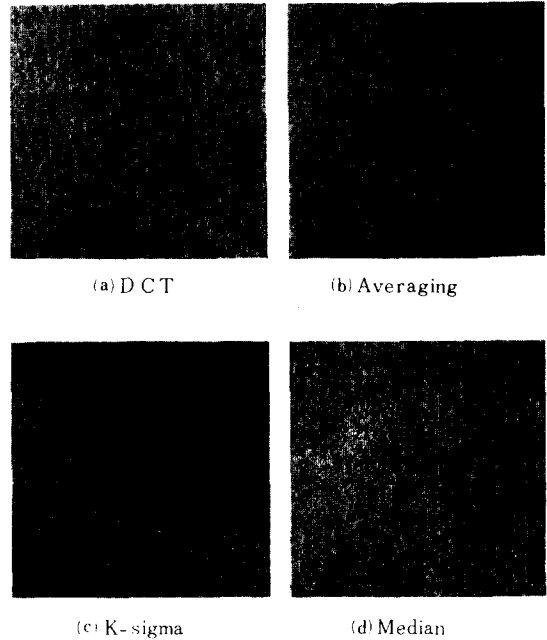


그림 9. Gauss 잡음에서 GIRL의 복원된 영상들에 대한 차영상들 (4 배증폭, 바이어스128)
 Fig. 9. Error Images for the Restored Images of GIRL in Gaussian Noise (Amplification=4, Bias=128).

균일 잡음의 경우에 각 필터들의 SNR gain을 조사하면 그림 10과 같다. 그림 10은 그림 7의 Gauss잡음의 경우와 거의 동일한 특성을 나타내고 있지만, 메디안 필터는 Gauss 잡음의 경우보다 0.5~1.5dB 정도 더 저하된 성능을 보여주고 있다.

BSC 잡음에 대한 각 필터의 SNR gain을 조사하면 그림 11과 같다. 그림 11에서 메디안 필터가 가장 우수하며 K-시그마 필터는 평균 필터보다 1.5~2dB 정도 우수한 성능을 보이고 있고, 평균 필터와 스칼라 Wiener 필터는 전체적으로 열등하다. 그러나 스칼라 Wiener 필터는 앞에서 언급한 바와 같이 잡음 전력이 미소한 P=0.002 이하에서는 점차 우수한 성능을 나타낸다.

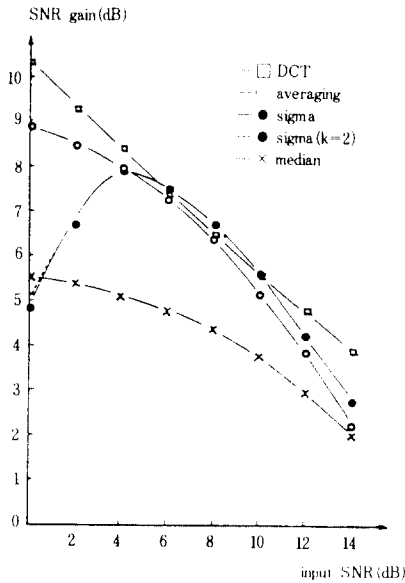


그림10. 균일잡음에서 GIRL에 대한 필터들의 성능 (창의크기: DCT=16×16, 기타3×3)
 Fig. 10. Performance of Some Filters in Uniform Noise (window size: DCT=16×16, others=3×3).

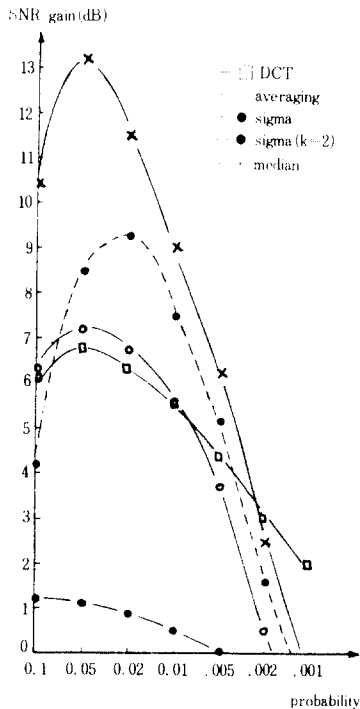


그림11. BSC 잡음에서 GIRL에 대한 필터들의 성능 (창의크기: DCT=16×16, 기타=3×3)
 Fig. 11. Performance of Some Filters for GIRL in BSC Noise (window size: DCT=16×16, others=3×3).

BSC 잡음 발생 확률 $P=0.01$ 일때 각 필터의 영상 복원 결과를 보면 그림12와 같다. 그림12에서 메디안 필터에 의한 영상복원은 거의 원영상에 가까운 것으로 보여지지만, 평균 필터의 경우는 제대로 제거하지 못한 BSC 잡음이 두드러지게 보이고 에지부근이 흐려져 있다. 그리고 K-시그마 필터에 의한 복원영상도 평균 필터에 의한 것보다는 좋게 보이나, 메디안 필터의 복원 영상에 비하여 떨어진다. 그러나, K-시그마 필터의 경우, 임계치 Δ 와 K를 적절히 선택하면 성능을 더욱 개선시킬 수 있으리라 판단된다. 그림13은 그림12의 복원 영상들에 대한 차영상들로서 메디안 필터의 경우, 그림12에서 원영상에 가까운 복원 효과를 확인했듯이 BSC 잡음에 의한 차신호는 거의 없으며 에지를 가장 잘 보존하고 있다. 그러나, 평균 필터의 경우 제대로 제거하지 못한 BSC 잡음에 의한 차신호가 뚜렷이 배경과 물체에 나타나 보이며 에지에서의 손상이 심함을 알 수 있다. 그리고 K-시그마의 경우도 잡음에 의한 차신호들의 흔적이 조금은 나타나 있고 에지 보존도는 평균필터와 메디안 필터에 의한 복원결과의 중간 정도이다.

임펄스 잡음에 대한 각 필터들의 SNR gain을 조사 하면 그림14와 같다. 그림11에서와 같이 메디안 필터

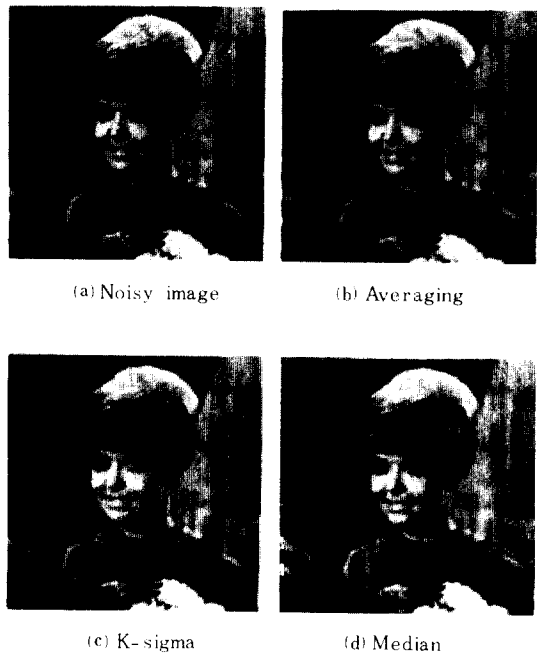


그림12. BSC잡음에서 GIRL에 대한 복원된 영상들 ($P_b=0.01$)
 Fig. 12. Restored Images for GIRL in BSC Noise ($P_b=0.01$).

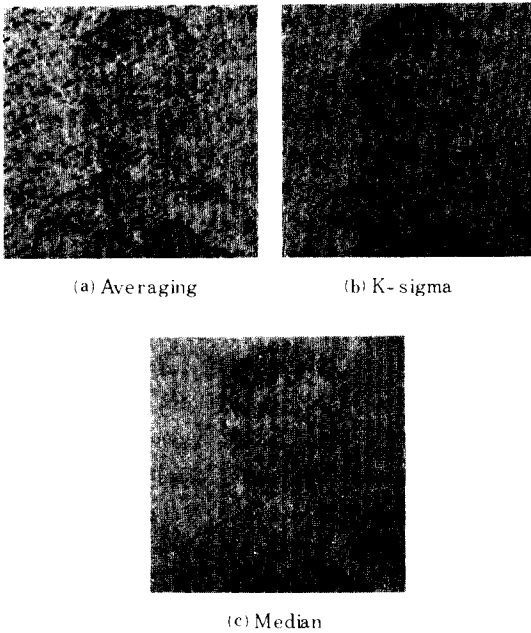


그림13. BSC 잡음에서 GIRL의 복원된 영상들에 대한 차영상들(4배증폭, 바이어스128)

Fig. 13. Error Images for the Restored Images of GIRL in BSC Noise (Amplification=4, Bias = 128).

가 가장 우수하고 $P_0=0.01$ 이하의 잡음이 많이 섞인 경우에는 평균 필터와 스칼라 Wiener 필터가 성능이 떨어지며 K-시그마 필터는 중간적인 성능을 나타낸다.

V. 결 론

본 논문에서는 상반신 영상인 GIRL 및 항공사진인 PLANT 그리고 이들에 대한 합성영상에 Gauss 잡음, 균일잡음, 임펄스 잡음 및 BSC 잡음 등의 여러 잡음이 각각 섞인 상황에서, 공간영역에서는 선형필터인 평균필터, 비선형필터인 메디안필터, 그리고 변환영역에서는 스칼라 DCT-Wiener 필터를 사용하여 관측영상을 복원한 후, 각 필터들의 성능을 SNR gain과 주관검사를 통하여 비교 검토하였다. Gauss 잡음 및 균일 잡음의 경우에는 스칼라 DCT-Wiener 필터가 전체적으로 볼 때 가장 우수한 것으로 판명되었고, 메디안 필터는 다른 필터에 비해 성능이 떨어지며 특히 균일 잡음의 경우는 더욱 떨어지는 것으로 나타났다. 반면에 BSC 잡음 및 임펄스 잡음의 경우에는 메디안 필터가 성능이 가장 우수하며 스칼라 DCT-Wiener 필터 및 평균 필터가 전반적으로 열등한 성능을 나타내었다. 한편 Gauss 잡음과 임펄스 잡음이 함께 섞인 상황에서는 앞서 나타난 결과에 의하면 K-시그마 필터가 가

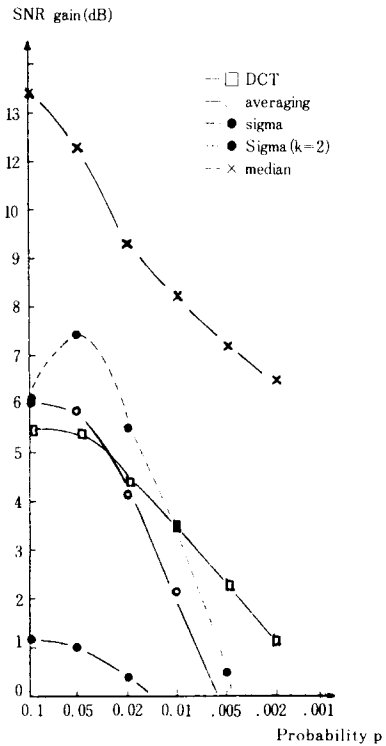


그림14. 임펄스 잡음에서 GIRL에 대한 필터들의 성능 (창의크기 : DCT=16×16, 기타= 3×3)

Fig. 14. Performance of Some Filters for GIRL in Impulse Noise (window size: DCT=16×16, others=3×3).

장 유리할 것으로 판단된다.

끝으로 지금까지의 결과에 입각하여, 잡음섞인 영상을 복원할 때는 가산되는 잡음의 형태에 맞는 적절한 필터를 사용해야 하겠고, 나아가서는 더욱 좋은 품질의 영상을 얻기 위해서는 선택된 각 필터의 파라미터들을 국부적 통계변화에 따라 적응시켜 나가야 될 것으로 생각된다.

參 考 文 獻

- [1] H.C. Andrews, B.R. Hunt, Digital Image Restoration, Prentice Hall, Inc., 1977.
- [2] M.P. Ekstrom, Digital Image Processing Techniques, Academic Press, Inc., 1984.
- [3] W.K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley and Sons, Inc., 1978.
- [4] A.V. Oppenheim, et al., Digital Signal Processing, Prentice-Hall, Inc., 1975.
- [5] A. Kundo, et al., "Application of two-dimensional generalized mean filtering for

- removal of impulse noises from images”, *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-32, pp.600-609, Jun. 1984.
- [6] T.S. Huang, G.J. Yang, “A fast two dimensional median filtering algorithm,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-27, pp.13-18, Feb. 1979.
- [7] 김남철, 삼음 및 왜곡이 수반된 디지털 영상의 복원연구, 한국과학재단 연구보고서, 1986년 4월.
- [8] Y.H. Lee, et al., “Generalized median filtering and related nonlinear filtering techniques,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp.672-683, Jun. 1985.
- [9] R.M. Hodgson, et al., “Properties, implementations and applications of rank filters,” *Image and Vision Computing*, vol. 3, pp. 3-14, Feb. 1985.
- [10] G.A. Mastin, “Adaptive filters for digital image noise smoothing: an evaluation,” *Comput. Graphics, Image Processing* 31, pp.103-121, 1985.
- [11] F. Pasian, A. Crise, “Restorations of signals degraded by impulse noise by means of a low-distortion nonlinear filter,” *Signal Processing* 6, pp.67-76, 1984.
- [12] A.C. Bovik, et al., “Edge-sensitive image restoration using order-constrained least squares methods,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp.1253-1263, Oct. 1985.
- [13] I. Pitas, et al., “Nonlinear mean filters in image processing,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-34, pp.573-584, Jun. 1986.
- [14] J.B. Bendar, et al., “Alpha-trimmed means and their relationship to median filters,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing* vol. ASSP-32, pp.145-153, Feb. 1984.
- [15] J.F. Abratic, et al., “Nonlinear restoration of noisy image”, *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, pp.145-153, Feb. 1984.
- [16] C.A. Pomalaza-Raez, et al., “An adaptive nonlinear edge preserving filter,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-32, pp.571-576, Jun. 1984.
- [17] A.K. Jain, “Application of two dimensional spectral estimation in image restoration,” *IEEE ICASSP*, pp.1113-1116, 1981.
- [18] J.S. Lim, “Image restoration by short space spectral subtraction,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-28, pp.191-197, Apr. 1980.
- [19] J.S. Lee, “Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. PAMI-2, pp.145-153, Mar. 1980.
- [20] 김남철, 이재덕, “Edge를 보존하는 적응영상 복원,” 대한전자 공학회 논문집 제23권 5호, pp. 136-141, 1986년 9월.
- [21] 윤장홍, 김남철, 황찬식, “국부통계를 이용한 적응 메디안필터,” 대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집 vol. 9 no. 1, pp. 356-360, 1986년 6월.
- [22] 정성환, 김남철, “국부통계를 이용한 적응 시그마 필터의 영상복원 알고리즘,” 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 vol. 9 no. 2, pp. 378-380, 1986년 12월.
- [23] 김기복, 김남철, “적응 스킨라Wiener 필터링,” 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 vol. 9 no. 2, pp. 723-726, 1986년 12월.
- [24] 최태환, 윤장홍, 김남철, 황찬식, “순위평균을 이용한 적응 평균필터의 영상복원,” 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 vol. 9 no. 2, pp. 727-729, 1986년 12월.
- [25] T.A. Nides, N.C. Gallagher, Jr., “Median filters: some modifications and their properties,” *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-30, pp.739-746, Oct. 1982.
- [26] H.H-S. Ip, et al., “Impulse noise cleaning by iterative threshold median filtering,” *Patt. Recog. Lett.* 2, pp.89-93, Dec. 1983.
- [27] J.S. Lee, “Digital image smoothing and the sigma filter,” *Compt. Graphics, Image Processing* 24, pp.255-269, 1983.
- [28] 정성환, 문광석, “시그마 필터에 관한 연구,” 연암공전대 논문집 제2집, pp. 191-197, 1985.
- [29] W.K. Pratt, “Generalized Wiener filtering computing techniques,” *IEEE Trans. on Comp.*, vol. C-21, pp.636-641, Jul. 1972.
- [30] N.C. Kim, A Study on Image Data Compression Based on a Generalized Covariance Model, Ph. D. dissertation, KAIST 1984.
- [31] A.C. Bovick, et al., “A generalized of

- median filtering using linear combination of order statistic," *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-31, pp.1342-1349, Dec. 1983.
- [32] W.H. Chen et al., "A fast computational algorithm for the discrete cosine transform," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-26, pp.934-936, Jun. 1978.
- [33] J.K. Yan, D.J. Sakrison, "Encoding of images based on a two-component source model," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-25, pp.1315-1322, Nov. 1977.
- [34] Y.Q. Qingdong, et al., "Synthetic high coding for the PAL luminance signal," *Signal Processing*, vol.8, pp.163-177, 1985.
- [35] M. Kunt, et al., "Second-generation image-coding techniques," *Proc. IEEE*, vol.73, pp.549-574, Apr. 1985.
- [36] J. W. Woods, "Two-dimensional Markovian fields," *IEEE Trans. on Inform. Theory*, vol. IT-18, pp.232-240, Mar. 1972.
- [37] N.C. Kim, J.K. Kim, "Behaviour of a generalized covariance model in picture coding," *IEE Electron. Lett.*, vol. 19, pp. 260-261, Mar. 1983.
- [38] N.C. Kim, J.S. Koh, J.K. Kim, "A three-dimensional rate-distortion function and comparison with some image coding methods," *IEE Electron Lett.*, vol. 20, pp. 8-9, Jan. 1984.
- [39] A.K. Jain, "Advances in mathematical models for image processing," *Proc. IEEE*, vol.69, pp.502-528, May 1981.
- [40] 정성환, 김남철, "1 차 Markov 신호에 대한 잡음 제거기들의 성능비교," 경북대학교 전자기술 연구지 제 6 권, pp. 13-17, 1985.