

훼손된 영상에서의 연산자 적응 특성 분석 I : 가우시안으로 흐려지고 20dB 잡음이 추가된 훼손된 영상

전우상^{1*}, 한군희²

¹WS컨설팅, ²백석대학교 정보통신학부

Analysis I of Operator Adaptive Characteristic in the Noisy-Blurred Images: Gaussian blurred and additive 20dB noise.

Woosang Jeon^{1*} and Kun-Hee Han²

¹WSConsulting CEO

²Division of Nano-technology, Baekseok University

요 약 정칙화 반복처리 과정에 사용되는 정칙화 연산자는 라플라시안 연산자를 주로 사용하고 있으나, 일반적으로 미분 연산자를 사용하게 되어있다. 본 논문에서는 정칙화 연산자로서의 일반적인 미분연산자들과 제안된 연산자의 성능을 비교, 검토하여 분석하였다. 가우시안에 의해 훼손된 영상에서는, 윤곽부분은 제안된 연산자가 기존에 사용된 연산자보다 수렴성 및 복원효과가 뛰어나며 평면부분에서는 기존의 연산자가 제안된 연산자보다 안정적으로 수렴함을 알 수 있었다. 정칙화 이론은 잡음의 평활화와 윤곽의 복원을 동시에 고려하여 처리하기 때문에 영역을 평면부분과 중간부분 그리고 윤곽부분으로 나누어서 처리결과를 비교하였다.

Abstract The Laplacian operator is usually used as a regularization operator which may be used as any differential operator in the regularization iterative processing. In this paper, several kinds of differential operator and proposed operator as a regularization operator were compared with each other performance.

For noisy gaussian-blurred images, proposed operator worked better in the edge, while in flat region the conventional operator resulted better. In regularization, smoothing the noise and restoring the edges should be considered at the same time, so the regions divided into the flat, the middle, and the detailed, which were processed in separate and compared.

Key Words : Regularization Operator

1. 서론

영상의 복원이란 여러 가지 원인에 의해 어떠한 형태로든 훼손되어 기록된 영상 정보로부터 훼손되기 이전의 원래 영상에 가장 근접하는 영상을 되찾는 작업이다. 영상을 복원하는 가장 직접적인 방법에는 역필터를 사용하는 복원 방법이 있다. 그러나 이 복원방법은 변환하는데 많은 시간이 소요되고 역행렬이 존재하지 않거나 악조건이 발생하는 경우 해를 구할 수 없기 때문에 실질적으로 사용하는데 많은 어려움이 따르게 된다.

이러한 역필터가 가지는 단점을 해결하기 위한 방법으

로 Wiener 필터를 이용한 복원방법과 반복복원방법이 있다. 먼저 Wiener 필터를 이용한 복원방법은 역행렬이 존재하지 않거나 악조건이 발생하는 경우에도 복원이 가능하다. 그러나 Wiener 필터는 선형적인 가정하에서 제안된 필터로서 비선형적인 인간의 시각과는 맞지 않고 신호대 잡음비가 낮을 경우 흐려지는 결점을 지닌다[1,2]. 다른 방법으로는 반복복원방법이 있다. 반복복원방법은 1931년 Van Cittert가 처음 천문학 분야에 도입한 방법이며 1971년 Jansson이 Spectroscopy 분야에 deconvolution 방법으로 응용한 이래로 계속 연구응용되어 오는 방법이다. 그리고 반복복원방법은 시간이 많이 걸리고 처리

*교신저자 : 전우상(wsjeon@ynu.ac.kr)

접수일 10년 02월 05일

수정일 10년 05월 12일

게재확정일 10년 05월 13일

가 어려운 주파수 영역에서 처리하는 것이 아니라 단순히 공간영역에서 처리하는 방법으로서 역행렬을 구할 필요가 없으며 약조건에서도 해를 구할 수 있다는 장점이 있다[3,4].

잡음이 섞인 흐려진 영상을 복원할 때의 문제점은 잡음과 윤곽의 이중성이다. 즉, 잡음을 평활화하는 경우 윤곽도 같이 평활화 되며 윤곽을 복원하는 경우에는 잡음도 동시에 강조되는 점이다. 이런 문제점을 해결하기 위한 방법 중에 정칙화 이론이 도입되었고 최근에 활발하게 연구가 진행되고 있다.

정칙화 이론은 잡음을 평활화하면서 윤곽을 강조할 시 윤곽방향에 따라 나타나는 리플잡음의 증폭을 억제하는 역할을 하는 것으로 Biemond와 Katsaggelos는 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용함으로써 잡음이 섞인 흐려진 영상을 복원하는 방법을 제시하였다[4,5].

그런 정칙화 이론에 적용하는 정칙화 연산자는 미분 연산자인데, 기존의 연구에서는 라플라시안 연산자를 사용하였다. 라플라시안 연산자가 정칙화 연산자로 적합한지에 대한 정확한 분석 없이 세선화하는데 좋다는 결과만을 가지고 사용되어져 왔다.

본 논문에서는 정칙화 연산자에 대한 이해와 더불어 일반적인 일차 미분 연산자와 제안된 일차 미분의 변형된 형태인 1-H 연산자 등을 정칙화 연산자로 선택하여 기존에 사용되어온 라플라시안 연산자와 비교·분석하고자 한다.

특히 정칙화 연산자들의 효과를 정확히 분석하기 위하여 평면영역, 중간영역, 윤곽영역으로 나누어서 분석하여 기존에 사용된 라플라시안 연산자와 제안된 연산자가 정칙화 연산자로서 성능의 우월성과 사용의 적합성을 분석한다.

2. 정칙화 해

원 영상이 선형적인 흐려짐에 의해 흐려지고 가산잡음에 의해 훼손되었을 경우 영상의 훼손된 모델은 다음과 같이 표현한다.

$$g = H \cdot f + n \tag{1}$$

이때 g, f, n 은 각각 잡음이 섞인 훼손된 영상, 원 영상, 가산잡음을 표현한다. H 는 시스템 전달 함수이다.

정칙화 개념은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의하여, 영상을 복원하는 경우에 복원된 영상오차가 최소가 되도록 하는 것이다. 따라서 복

원해가 만족해야 하는 기준 중의 하나는 다음과 같다.

$$\phi(\hat{f}) = \|g - H\hat{f}\| \leq \|n\| = \epsilon \tag{2}$$

이는 역함수 필터와 같이 잡음을 평활화하는 역할을 한다. 이때 ϵ 은 잡음이 섞인 흐려진 영상 g 에 존재하는 잡음 상수이며, \hat{f} 는 복원된 해이다. 다른 하나의 기준은 정칙화 기준으로서 다음과 같이 정의한다.

$$\Omega(\hat{f}) = \|C\hat{f}\| \leq E \tag{3}$$

C 는 정칙화 연산자로서 고주파 통과 필터의 성질을 갖는 선형연산자로, 윤곽부분의 잡음증폭을 억제하는데 사용된다. 이때 E 는 상수이다. 식(2)과 식(3)를 이차적으로 결합하여 다음과 같은 종합적인 목적함수(objective function)로 나타내었으며, 이 목적함수를 최소화하는 것이 정칙화에 의한 영상 복원이다.

$$\Phi(\hat{f}) = \|g - H\hat{f}\|^2 + \alpha \|C\hat{f}\|^2 \leq 2\epsilon^2 \tag{4}$$

이때 α 는 정칙화 파라메타로 $\alpha = (\frac{\epsilon}{E})^2$ 이며 복원된 영상의 잡음정도에 따라 가변되며 잡음의 평활화와 윤곽부분의 복원을 최적으로 조절한다.

먼저 식 (4)를 전개하면 다음과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} \Phi(\hat{f}) &= \|g - H\hat{f}\|^2 + \alpha \|C\hat{f}\|^2 \\ &= (g - H\hat{f})^T (g - H\hat{f}) + \alpha (C\hat{f})^T (C\hat{f}) \\ &= g^T g - g^T H\hat{f} - \hat{f}^T H^T g + \hat{f}^T H^T H\hat{f} \\ &\quad + \alpha \hat{f}^T C^T C\hat{f} \end{aligned} \tag{5}$$

복원해 \hat{f} 에 대하여 목적함수 식(5)을 미분하면 다음과 같은 정칙화 오차를 최소로 하는 복원해 \hat{f} 를 구할 수 있다.

$$\frac{\partial \Phi(\hat{f})}{\partial \hat{f}} = -H^T g - H^T g + 2H^T H\hat{f} + 2\alpha C^T C\hat{f} = 0 \tag{6}$$

$$\hat{f} = (H^T H + \alpha C^T C)^{-1} H^T g \tag{7}$$

단, $(H^T H + \alpha C^T C)$ 는 역행렬이 존재한다고 가정한다. 그리고 식(7)로부터 복원오차 $E(\hat{f})$ 를 구해보면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} E(\hat{f}) &= \|f - \hat{f}\|^2 \\ &= \left\| f - \frac{H^T H f + H^T n}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 \\ &\leq \left\| \frac{\alpha C^T C f}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 + \left\| \frac{H^T n}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 \\ &= E_r(\alpha) + E_n(\alpha) \end{aligned} \quad (8)$$

이때 $E_r(\alpha)$ 와 $E_n(\alpha)$ 는 각각 복원과정에서 발생하는 정칙화 오차와 가산잡음의 증폭에 의한 오차이다. 복원오차는 정칙화 파라메타 α 에 종속된 값으로서, α 가 매우 적은 값을 갖는 경우 정칙화 오차 $E_r(\alpha)$ 를 최소화할 수 있으나 가산 잡음의 증폭오차 $E_n(\alpha)$ 는 매우 큰 값을 갖는다. 반대로 α 값이 커지면 가산 잡음의 증폭오차 $E_n(\alpha)$ 는 최소화 할 수 있으나 정칙화 오차 $E_r(\alpha)$ 는 큰 값을 갖는다. 그러므로 두 오차 $E_r(\alpha)$ 와 $E_n(\alpha)$ 를 함께 고려하여 오차를 최소화하는 최적의 정칙화 변수를 구할 필요가 있다.

반복 정칙화 복원을 구하기 위하여 식(7)을 다음과 같이 수정한다.

$$\hat{f} = \hat{f} + \beta [H^T g - (H^T H + \alpha C^T C) \hat{f}] \quad (9)$$

3. 정칙화 연산자

정칙화 연산자는 고역통과 필터의 성격을 지니기 때문에 윤곽부분과 같은 방향으로 리플잡음이 발생하게 된다. 기존의 정칙화 연구 방법들에서 정칙화 연산자로 사용된 고역통과 여파기는 2차미분인 라플라시안 연산자이다. 그러나 정칙화 이론을 살펴보면 정칙화 연산자는 일반적으로 미분 연산자임을 알 수 있다. 정칙화 연산자로는 일차 미분 연산자와 일차 미분 연산자의 변형된 형태로 제안된 1-H 연산자, 그리고 일차 미분 연산자인 라플라시안 연산자가 있다.

3.1 일차미분 연산자

미분법 중에서 가장 일반적인 방법은 경사도(gradient)를 구하는 것이다. 함수 $f(i, j)$ 에 대해서, 좌표 (x, y) 에서의 f 의 경사도는 벡터로 정의된다.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (10)$$

이 벡터의 크기는

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f) = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (11)$$

이고, 이것은 영상 미분법에 대한 다양한 접근법에서의 기초가 된다.

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

[그림 1] 영상의 3×3 영역

그림 1의 영상 영역에 대해 고려하여 보면, 식(10)은 여러 가지 방법으로 점 z_5 에서 근사화될 수 있다. 여기서 z 는 명암도 밝기값을 나타낸다. 3×3 크기의 마스크를 구현하면 다음과 같은 식으로 나타난다.

$$\begin{aligned} \nabla f &\approx |(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)| \\ &\quad + |(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)| \end{aligned} \quad (12)$$

일차 미분 파라메타로는 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자들이 있다.

3.2 이차 미분 연산자

이차 미분은 3×3영역에 대하여, 이산 2차원 신호 $f(i, j)$ 의 경우 다음과 같이 구할 수 있다 [6][7].

$$\begin{aligned} \frac{d^2 f}{dx^2} + \frac{d^2 f}{dy^2} &= [-f(i+1, j) + 2f(i, j) - f(i-1, j)] \\ &+ [-f(i, j+1) + 2f(i, j) - f(i, j-1)] \\ &= [-f(i, j+1) + 4f(i, j) - f(i, j-1) \\ &- f(i+1, j) - f(i-1, j)] \end{aligned} \quad (13)$$

기존의 정칙화 방법에서 정칙화 연산자로 사용되어진 고역통과 필터는 이차원 미분 연산자인 라플라시안 연산자이다[4,5,8].

라플라시안 연산자는 다음과 같은 선형 연산자로 표현된다.

라플라시안 연산자는 도함수이므로 계수의 합은 영이 되어야 한다. 따라서 구하고자하는 중앙점과 이것의 이웃이 같은 값을 가질 때는 항상 그 응답은 영이다. 라플라시안 연산자는 밝기의 변화에 응답하고, 에지 검출을 위해서도 사용이 된다. 라플라시안 연산자는 이차 도함수이므로 일반적으로 잡음에 대해 민감하다. 더욱이 라플라시안 연산자는 두 개의 윤곽을 만들어 내며, 그 윤곽의 위치는 알 수가 없다. 이런 이유로 라플라시안 연산자는 화소가 윤곽의 어두운 부분과 밝은 부분에 있는지를 정하기 위한 역할을 하므로, 영교차의 성질을 이용하여 윤곽의 위치를 찾는다. 이 개념은 임의의 영상과 다음 형태의 이차원 가우스 함수의 라플라시안을 콘볼루션하는 것에 근거한다.

$$h(x,y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

여기서 σ 는 표준편차이다. $r^2 = x^2 + y^2$ 이라 하면 식(14)으로부터 h 의 라플라시안은 다음과 같다.

$$\nabla^2 h = \left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

이 성질은 리플 잡음을 감소시키는 역할을 하고, 영교차는 확실한 에지의 위치를 찾아낸다. 그리고 라플라시안 연산자는 윤곽을 추출할 때 다른 미분 연산자들을 이용하는 것보다 세션화가 잘되고 부드럽게 윤곽이 형성되는 장점이 있다. 그림 2에 각각의 연산자들을 이용하여 윤곽을 검출 하여 나타내었다



(a) 원영상



(b) 라플라시안



(c) Frei-chen



(d) Prewitt



(e) Roberts



(f) Sobel

[그림 2] 윤곽 검출

3.3 1 - H 연산자

제안하는 연산자는 다음과 같다.

$$C(n) = [\delta(n) - H(n)] \quad (16)$$

전대역 통과 필터에서 저역 통과 필터를 감산한 형태로 1-H 함수 또는 Woo함수라고 정한다.

4. 실험 결과 및 분석

실험에 사용된 표준영상은 "House"와 "Lena" 그리고 "Jaguar" 영상으로서 256×256개의 화소를 갖는다. 여러 표준영상에서 이 세 가지를 선택한 이유는 형태가 평면이 대부분을 차지하는 영상과 윤곽과 평면이 고르게 분포되어 있는 영상, 그리고 윤곽이 대부분을 차지하고 있는 영상을 갖는 것을 대표적으로 선택함으로써 객관적인 실험결과를 얻고자 함이다.

영상을 5×5 크기의 가우시안 형태로 흐려지게 하는 전달함수는 다음과 같은 모델을 나타낸다.

$$H(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (17)$$

단 $\sigma = 1.25 \Delta x (= \Delta y)$

$\Delta x (= \Delta y)$: 샘플링 구간

관측영상 g 는 전달함수에 의해 흐려진 영상에 20dB 의 BSNR(Blurred SNR)을 갖는 의사 가우시안 백색잡음 (pseudo gaussian white noise)이 첨가된 영상이고 이때 흐려진 영상의 신호대 잡음비 BSNR은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} BSNR &= \frac{\text{variance of the blurred} \approx}{\text{variance of the additive noise}} \quad (18) \\ &= \frac{\sigma_{Hf}^2}{\sigma_n^2} \end{aligned}$$

각 연산자를 사용하여 선택한 세 가지 영상을 정칙화에 의한 영상 복원을 하고, 그 결과 영상과 오차 영상을 나타내었다.

정칙화 이론은 잡음의 평활화와 윤곽의 복원을 동시에 고려하는 것이기 때문에 각 영역의 분산값을 이용하여 영역을 평면부분과 중간부분 그리고 윤곽부분으로 나누어서 MSE를 측정하였다. 평균값과 분산값은 각각 다음과 같다.

$$m(i,j)_f = \frac{1}{(2p+1) \cdot (2q+1)} \sum_{k=i-p}^{i+p} \sum_{l=j-q}^{j+q} f(k,l) \quad (19)$$

$$\sigma^2(i,j) = \frac{1}{(2p+1) \cdot (2q+1)} \sum_{k=i-p}^{i+p} \quad (20)$$

$$\sum_{l=j-q}^{j+q} [f(k,l) - m(i,j)_f]^2$$

이때 $f(k,l)$ 은 원영상이며 $m(i,j)_f$ 는 평균, $\sigma^2(i,j)_f$ 는 분산을 나타낸다.

본 논문에서 정칙화에 의한 반복처리방법에 사용된 두 개의 파라미터인 α, β 는 본 논문의 실험을 위하여 일정한 값으로 고정한다[3].



(a) House image (b) Lena image

[그림 3] 훼손된 영상들

그림 3은 평면이 많은 단순한 영상에서부터 윤곽이 많은 복잡한 영상까지의 샘플영상에 5×5 가우시안 흐려짐과 20dB의 잡음으로 훼손한 영상이다. 본 논문에서는 이들의 샘플 영상들을 이용하여 분석하고자 한다. 그림 4에서 그림 6까지는 “Lena” 영상을 사용하여 실험한 복원 결과들과 그 오차 영상들을 각각 나타낸 것이다.



(a) 복원영상

(b)오차영상

[그림 4] 라플라시안 연산자를 이용한 복원영상 및 오차영상

그림 4는 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하여 복원한 결과와 그의 오차 영상을 나타내었다. 분석결과를 통해 평면부분에 잡음 억제능력은 라플라시안 연산자가 우수함을 알 수 있다.



(a) 복원영상

(b) 오차영상

[그림 5] Woo 연산자를 이용한 복원영상 및 오차영상

그림 5는 정칙화 연산자로 Woo 연산자를 사용한 복원한 결과와 그의 오차 영상을 나타내었다. 분석결과 윤곽부분인 모자의 털 부분을 보면 시각적으로 라플라시안 연산자로 사용한 결과보다 윤곽의 복원능력이 우수한 것을 알 수 있다.



(a) Frei-Chen 연산자

(b) a)의 오차 영상



(c) Prewitt 연산자

(d) c)의 오차영상



(e) Roberts 연산자 (f) e)의 오차영상



(g) Sobel 연산자 (h) g)의 오차영상

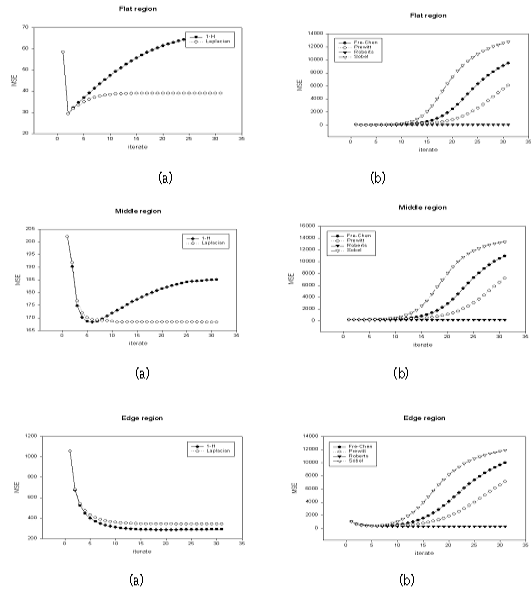
[그림 6] 일차미분연산자들을 이용한 복원영상들과 오차 영상들

그림 6은 일차미분 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 실험한 결과로써 평면과 윤곽에서의 복원효과가 나타남을 확인할 수 있었다. 그러나 일차 미분 연산자들은 초기 반복에서는 수렴성은 가지지만 지속적인 반복 처리에서는 잡음증폭 현상이 일어나 발생되어 버린다. 이 결과물들에 대한 세부적인 분석을 위해 다음과 같이 영역별 분석을 시도하였다.

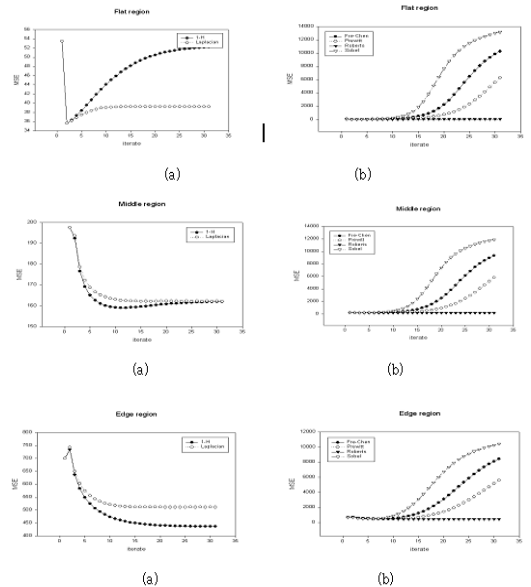
그림 7에서 그림 8까지는 분산값에 의한 평면, 중간, 윤곽영역으로 나누어 매 반복시의 MSE 값을 각 영역별로 일차원적인 그래프로 나타내었다. 그림 7은 평면부분이 가장 많은 단순한 영상인 "House" 영상을 이용하여 영역별 실험을 하여 분석하였다. 그림 8은 평면과 윤곽이 화면에 적절하게 섞여있는 영상인 "Lena" 영상을 이용하여 영역별 실험을 하여 분석하였다. 비교분석을 시각적으로 쉽게 보고 판단하기 위하여 MSE 값이 비슷한 연산자들끼리 클러스터링하여 같은 장의 그래프로 나타내었다.

샘플로 선택된 세 영상에 대한 평면영역의 MSE 값에 대한 결과를 관찰하면 라플라시안 연산자와 Woo 연산자는 초기의 반복에서 같은 반복 수렴을 보이고 있으며 지속적인 반복에서는 라플라시안 연산자에 의한 실험이 수렴성에 대해서 더 안정적인 것을 알 수 있다. 중간영역에서는 Woo 연산자가 초기 반복에서 최소 MSE를 가지며, 지속적인 반복 처리에서 안정적인 수렴성을 보인다. 라플라시안 연산자를 사용한 경우에는 지속적인 반복처리에서 MSE의 값이 Woo연산자보다 안정된 수렴성을 가짐을 알 수 있다.

윤곽영역에서는 Woo 연산자가 라플라시안 연산자에 비해 MSE의 값에 대한 안정적인 수렴성이 더욱 우수함을 알 수 있었다.



[그림 7] "House" 영상의 각 영역별 MSE (평면, 중간, 윤곽) (a) Woo, 라플라시안 연산자 (b) Frei-Chen, Prewitt, Roberts, 그리고 Sobel 연산자



[그림 8] "Lena" 영상의 각 영역별 MSE (평면, 중간, 윤곽) (a) Woo, 라플라시안 (b) Frei-Chen, Prewitt, Roberts, 그리고 Sobel

"House" 영상의 초기 MSE 값은 115.69이며 이때 Woo 연산자를 사용하여 복원한 실험결과의 최소 MSE는 78.40이고, 라플라시안 연산자를 사용하였을 경우 최소 MSE는 76.14이다.

"Lena" 영상에서의 초기 MSE는 182.41이며 이때 Woo 연산자를 사용하였을 때의 최소 MSE는 131.48이고, 라플라시안 연산자를 사용할 경우에 최소 MSE는 135.90이다.

윤곽부분이 많은 복잡한 영상인 "Jaguar" 영상을 사용하여 영역별로 나누어 실험한 결과 역시 "House", "Lena" 영상처리 결과와 비슷한 결과를 얻었다.

일차미분 중에서 가장 안정적인 수렴성을 유지하는 것은 Roberts 연산자인데 이를 살펴보면 최소 MSE 값은 "House" 영상에서는 80.81, "Lena" 영상에서는 147.64, "Jaguar" 영상에서는 225.25의 값을 가진다. 이는 Roberts 연산자가 정칙화 연산자로서 역할을 수행함을 알 수 있다. 그러나 일차미분 연산자들은 초기 복원에서는 정칙화 연산자로서의 역할을 수행하였지만 지속적인 반복처리에서는 해를 찾아가는데 있어 안정적인 수렴률로 귀결하는 특징이 아니라 오히려 반복을 통하여 나타나는 결과는 잡음에 의한 증폭현상으로 발산됨을 알 수 있었다.

5. 결론

가우시안에 의해 흐려지고 20dB의 가우시안잡음으로 훼손된 영상에 대한 정칙화 연산자들의 적용효과들을 분석한 결과 일차 미분 연산자들을 정칙화 연산자로 적용하여 정칙화 복원처리 시 어느 정도까지는 복원효과가 있었음을 확인하였다. 그러나 일차 미분 연산자를 이용한 정칙화 복원처리 결과에서 초기 반복에서는 복원효과를 가져오지만 지속되는 반복처리에서는 오히려 잡음에 의해 증폭되는 현상을 가지는 것을 확인할 수 있으며 그 중에 가장 좋은 수렴성을 나타내는 연산자는 Roberts 연산자임을 확인하였다. 그러므로 기타 일차 미분 연산자를 정칙화 연산자로 사용하기에는 미흡함을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안된 연산자인 Woo 연산자는 일차미분연산자들과는 다른 결과를 가져왔음을 실험결과를 통해 확인할 수 있었으며 이는 윤곽에서의 복원 효과가 단연 뛰어났으며, 평면영역에서는 라플라시안 연산자가 복원 효과가 우수함을 알 수 있었다.

향후 움직임으로 흐려진 상태에서 잡음이 추가되어 훼손된 영상에서의 정칙화 연산자들의 특성을 분석 및 연구를 지속한다면 훼손된 영상의 현실적인 문제에 대한 해결점을 찾는 데 중요한 자료로서 활용될 수 있을 것이라 판단된다.

참고문헌

- [1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, "Digital Image Restoration," Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1977.
- [2] A. N. Tikhonov and V.Y. Arsenin, Solution of Ill-Posed Problem, Wiley, New York, 1977.
- [3] S. Kawata and Y. Ichioka, "Iterative Image Restoration for linearly Degraded Image. I. Basis," *J. Opt. Soc. Amer.*, Vol.70, No.7, pp.762-768, July, 1980.
- [4] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer and R. M. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," *IEEE trans. signal processing*, Vol.39, No.4, pp.914-929, April, 1991.
- [5] R. L. Lagendijk, J. Biemond and D.E. Boeke, "Regularized Iterative Image restoration with Ringing Reduction," *IEEE trans. ASSP*, Vol.36, No.12, pp.1874-1888, December, 1988.
- [6] Aggelos K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms", *Optical Eng.*, Vol. 28, No. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [7] Rafael C. Gonzalez, "Digital Image Processing", Addition Wesley, 1994.
- [8] J. S. LIM, Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice-Hall, 1990.

전 우 상(Woosang Jeon)

[정회원]



- 1999년 8월 : 영남대학교 전자정보공학부 (공학석사)
- 2002년 8월 : 영남대학교 전자정보공학부 (공학박사)
- 1998년 8월 ~ 2010년 2월 : 경북전문대학 및 경운대학교 겸임 교수, 영남대학교 객원교수

- 2004년 1월 ~ 현재 : 중소기업 경영혁신 수석컨설턴트, 중소기업기술정보진흥원 정보화경영체제 평가위원/지도위원/표준화위원, 정보시스템 수석감리인, PM 및 리더십교육담당, WSConsulting 대표

<관심분야>

Business Innovation, RFID, USN, CISA, KCISA, Digital Signal Processing, Pattern Recognition, Network, Embedded System, DB, Security

한 군 희(Kun-Hee Han)

[종신회원]



- 2008년 8월 ~ 현재 : 백석대학교 정보통신학부 교수

<관심분야>

암호프로토콜, 네트워크 보안, 영상처리