

영상신호 복원의 처리 시간단축을 위한 알고리즘에 대한 연구 (Study on Reducing Processing Time for Restoration Method)

권기홍*
(Kee-Hong Kwon)

요 약

본 논문에서는 훼손된 신호를 처리하는 방법에 대해 연구하였다. 기존의 처리방법은 특이점이나 악 조건일 경우 수렴 속도가 늦어진다는 점과 처리시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 Gauss-Seidel 방법으로 처리하는 방법이 있으나 이러한 경우 신호를 반복해서 처리해야 하므로 처리시간이 많이 소요된다. 이러한 단점(수렴 속도, 전체 처리시간)을 개선하기 위하여 본 논문에서는 기존의 신호처리(Tikhnov-Miller)와 제안된 알고리즘을 적용시켜 비교하여 봄으로써 특이점 혹은 악조건일 경우에도 수렴속도를 고속화하여 기존의 Tikhnov-Miller 신호 처리 방법보다 처리 시간을 단축할 수 있는 신호 처리 방법을 제시하였다. 제안된 최적화 알고리즘을 영상신호에 적용시켜 가속 상수에 따른 처리 신호에 대한 실험과 오차(mean-square error)의 변화를 비교하여 봄으로써 처리정도를 알아보았다. 그리고, 본 알고리즘의 유효성을 입증하기 위하여 모든 가속상수의 변화에 대한 신호처리 결과와 처리시간을 측정하였다.

ABSTRACT

In this paper, the method of processing a blurred noisy signal has been researched. The conventional method of processing signal has faults which are slow-convergence speed and long time-consuming process at the singular point and in the ill condition. There is the process, the Gauss-Seidel's method to remove these faults, but it takes too much time because it processes signal repeatedly. For overcoming the faults, this paper shows a signal process method which takes shorter than the Tikhnov-Miller's by comparing the Tikhnov-Miller's with proposed algorithm and accelerating convergence speed at the singular point in the ill condition. In this paper, the conventional process method and proposed optimal algorithm were used to get a standard image (256 * 256 * 8bits), and then the results are simulated and compared each other in order to examine the variance of MSE (Mean-Square Error) by the acceleration parameter in the proposed two dimensional signal procedures. The result of the signal process and the processing time was measured at all change of acceleration parameter in order to verify the effectiveness of the proposed algorithm.

* 정희원 : 대구산업 정보대학 정보통신계열 교수

논문접수 : 2001. 5. 316.

심사완료 : 2001. 6. 11.

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 방법으로 Wiener 필터를 이용한 복원방법과 반복복원방법이 있다. 먼저 Wiener 필터를 이용한 복원방법은 역행렬이 존재하지 않거나 악조건이 발생하는 경우에도 복원이 가능하다. 그러나 Wiener 필터는 선형적인 가정 하에서 제안된 필터로서 비선형적인 인간의 시각과는 맞지 않고 신호대 잡음비가 낮을 경우 흐려지는 결점을 지닌다[1][2]. 다른 방법으로는 반복복원방법이 있다. 반복복원방법은 1931년 Van Citter가 처음 천문학 분야에 도입한 방법이며 1971년 Jansson이 Spectroscopy 분야에 deconvolution 방법으로 응용한 이래로 계속 연구·응용되어 오는 방법이다. 그리고 반복복원방법은 시간이 많이 걸리고 처리가 어려운 주파수 영역에서 처리하는 것이 아니라 단순히 공간영역에서 처리하는 방법으로서 역행렬을 구할 필요가 없으며 악조건에서도 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 윤곽은 복원하는 경우에는 잡음도 동시에 강조되는 점이다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 정칙화 방법이 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]. 본 논문에서는 정칙화 반복복원방법에서 사용되는 정칙화 연산자에 대한 연구를 하였다. 기존의 연구 방법에서는 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하는 것이 일반적이다. 그러나 정칙화 이

론에서 사용되는 정칙화 연산자는 근본적으로 상수값을 사용하도록 되어있다. 그러나 평면 영역과 윤곽선 영역을 분산값을 이용하여 식별한 다음, 각 영역에 따라 적응성 있는 상수 값을 제안하며, 또한 반복 횟수를 줄여 처리시간을 단축 할수 있는 알고리즘을 제안하였으며 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 유효성을 입증한다.

2. 기존 복원 방법의 고찰

2.1 Jacobi/Gauss-Seidel⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾

영상 신호는 그 형성, 감지, 기록 및 전송 등의 단계를 거치는 동안 광학 시스템과 전기시스템의 특성으로 인해 흐려지고 잡음이 가산되어 다음과 같이 훼손된 영상이 된다.

$$y = H \cdot x + n \quad (1)$$

여기서 y 는 출력신호, x 는 원신호, H 는 시스템 함수 그리고 n 은 가산잡음이다.

만약 시스템에 가산잡음이 없다면 다음 식과 같이 되어 간단한 역 필터(inverse filter)를 사용하여 복원이 가능하다.

$$y = H \cdot x \quad (2)$$

그러나 이 방법은 역행렬이 존재하지 않으면 해를 구할 수 없다. 이 문제를 해결하는 방법으로 Jacobi 반복 처리 방법이 있는데 이 방법은 0이 아닌 대각선 요소를 갖는 행렬에 적용한다.

지금 흐림훼손 영상인 식 (2)와 동일한 형태의 식을 반복처리하는 경우를 고찰한다.

$$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

이 식의 첫 번째 반복처리결과는

$$\begin{aligned} x_1 &= (y_1 - h_{12}x_2 - h_{13}x_3)/h_{11} \\ x_2 &= (y_2 - h_{21}x_1 - h_{23}x_3)/h_{22} \\ x_3 &= (y_3 - h_{31}x_1 - h_{32}x_2)/h_{33} \end{aligned} \quad (4)$$

와 같이 되므로 다음과 같은 처리 알고리즘으로 정의할 수가 있다.

$$X_i^{(k+1)} = \frac{(y_i - \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} * x_j^{(k)} - \sum_{j=i+1}^n h_{ij} * x_j^{(k)})}{h_{ii}} \quad (5)$$

For $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

이 알고리즘은 대각선요소가 0이면 처리불가능하고 또한 $x_2^{(k+1)}$ 의 해를 구할 경우 최근에 구하여진 해 $x_1^{(k+1)}$ 을 사용하지 않기 때문에 처리된 결과에 대한 직전화소의 정보를 활용하지 못하고 있다.

이러한 단점을 보완한 것이 다음과 같은 알고리즘의 Gauss-Seidel방법이다.

$$X_i^{(k+1)} = \frac{(y_i - \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} * x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n h_{ij} * x_j^{(k)})}{h_{ii}} \quad (6)$$

For $i = 1, 2, 3, \dots, n$

이 방법은 $x_j^{(k+1)}$ 가 계산과정에 포함되기 때문에 처리된 결과에 대한 직전화소의 정보를 이용할 수가 있어서 수렴 속도가 빠르다.

2.2 개선된 Gauss-Seidel 방법(10)(11)

식 (2)와 같은 흐름현상으로 훼손된 영상은 Jacobi 및 Gauss-Seidel의 반복 처리 과정으로 원신호에 가까운 최대 근사치를 역필터링 과정을 거치지 않고 구할 수가 있는데 개선된 Gauss-Seidel 방법은 기존의 복원 방법에 더 하여 각 반복 과정에서 구한 해들 사이의 오차량에서 잔차 벡터(Residual vector)를 산출하여 이것을 이용함으로써 수렴속도를 더욱 빠르게 한다. 여기서 잔차벡터란 (K+1)번째의 근사해 $X^{(k+1)}$ 에 대하여

$$R^{(k+1)} = \widehat{x^{(k+1)}} - \widehat{x^{(k)}} \quad (7)$$

$$R^{(k+1)} = [(r_1)^{k+1}, (r_2)^{k+1}, \dots, (r_n)^{k+1}]^t \quad (8)$$

로서 정의되며 (k+1)번째 복원해가 (k)번째 복원해 보다 얼마나 더 개선되었는가를 나타낸다. 이러한 잔차 벡터의 오차량을 기존의 복원 과정에 도입하면 Gauss-Seidel방법에서 식(7)은

$$h_{ii} \cdot X_i^{(k+1)} = - \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} \cdot X_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n h_{ij} \cdot X_j^{(k)} + y_i \quad (9)$$

For $i = 1, 2, 3, \dots, n$

와 같이 된다.

식(7) 및 식(9)에서 잔차 벡터의 각 원소 $(r_i)^{k+1}$ 는

$$\begin{aligned} (r_i)^{k+1} &= h_{ii} \cdot X_j^{(k+1)} - h_{ii} \cdot X_j^{(k)} \\ &= [y_i - \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} \cdot X_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n h_{ij} \cdot X_j^{(k)}] - h_{ii} \cdot X_j^{(k)} \end{aligned} \quad (10)$$

와 같이 된다. 이를 정리하면

$$\begin{aligned} h_{ii} \cdot X_i^{(k)} + (r_i)^{k+1} &= y_i - \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} \cdot X_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n h_{ij} \cdot X_j^{(k)} \\ &= h_{ii} \cdot X_i^{k+1} \end{aligned} \quad (11)$$

와 같이 된다. 또는

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \frac{(r_i)^{k+1}}{h_{ii}} \quad (12)$$

와 같이 Gauss-Seidel방법의 반복 알고리즘을 유도할 수가 있다.

식(12)에서 잔차 벡터가 0일 경우에는 완전복원이 이루어졌음을 의미하는 까닭에 반복이 멈추어진다. 그러나 보통 이 값은 0이 아니므로 수렴 확실성이 희박하다. 그러므로 여기서 잔차 벡터(Residual vector) $(r_i)^{k+1}$ 의 노름(norm)을 감소시키기 위하여 식(12)을 수정하여

$$(X_i)^{k+1} = (X_i)^k + W \cdot \frac{(r_i)^{k+1}}{h_{ii}} \quad (13)$$

로 하여 가속변수 W 의 값에 따라 수렴성을 조절할 수 있는 방법이 제안되어 있다.⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾ 여기서 W 는 $(r_i)^{(k+1)}$ 의 잔차 벡터가 실제로는 0이 안되므로 수렴의 보장과 반복횟수의 단축을 위한 변수 값으로서 영상신호의 훼손정도에 따라 $0 < W \leq 2$ 의 값을 갖게 된다.(15)

$W=1$ 이면, Gauss-Seidel방법이며, $0 < W < 1$ 이면, successive under relaxation방법이고, $1 < W \leq 2$ 이면 successive over relaxation 방법이 된다.(15)

결국, 식(10) 및 식(13)을 정리한 개선된 Gauss-Seidel 방법을

$$(\hat{x})^{k+1} = (1 - W) \cdot (\hat{x})^k + W [x^k + \cdot (y - Hx^k)] \quad (14)$$

와 같이 유도할 수가 있다. 이 알고리즘은 수렴속도가 늦은 Gauss-Seidel방법을 개선하기 위하여 최적화된 것으로서 복원시 수렴성이 보장되며, 특이점, 악조건에서의 수렴속도가 빠르다. 따라서, 반복처리가 많을 때 발생하는 파문 현상(ringing effect)을 방지하는 이점도 있다.

2.3 Tikhonov-Miller의 반복 정칙화 방법⁽³⁾

지금까지 고찰한 Jacobi 및 Gauss-Seidel방법은 H 로 인한 흐름훼손 영상에는 복원 효과가 좋으나 잡음이 가산되면 반복 단계에서 잡음의 증폭현상이 나타나는데 이러한 영상을 복원하는 데에는 Tikhonov-Miller의 반복 정칙화 방법이 사용된다.

영상복원 시에는 훼손된 신호의 잡음항이 가장 적은 값이 되도록 해야된다.

이 잡음 norm은 $(y - H\hat{x})$ 이며, 식(1)에서 최소 자승법을 이용한 개선도 노름을 구하면

$$\begin{aligned} \|y - H\hat{x}\|^2 &= [H^T(y - H\hat{x})^T H(y - H\hat{x})] \leq \epsilon^2 \\ &= B (g - H\hat{x})^T (g - H\hat{x}) \leq 1 \end{aligned} \quad (15)$$

와 같이 된다. 여기서 범위 ϵ 은 훼손된 신호 y 의 잡음항으로부터 구할 수 있다.

본 논문에서는 잡음항에 관련된 ϵ 를 매번 반복 단계에서 복원된 신호로부터 구할 수 있는 적응성 변수로서 실험적으로 $\epsilon^2 \leq 483.3$ 을 사용하였다. 여기서

$$B = \frac{H^T H}{\epsilon^2} \quad (16)$$

가 되며 잡음의 증폭을 억제하는 역할을 한다. 필터를 통과한 신호 $C\hat{x}$ 의 노름은

$$\begin{aligned} \|C\hat{x}\|_L^2 &= [C^T \hat{x}^T \cdot C\hat{x}] \leq \epsilon^2 \\ &= L \hat{x}^T \cdot \hat{x} \leq 1 \end{aligned} \quad (17)$$

인데, 여기서 C 은 선형 정칙화 연산자이다. 본 논문에서는 $C = (1 - H)$ 의 고역 통과 여파기를 사용하였으며, 평면의 잡음과 윤곽의 처리에 사용된다. 여기서

$$L = \frac{C^T C}{E^2} \quad (18)$$

가 된다.

식(16)와 식(18)의 선형 연산자를 이용하여 구한 정칙화 해는 잡음이 포함된 출력 신호 y 를 시스템 함수로 처리한 것과 같을 때

$$\left(\frac{H^T H}{\epsilon^2} + \frac{C^T C}{E^2} \right) \hat{x}_m = \frac{H^T}{\epsilon^2} y \quad (19)$$

와 같이 적을 수 있으며, 양변을 정리하면

$$(H^T H + \alpha C^T C) \hat{x}_m = H^T y \quad (20)$$

여기서 α 는 정칙화 변수로 복원된 영상의 잡음정도에 따라 가변하는 변수로서

$$\alpha = \left(\frac{\epsilon}{E} \right)^2 \quad (21)$$

이다.

또한 식(20)에서 정칙화된 근사해는

$$\hat{x}_m = \frac{H^T y}{(H^T H + \alpha C^T C)} \quad (22)$$

와 같이 구할 수가 있다.

그러나 식(22)에서 $(H^T H + \alpha C^T C)^{-1}$ 가 존재하지 않을 때는 해를 구할 수 없다.

이런 문제를 해결하기 위하여 식(22)의 정칙화된 근사해를 반복 복원방법으로 구하면 식(20)에서 구할 수 있는 근사해의 오차를 잔차 벡터 R 라 두면,

$$(r)_{(k+1)} = H^T y - (H^T H + \alpha C^T C) \hat{x}_k \quad (23)$$

정의되며, 식(23)를 식(13)에 대입하면

$$\begin{aligned} \hat{x}^{(k+1)} &= \hat{x}^k + W_1 H^T (y - H \hat{x}^k) - \alpha C^T C \hat{x}^k \\ &= \hat{x}^k + W_1 H^T (y - H \hat{x}^k) - W_2 \alpha C^T C \hat{x}^k \quad (24) \\ &= (I - W_2 \alpha C^T C) \hat{x}^k + W_1 H^T (y - H \hat{x}^k) \end{aligned}$$

와 같이 근사치를 구해 나간다.

여기서, 식(24)는 Gauss-Seidel 방법을 수정 보완한 방법임을 알 수가 있으며, Biemond는 변수

$W=1$ 로 제안하였고, 변수 α 로는 약 0.001를 사용하였다. 평면의 잡음억제와 윤곽의 복원을 위하여 C 선형 고역 통과 여파기를 사용했다.

3. 제안된 방법

식(24)의 Tikhonov-Miller 정칙화 방법은 수렴하기 위하여 시간이 많이 걸리며, Biemond가 제안한 정칙화 방법은 식(24)에서 W 값을 1로 고정했기 때문에 영상정보를 효율적으로 처리하지 못하고 있다. 따라서 기존의 정칙화 방법보다 빠르게 수렴하며, 훼손 영상 정보를 적응성 있게 처리할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

평면부분과 윤곽부분을 적응성 있게 처리하기 위하여 훼손된 영상의 평면과 윤곽의 분산정도를 실험에 의하여 분석하여 보면, 윤곽에서의 분산값은 크고, 평면에서의 분산값은 작은 값으로 구성되어 있음을 알 수가 있다. 이렇게 분산값이 자기 다른 평면과 윤곽을 적응성 있게 처리하기 위하여 흐림훼손된 영상에서 평균값

$$\begin{aligned} M(i, j)_y &= \frac{1}{(2P+1) \cdot (2Q+1)} \\ &\cdot \sum_{k=i-P}^{i+P} \sum_{l=j-Q}^{j+Q} y(k, l) \quad (25) \end{aligned}$$

과 분산값

$$\begin{aligned} V(i, j)_y &= \frac{1}{(2P+1) \cdot (2Q+1)} \\ &\cdot \sum_{k=i-P}^{i+P} \sum_{l=j-Q}^{j+Q} (y(k, l) - M(i, j)_y)^2 \quad (26) \end{aligned}$$

을 구하여 0과 100사이의 분산값을 갖는 화소는 평면부분, 100이상의 분산값을 갖는 화소는 윤곽부분으로 결정한다. 매번 반복 단계에서 평면 잡음의 증폭 억제와 윤곽부분의 효율적 복원을 위하여 평면부분에서는 가속변수 W_1 을 0과 2사이에서 가변시키고, 윤곽부분에서는 W_1 은 2의 값을 사용하여 가속화시킴으로서 윤곽과 평면을 적응성 있게 처리할 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} W_1(i, j) &= \frac{V(i, j)_y}{50} \quad \text{for } 0 < V(i, j)_y < 100, \\ &= 2 \quad \text{for } 100 \leq V(i, j)_y \end{aligned} \quad (27)$$

로 구분 처리할 수 있다.

식(27)에서 적응성 가속 변수 W_1 은 화소의 주변 정보에 따라 0과 2사이의 값이 되는데 이는 안정적 수렴을 위한 이완변수(successive relaxation parameter)의 범위를 사용하기 때문이다.(15)

식(14)는 수렴속도가 늦은 Gauss-Seidel 방법의 단점을 보완한 방법으로서 빠르게 수렴하나 가산잡음이 포함되면, 반복과정에서 잡음이 증폭하게 된다. 그래서 잡음 증폭을 억제하기 위한 식(24)의 Tikhonov-Miller의 정칙화 방법과 훼손된 영상정보의 평면부분과 윤곽부분을 적응성 있게 처리하기 위한 가속변수 W_1 을 적용하여 식(14)와 결합시키면

$$\hat{x}^{(k+1)} = (1 - W_1) \hat{x}^k + W_1 \cdot [(I - W_1 C^T C) \hat{x}^k + W_1 H^T (y - H \hat{x}^k)] \quad (28)$$

와 같은 알고리즘을 얻을 수가 있다.

이는 기억용량의 증가 없이 특이점이나 약조건일 경우에도 수렴하며, 가속변수 W_1 에 의하여 영상정보가 처리됨으로 개선된 복원효과 및 반복횟수의 단축도 기대할 수가 있다.

본 논문에서는 가속 변수 W_1 를 0과 2사이의 수렴 구간으로 정규화하기 위하여 식(27)과 같이 50으로 나누었다. 또한 W 는 1을 사용하였다.

4. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 유효성을 확인하기 위하여 영상복원에 적용시켜 보았다. 사용된 영상 신호는 GIRL 영상으로서 256x256 해상도 및 256의 계조도를 갖는 표준 영상신호를 사용하였다.

훼손된 영상의 MSE는 176.5이다.

객관적 처리 효과의 평가 척도로 사용되는 MSE (mean square error)는 다음과 같이 정의한다.

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i, j) - \hat{X}(i, j))^2 \quad (29)$$

GIRL 표준 영상신호를 Gauss분포를 갖는 점 확산 함수(point spread function)로 흐려지게 하고 20dB의 가산잡음을 사용하였다.

본 논문에서 제시한 알고리즘이 수렴을 위한 반복횟수를 단축할 수 있음을 밝히기 위하여 많은 반복 횟수로 처리하여 보았다.

4.1 에서는 흐림 훼손된 영상의 분산정도를 평면과 윤곽으로 나누어 분석하여 본 논문에서 사용된 W_1 를 정의하였으며, Tikhonov-Miller의 정칙화 방법과 제안된 알고리즘을 흐림과 잡음에 의하여 훼손된 영상에 적용시켜 보았으며, 처리결과에 대하여 평면과 윤곽에서의 복원 정도를 알아볼 것이다. 마지막으로 복원된 영상과 원 영상을 영상정보에 따라 분석하여 제안된 알고리즘의 타당성을 입증하였다.

4.1 개선된 Gauss-Seidel 방법을 흐림훼손 영상에 적용한 결과

영상을 흐림훼손시키기 위하여 사용된 PSF(point spread function)는 Gaussian Function으로 만들어졌고 5x5의 화소를 가지며 수학적 모델은 아래와 같다.

$$H(i, j) = \frac{\exp(-\frac{(i^2 + j^2)}{2.0 \cdot \sigma^2})}{2.0 \cdot \pi \cdot \sigma^2} = 1,25 \cdot \nabla ij \quad (30)$$

여기서 ∇ij 는 sampling 간격이다.

식(30)에서 산출된 PSF(point spread function)의 mask값은 <Table 1>과 같다.

<표 1> 점 확산 함수
<Table 1> Point spread function

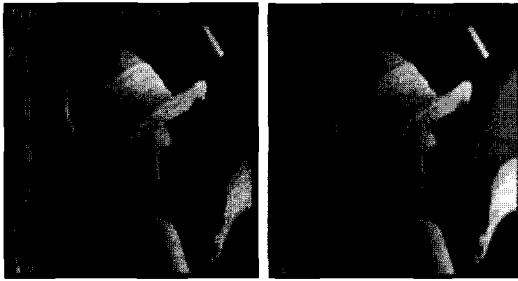
0.00854	0.02231	0.03072	0.02231	0.00854
0.02231	0.05826	0.08023	0.05826	0.02231
0.03072	0.08023	0.11049	0.08023	0.03072
0.02231	0.05826	0.08023	0.05826	0.02231
0.00854	0.02231	0.03072	0.02231	0.00854

[그림. 1]은 훼손영상을 Tikhonov-Miller방법을 사용하여 처리한 영상을 반복횟수(K)에 따라 나타내었다.

Tikhonov-Miller의 정칙화 방법은

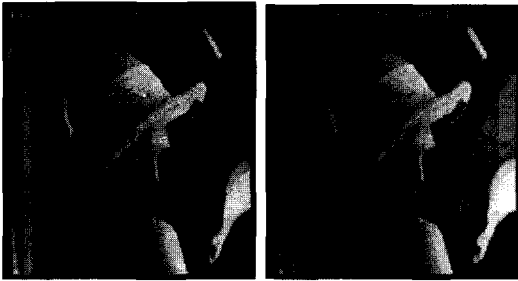
$$f_{k+1} = (I - W_1 C^T C) f_k + W_1 H (g - H f_k) \quad (31)$$

와 같으며, Biemond가 제안한 $W=1$ 을 사용하여 처리된 결과는 다음과 같았다.



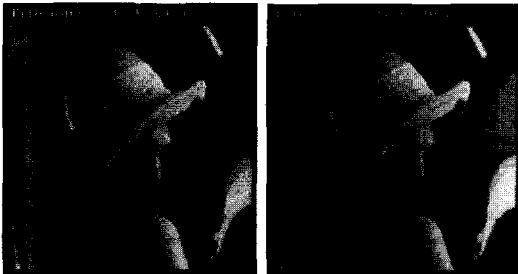
(a) $k=1$

(b) $k=2$



(c) $k=3$

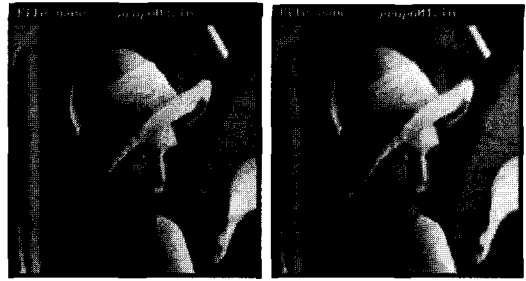
(d) $k=5$



(e) $k=10$

(f) $k=20$

[그림 1] Tikhonov-Miller 방법으로 처리한 결과 영상
[Fig. 1] The processed results using Tikhonov-Miller method



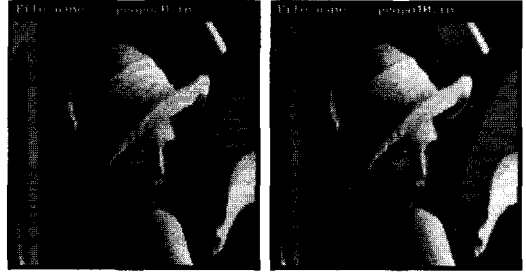
(a) $k=1$

(b) $k=2$



(c) $k=3$

(d) $k=5$



(e) $k=10$

(f) $k=20$

[그림 2] 제안된 방법으로 처리한 결과 영상
[Fig. 2] The processed results using Proposed algorithm

[그림. 2]는 제안된 알고리즘을 사용하여 처리한 영상을 반복횟수(k)에 따라 나타내었다.

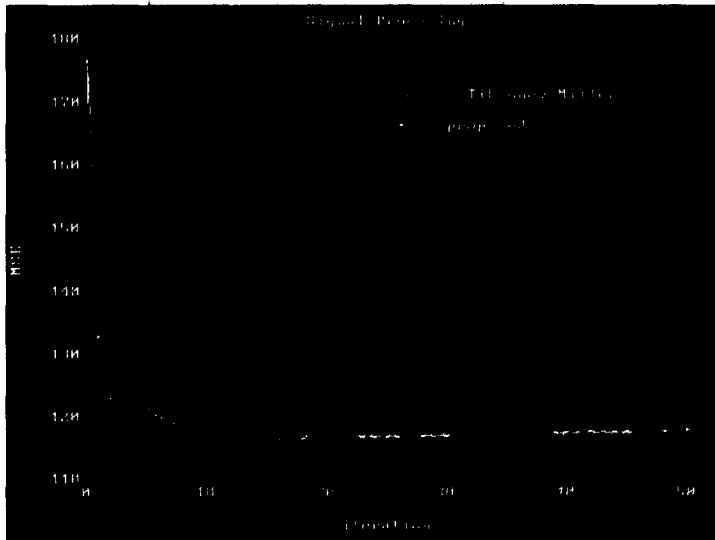
<표 2> 반복 처리횟수에 따른 Tikhonov-Miller와 제안된 알고리즘의 오차

<Table 2> Comparison of mean square error for iterating processing between Tikhonov-Miller and proposed method

MSE \ Method	Tikhonov-Miller	Proposed
Noisy-blurred image MSE	176.5	
1	147.1	132.8
2	134.2	122.8
3	127.6	119.5
4	123.8	118.0
5	121.6	117.3
6	120.2	116.9
7	119.3	116.7
8	118.6	116.6
9	118.2	116.5
10	117.9	116.4
20	117.0	116.6
30	117.1	117.0
40	117.4	117.5
50	117.6	117.9

<표 2>와 [그림. 3]에서 Tikhonov-Miller 정칙화 방법의 결과는 20회 반복횟수에서 수렴하였으며, 제시된 알고리즘은 10회 반복에서 수렴이 되어 반복횟수가 단축됨으로 처리시간이 단축됨을 알 수가 있으며 처리결과도 개선되었음을 알 수가 있다.

그리고 [그림. 3]을 보면 위의 두 방법 모두다 선형 수렴함을 알 수가 있으며 이를 위하여 50회 반복 처리를 한 것이다.



[그림 3] 각 반복횟수에 따른 Tikhonov-Miller와 제안된 방법과의 오차 다이어그램

[Fig. 3] The diagram for comparing the Tikhonov-Miller's with proposed algorithm for the original image by the same iteration

5. 결론

영상은 신호의 형성 과정에서 회로함수의 차이와 가산잡음 등에 의하여 훼손되며 이것의 복원을 위해서는 종래 역필터법, Gauss-Seidel방법 및 Tikhonov-Miller방법 등의 여러가지 방법을 이용하여 원화상에 가장 근사한 신호를 재생하고 있었다. 그러나 이들 방법들은 각기 일장일단이 있어서 흐림훼손과 잡음 혼입훼손이 공존하는 영상을 고속으로 처리하는데는 불편한 점이 많았다.

필자는 이들 방법을 비교해석 한 결과 Tikhonov-Miller방법에 최적가속변수를 작용시키면 역필터법에서의 회로함수의 약조건에 의한 처리불능현상, Gauss-Seidel 방식에서의 반복처리에 의한 잡음의 증폭현상 등을 피하면서도 Tikhonov-Miller 방법의 결점인 과도한 반복회수문제를 제거하여 보다 고속의 복원처리가 가능한 개량된 알고리즘을 구현할 수 있음을 알았다.

제안된 방법은 Gauss-Seidel 방법과 Tikhonov-Miller 방법을 조화시키고 여기에 영상의 특성에 따라 결정되는 최적가속변수를 적용시켜서 수렴속도를 증가시키는 것으로서 시뮬레이션을 통한 실험결과는 표준영상에 시스템함수의 흐림훼손과 통신과정의 잡음이 가산된 표준영상을 6회의 반복처리로서 MSE가 117 이하인 영상으로 복원할 수가 있음을 확인하였는데 이것은 Tikhonov-Miller방법에서 동일한 수준으로 복원하는데 20회의 반복처리횟수가 필요한데 비하면 2/3으로 단축된 것이다.

가속변수는 별도로 실험을 통하여 흐림영상의 경우 분산이 0과 100사이인 영상에서는 평면부분으로, 100이상인 영상에 있어서는 윤곽부분으로 정하여 영상정보에 가장 적합한 최적치를 선정하였다.

이 방법은 모든 종류의 영상에 유효한 방법이기거나 최적치는 영상의 종류에 따라 조금씩 차이가 있을 수가 있는데 앞으로 여기에 대한 통계적인 조사만 이루어진다면 보다 빠른 처리가 가능해지며 영상의 고속처리에 실용이 가능하다고 본다.

※ 참고문헌

- [1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, Digital Image Restoration. Engle-wood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1977.
- [2] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods : "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [3] Reginald L. Lagendijk and Jan Biemond, "Regularized iterative image restoration with ringing reduction," IEEE Trans. ASSP, vol 36, NO. 12, December 1988.
- [4] A. L. Steven, W. Zucker, and A. Rossenfeld, "Iterative enhancement of noisy images,"; IEEE Trans. Systems, Man and Cyber-netics SMC-7, 1977, pp.435-442
- [5] H. J. Trussell and M. R. Civanlar, "The feasible solutions in signal restoration," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-32, pp. 201-212, 1984.
- [6] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R.M. Mersereau, and R. W. Schafer, "A general formulation of constrained iterative image restoration algorithms," in Proc. IEEE Int. conf. Acoust., Speech, Signal Processing 1985, Tampa, FL, 1985, pp. 700-703
- [7] K. Miller, "Least squares methods for ill-posed problems with a prescribed bound," SIAM J. Math., Anal., vol.1, pp. 52-74, 1970.
- [8] P. H. Westerink, J. Biemond, and P. H. L. de Bruin, "Digital color image restoration," in Signal Processing III :Theories and Applications, I. T. Young et al., Eds. Amsterdam, The Netherlands : Elsevier North-Hollands, 1986, pp. 761-764
- [9] A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, solutions of Ill-posed problems. New York: Willey, 1977.

- [10] Lee W. Johnson and R.DeanRiess : "Numerical Analysis," Addison-Wesley Publishing Company, 1982.
- [11] Richard L. Burden, J. Douglas Faires, and Albert C. Reynolds : "Numerical Analysis," Prindle, Weber & Schmidt Boston, Massachussetts, 1981.
- [12] Melvin J. Maron : "Numerical Analysis," Macmillan publishing Co., Inc. New York.
- [13] Francis Scheid : "Numerical Analysis," Schaum's outline series.
- [14] J. Biemond, F. G. Von der Putten, and J. W. Woods "Identification and restoration of images with symmetric non causal blur," IEEE Trans. Circuits Syst., vol.CAS-35, pp385-394, 1988.
- [15] Satpal singh, S.N. Tandon, "An iterative restoration technique," Signal Processing, Vol. 11, No. 1, pp.1-11, july, 1986.

권 기 홍



1989년 영남대학교 공학사
1991년 영남대학교 대학원
공학석사
1995년 영남대학교 대학원
공학박사
1991년 ~ 현재
대구산업 정보대학
정보통신 계열 교수
관심분야 : 영상신호처리, DSP