

論文96-33B-12-8

# 전처리를 사용한 반복적 영상복원의 고속화 기법

## (Fast Iterative Image Restoration Algorithms based on Preconditioning)

白俊基\*, 文俊逸\*\*, 金相玖\*

(Joon Ki Paik, Joon Il Moon, and Sang Ku Kim)

### 요 약

영상복원은 불완전한 영상 시스템에 의해 열화되고, 잡음이 인가된 영상으로부터 원래의 영상을 추정해내는 과정이다. 이와 같은 복원 방식들 중 입력영상을 결정적 신호라고 가정하는 방식중의 하나가 정칙화에 근거한 복원이다. 이의 구현을 위해서는 반복적 방식이나, 제약최소제곱오차 (Constrained Least Square error, CLS) 필터가 사용된다. 이들 중 반복적 영상복원 방식은 많은 이점들을 갖는 반면, 많은 계산량으로 인한 실시간 처리가 불가능하다는 단점을 가진다. 본 논문에서는 열화모델 행렬의 성질을 이용하여 전처리를 구현함으로써 반복적 영상복원의 계산 속도를 증가시킬 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 이런 전처리에 사용할 필터의 구현을 유한 임펄스 응답 필터 형태로 구현하고, 마지막으로 필터 계수를 줄일 수 있는 알고리즘을 제안한다.

### Abstract

Image restoration is the process which estimates the original image from the blurred image observed by the non-ideal imaging system with additive noise. According to the regularized approach, the restored image can be obtained by iterative methods or the Constrained Least Square error (CLS) filter. Among those restoration methods, despite of many advantages, iterative image restoration is limited in use because of slow convergence. In the present paper, fast iterative image restoration algorithms based on preconditioning are proposed. The preconditioner can be obtained by using the characteristics of the non-ideal imaging system. The proposed preconditioning method can be implemented in the Finite Impulse Response (FIR) filter structure.

### I. 서 론

디지털 영상 처리 기술이 소개된 이래로 불완전한 시스템에 의해서 열화되고 잡음이 인가된 영상을 복원하고자 하는 다양한 방법들이 제안되어 왔다<sup>1), 2)</sup>. 영상복원은 불완전한 영상 시스템(non-ideal imaging system)에 의해서 열화된 영상으로 부터 원래의 영상을 추정해 내는 과정이다. 이런 영상복원의 방법들은

직접적 또는 반복적 방법으로 구현할 수 있다. 대부분의 직접적인 방법은 주파수영역에서, 반복적 방법은 공간영역에서 이루어진다.

여기서 반복적 방법이란 같은 반복 단계를 여러번 수행하여, 최종적으로 수렴된 값을 복원된 영상으로 얻어내는 방식이다. 반복적 방법의 경우 많은 장점을 가지고 있지만<sup>3)</sup>, 수렴성이 보장되어야 하고, 수렴속도가 느리다는 결점 때문에 실시간 처리 혹은 고속 연산을 필요로 하는 분야에는 사용되지 못하고 있다. 따라서 수렴을 보장하며, 그 속도를 가속시키기 위한 여러 가지의 고속 영상복원 방법이 제안되어 왔다<sup>4), 5)</sup>. 특히 전처리를 사용하여 반복적 방법의 수렴속도를 증가시키는 방법에 대해 [6]에서 이론적으로 제안하였

\* 正會員, 中央大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Chung-Ang Univ.)

\*\* 正會員, 現代電子 情報通信研究所

(Hyundai Electronics)

接受日字:1996年1月18日, 수정완료일:1996年11月30일

고, [7]에서 영상복원에 적용시켜 보았다. 본 논문에서는 수렴속도 가속을 위한 전처리기를 유한 임펄스 응답 필터 형태로 구현하여, 반복적 방법의 수렴속도를 가속할 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 2절에서는 일반적인 반복적 영상복원의 이론적 배경에 대하여 논의한다. 3절에서는 반복적 방법의 수렴속도를 가속화할 수 있는 전처리기를 사용한 고속화 알고리즘을 제안한다. 4절에서는 제안된 알고리즘을 뒷받침할 수 있는 실험결과를 제시하고, 5절에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 반복적 영상복원의 개요

$L \times L$  크기의 원영상, 열화된 영상 및 잡음영상을 차례대로 사전순으로 배열된(lexicographically ordered)  $L^2 \times 1$  크기의 1차원 벡터인  $x$ ,  $y$ , 및  $\eta$ 로 표시하면 영상열화모델은 대개 다음과 같은 부가적 잡음이 인가되는 선형 공간 불변 시스템(linear space invariant system)으로 모델링 된다.

$$y = Hx + \eta, \tag{1}$$

여기서  $H$ 는 영상시스템의 점확산함수(point spread function; PSF)를 적절히 배열한  $L^2 \times L^2$  크기의 블록 토플리츠(block Toeplitz) 행렬을 나타낸다<sup>[2]</sup>.

열화모델 식 (1)에 근거한 정칙화(regularized)된 영상복원을 통해 얻어진 복원된 영상은  $\|y - Hx\|^2$  과  $\|Cx\|^2$  을 동시에 최소화 하는  $x$ 가 된다. 이것을 정규화 매개변수  $\lambda$ 를 사용하여 식으로 나타내면

$$\|y - Hx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2 \tag{2}$$

가 되고, 노름(norm)의 정의에 따라 전개하면

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T T x - b^T x \tag{3}$$

의 함수값을 최소화 시키는  $x$ 값들로 나타낸다. 이것은 함수  $f(x)$ 를  $x$ 에 대해서 편미분하여 0이라 놓으면, 다음의 선형방정식을 만족 시키는  $x$ 를 구하는 것임을 알 수 있다.

$$Tx = b, \tag{4}$$

여기서  $T = H^T H + \lambda C^T C, ; b = H^T y$ 를 나타내고

$C$ 는 고주파 통과 필터를,  $\lambda$ 는 해가 원영상에 충실하도록 할 것인지 잡음이 억제된 영상에 가깝도록 할 것인지를 결정하는 정칙화 매개변수(regularization parameter)이다<sup>[4]</sup>.

한편, 복원을 위해서 다음과 같은 반복적인 방법을 사용한다.

$$x_k = x_{k-1} + \beta(b - Tx_{k-1}) = \beta b + (I - \beta T)x_{k-1}, \tag{5}$$

여기서  $\beta$ 는 반복 스텝의 크기를 나타내는 상수이고,  $(b - Tx)$ 는  $-\nabla f(x)$ 와 같은 값으로 식 (3)의 함수  $f(x)$ 를 최소화 하는 방향을 나타낸다. 다시 말해서 반복과정이 진행되면서 각 단계의 해는  $f(x)$ 를 최소화 시키는 방향으로 접근하는 것이다.

수렴 속도의 가속을 이론적으로 설명하기 위해서, 반복 행렬의 스펙트럼 반경(spectral radius)을 사용하게 되는데, 식 (5)에서  $\beta$ 는 반복행렬  $(I - \beta T)$ 의 스펙트럼 반경을 결정하므로 수렴 속도를 제어하게 된다.

한가지 간단한 반복적인 방법은  $\beta$ 를 상수라고 놓고 이것을 이용하는 것이다. 하지만, 이 방법은 방향 벡터  $(b - Tx)$ 를 따라 반복이 진행되면서 각 단계의 해는 함수  $f(x)$ 를 최소화 시키는 한 점으로 접근할 수 없는 결정적인 약점을 가지고 있다. 그래서 식 (5)에서 주어진 반복적인 방법을 최적의 스텝 길이를 계산하는 line search를 이용한 steepest descent method로 사용하기 위해  $\beta$ 를 아래와 같은 식으로 놓는다<sup>[10, 11]</sup>.

$$\beta_k = r^{T_{k+1}} r_{k-1} / r^{T_{k+1}} T r_{k-1}, \tag{6}$$

위의 식에서  $r_k = b - Tx_k$ 이며, 이것은 각 단계의 residual vector를 나타낸다. 하지만, 이 경우에 해의 탐색 방향이 계곡의 아래쪽을 향하기 보다는 계곡의 앞뒤로 가로지르게 된다. 이런 steepest descent method가 가지는 함정을 피하기 위해  $\{r_0, r_1, \dots\}$ 의 탐색 방향들에 해당하는 일반적인 집합  $\{p_0, p_1, \dots\}$ 을 사용하며, 이들에 따른 함수  $f(x)$ 를 successive minimize 시켜나간다.

$\beta$ 에 대한 함수  $f(x_{k-1} + \beta p_k)$ 를 최소화하기 위해

$$\beta = \beta_k = p^{T_{k+1}} r_{k-1} / p^{T_{k+1}} T p_k \tag{7}$$

를 사용한다. 이 때, 반복되는 각각의 단계에서의 함수  $f(x)$ 를 감소시키기 위해  $p_k$ 가  $r_{k-1}$ 에 직교할 필요는 없다.

한편, 반복적인 적응적 영상 복원을 위해서 Kang은 매번 반복을 수행함에 있어서 정칙화 매개변수를 아래와 같이 적응적으로 변화시키는 적응적인 복원 방법을 제안했다.

$$\lambda' = \frac{\|y - Hx'\|^2}{\frac{1}{\gamma} - \|Cx'\|^2}, \quad (8)$$

윗 식에서  $x'$ 는  $i$ 번 반복된 복원영상을 나타낸다. 그는 또 수렴성을 보장하기 위해서는 선형 정칙화 함수의 경우에는  $\frac{1}{\gamma} \geq 2\|y\|^2$ 이고, 2차의 정칙화 함수의 경우에는  $\frac{1}{\gamma} \geq \frac{4}{3}\|y\|^2$ 를 만족해야 함을 보였다.

### III. 전처리기를 사용한 고속화

본 절에서는 식 (3)를 최소화시키기 위해 개선된 탐색 방향을 찾아내는 새로운 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 2단계까지는 일반적인 steepest descent method와 일치하며, 3단계에서는 normal steepest descent method 대신 2단계까지 쓰인 방향 탐색의 벡터를 더한 벡터합을 쓰게 되며, 반복이 수렴할 때까지 이 3개의 단계를 반복한다.

**Algorithm 1** A fast algorithm using the improved search directions with line search

1.  $k = 0$ ; ;  $x_0 = b$ ; ;  $r_0 = b - Tx_0$
2.  $k = k + 1$
3. if  $(k; \text{mod}; 3 + 1) < 3$ ; then
 
$$\beta_k = r_{k-1}^T r_{k-1} / r_{k-1}^T T r_{k-1}$$

$$x_k = x_{k-1} + \beta_k r_{k-1}$$

$$r_k = b - T x_k$$
 elsif then
 
$$p_k = r_{k-2} + r_{k-1}$$

$$\beta_k = p_k^T r_{k-1} / p_k^T T p_k$$

$$x_k = x_{k-1} + \beta_k p_k$$

$$r_k = b - T x_k$$
 endif
4. go to step 2

일반적으로 행렬  $T$ 의 최대의 eigenvalue와 최소의 eigenvalue의 차이가 클 때, 해는 앞뒤로 진동을 하며,

steepest descent method의 수렴은 느려진다. 다시 말하면, eigenvalue의 한 방향은 가장 큰 eigenvalue에 해당하고, 다른 하나의 방향은 가장 작은 eigenvalue에 해당한다.

수렴속도의 가속을 이론적으로 설명하기 위하여, 반복행렬의 스펙트럼 반경(spectral radius)을 사용한다. 우선 식 (5)를 다음과 같이 변형한다.

$$x^+ = \beta b + (I - \beta T)x = \beta b + Gx, \quad (9)$$

여기서  $G = I - \beta T$ 를 반복행렬(iteration matrix)이라 정의하기로 한다.

임의의 정방행렬에 있어서 스펙트럼 반경이란 반복행렬의 고유치(eigenvalue)들 중 가장 큰 절댓값을 의미한다. 이 값이 1보다 작으면, 그 반복행렬을 사용했을 때 수렴이 보장되며, 그 값이 0에 가까와지면 수렴속도가 가속된다. 이것은 식 (9)에서  $G$ 의 스펙트럼 반경이 0에 가까와지면 수렴속도가 증가한다는 것을 보여준다<sup>[5]</sup>. 극단적인 예로서,  $\beta = 1$ 일 때  $T$ 가 단위행렬(identity matrix)이 되면 단 1회의 반복에 의해서 해가 수렴한다. 이같은 이론에 의해서 식 (4)의 양변에 역이 존재하는 행렬(invertible matrix)을 곱하면 그의 해  $x$ 는 변하지 않으면서 반복행렬  $G$ 의 스펙트럼 반경을 줄일 수 있다.

즉, 전처리에 의해서 변형된 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tilde{T} \tilde{x} = \tilde{b}, \quad (10)$$

여기서

$$\tilde{T} = PTP, ; \tilde{x} = P^{-1}x, ; \text{ and } ; \tilde{b} = Pb. \quad (11)$$

이다<sup>[8]</sup>. 식 (10)의 해를 반복적 방법으로 구하기 위해서 식 (5)와 같은 반복적 방법을 사용하면 다음과 같다.

$$x^+ = \tilde{x} + \beta(\tilde{b} - \tilde{T}\tilde{x}). \quad (12)$$

한편  $\beta$ 는 수렴성이 보장되는 값 사이에 존재하기 때문에  $\beta = 1$ 이라 놓고, 식 (11)을 식 (12)에 대입하면 다음과 같이 변형할 수 있다.

$$x^+ = x + (P^2 b - P^2 T x). \quad (13)$$

여기서 이상적인 전처리 행렬은

$$P \approx T^{-\frac{1}{2}} \quad (14)$$

를 만족하는 경우임을 알 수 있다. 식 (13)에서  $P^2 = T^{-1}$ 이  $b$ 와  $T$ 앞에 곱해 졌음을 알 수 있다.  $P^2 = T^{-1}$ 인 경우, 식 (13)는

$$x^+ = x + (T^{-1}b - T^{-1}Tx) = T^{-1}b \quad (15)$$

이것은 열화된 영상에서 부터 식 (2)을 만족시키는 해로서, 1회의 반복에 의해서 수렴함을 알 수 있다.  $P^2 = T^{-1}$ 가 이상적인 전처리이기는 하나, 이를 안다면 반복적 방식은 사용할 필요가 없다는 모순이 생긴다. 따라서,  $P^2$ 이 적당히  $T^{-1}$ 와 근접하고, 동시에  $(I - \beta PTP)$ 의 스펙트럼 반경이 축소되는 실용적인 전처리 행렬을 필터로 구현하기 위해서, 블럭 토폴리츠 행렬  $T$ 를 블럭 순환(block circulant) 행렬로 근사화시킬수 있어서 이산 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform; DFT)에 의해서 대각화가 될 수 있다는 가정을 하면<sup>[9]</sup>, 다음과 같이 제안된 알고리즘을 사용하여 구할 수 있다.

**Algorithm 2**  $P^2 = T^{-1}$  (1차원 열화의 복원을 위한 전처리 행렬)

1. 행렬  $T$ 의 첫번째 블럭의 첫번째 칼럼을 DFT한다.
2. DFT 계수들의 역수를 취한다
3. 역수를 취한 계수들을 가지고 inverse DFT를 수행한다.
4. 올림형 코사인 형태의 창(window)을 사용하여 원하는 길이로 절삭(truncation)한다. 이 때의 나머지 부분들은 0으로 채운다.
5. 위에서 나온 계수들을 가지고 순환행렬인  $P^2 = T^{-1}$ 을 만들어 낸다.

**Algorithm 3**  $P^2 = T^{-1}$  (2차원 열화의 복원을 위한 전처리 행렬)

1.  $H^TH + \lambda C^TC$ 에서 순환되는 계수를 주파수 영역의 DC를 중심으로 하여 행렬  $T$ 를 대칭되게 배열한다. 2차원 DFT를 수행한다.
2. DFT 계수들의 역수를 취한다
3. 역수를 취한 계수들을 가지고 2차원 inverse DFT를 수행한다.
4. 1차원에서 사용했던 올림형 코사인 형태의 2차원

창을 사용하여 적당한 크기만큼 절삭한다. 그 다음 나머지 부분을 0으로 만든다.

5. 위에서 구한 계수들을 가지고, 블럭 순환행렬인  $P^2 = T^{-1}$ 을 만들어 낸다.

#### IV. 실험 결과

알고리즘 1, 2에서 구한 모든 계수들을 사용해서 만들어진 행렬  $P^2$ 은 복원하고자 하는 영상의 크기와 같아서 실제로 유한 임펄스 응답(Finite Impulse Response; FIR)필터로 구현하여 사용하기는 힘들다. 따라서, 성능을 저하시키지 않으면서 계수의 수를 줄이는 방법이 연구되어야 한다. 왜냐하면,  $P^2$ 의 계수들은 실제 구현에서 FIR필터의 계수가 되므로, 되도록 적은 수의 계수를 가진 필터구현이 실제 사용에 있어서 중요하기 때문이다. 원하는 수의 계수를 가진 필터를 구현하기 위하여, 직사각형(rectangular), 삼각형(triangular), 올림형 코사인(raised cosine)형태의 다양한 윈도우를 사용해서 구현해 보았다. 직사각형과 삼각형 형태의 윈도우를 사용해서 필터를 잘라서 복원했을 때는 특정한 경우에는 좋게 나타났지만 대개의 경우는 안정하지 못한 것으로 나타났다. 반면에 올림형 코사인을 사용해서 필터의 갯수를 잘랐을 때 1차원, 2차원의 경우 모두 안정된 결과, 즉 수렴속도가 증가될 뿐 아니라 복원된 영상의 결과가 필터 계수에 비례하여 향상되는 결과를 보였다.

수렴속도와 영상이 개선된 정도를 객관적으로 나타내기 위해서 다음과 같은 신호대 잡음 개선비(improvement in signal-to-noise ratio; ISNR)을 정의한다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \frac{\|y - x\|^2}{\|\hat{x} - x\|^2} \text{ [ dB ]}, \quad (16)$$

여기서  $x$ ,  $y$ , 그리고  $\hat{x}$ 는 차례대로 원영상, 열화된 영상, 복원영상을 나타낸다. 즉, 복원된 영상이 열화된 영상보다 개선되면 ISNR이 0보다 큰 값을 가지며, 원영상에 가까워질수록 큰 값을 가짐을 알 수 있다. ISNR값만 사용해서는 수렴성에 대한 보장이 부족하므로 다음과 같은 정규화된 스템의 크기를 정의한다.

$$\frac{\|x_k - x_{k-1}\|^2}{\|x_k\|^2}, \quad (17)$$

여기에서  $x_k$ 와  $x_{k-1}$ 은 차례로  $k$ 와  $k-1$ 번째 반복과정의 해를 의미한다. 즉, 스텝은 전 단계의 복원된 영상에서 이번단계로 복원된 영상이 얼마나 변했는가를 나타낸다. 실험을 위해  $256 \times 256$  크기의 레나 영상에  $1 \times 11$ ,  $7 \times 7$ 의 움직임 열화를 시킨 후 40 [dB] 부가적 잡음을 인가하였다.



그림 1.  $256 \times 256$  크기의 레나 원영상  
Fig. 1.  $256 \times 256$  Lena original image.

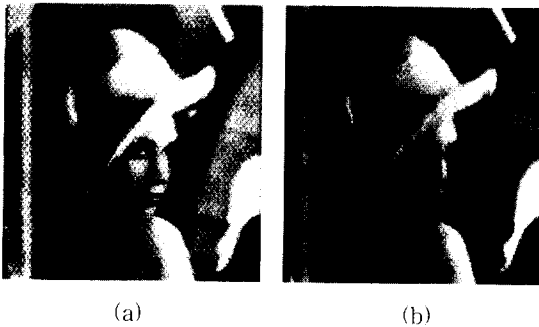


그림 2. (a)  $1 \times 11$ 로 1차원 움직임 열화된 영상, (b)  $7 \times 7$ 로 2차원 균일 열화된 영상  
Fig. 2. (a)  $1 \times 11$  motion blurred image, (b)  $7 \times 7$  uniform blurred image.

표 1. 전처리를 하지 않은 경우와 전처리 계수 수에 따른 ISNR 값과 스텝이  $10^{-7}$ 보다 작게 되는 반복 횟수

Table 1. Iteration numbers of ISNR and step less than  $10^{-7}$ .

	기존 방식	21개	101개	모든 계수
ISNR	6.94	8.85	11.78	12.49
반복 횟수	53	42	25	1

표 2. 전처리를 하지 않은 경우와 전처리 계수 수에 따른 ISNR 값과 스텝이  $10^{-7}$ 보다 작게 되는 반복 횟수

Table 2. Iteration numbers of ISNR and step less than  $10^{-7}$ .

	기존 방식	$21 \times 21$	$101 \times 101$	모든 계수
ISNR	4.54	6.16	7.58	7.75
반복 횟수	40	34	25	1

그림 1에는  $256 \times 256$  크기의 레나 원영상을 나타냈다. 그림 2에는 1차원과 2차원으로 열화되고 잡음이 인가된 영상을 보였다. 먼저 1차원 열화에 대해 그림 3에는  $\lambda = 0.01$ 일 경우, 전처리기를 사용하지 않은 경우의 반복 행렬의 모든 고유치와 제안된 알고리즘에 의해서 구해진 모든 전처리기의 계수를 나타냈다.

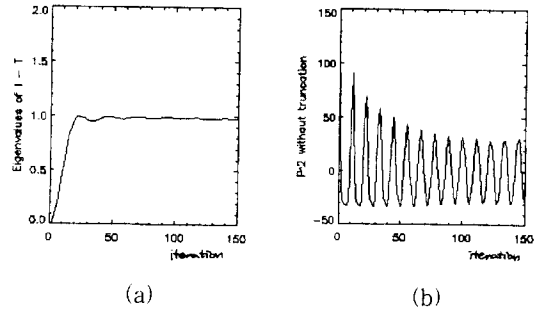


그림 3. (a)  $\lambda = 0.01$ 인 경우 전처리기를 사용하지 않을 때의 반복행렬의 고유치 분포, (b) 이 경우의 전처리기의 모든 계수의 대칭된 절반

Fig. 3. (a) Eigenvalues of the Iteration matrix without preconditioning when  $\lambda = 0.01$ , (b) In this case, all coefficients of preconditioner.

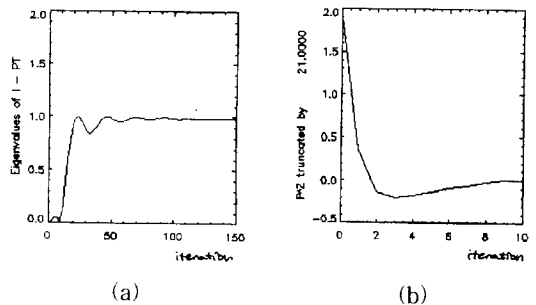


그림 4. (a)  $\lambda = 0.01$ 인 경우 전처리기를 사용하지 않을 때의 반복행렬의 고유치 분포, (b) 올림형 코사인을 사용해서 줄인 21개의 계수

Fig. 4. (a) Eigenvalues of the Iteration matrix without preconditioning when  $\lambda = 0.01$ , (b) Reduced coefficients of 21-tap with raised cosine.

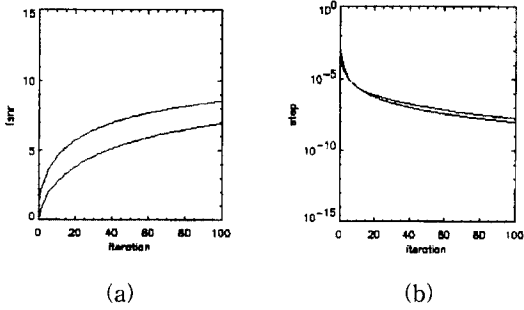


그림 5. (a) 전처리기를 사용할 때(위)와 미사용시(아래) ISNR값의 변화, (b) 전처리기를 사용할 때(위)와 미사용시(아래) 스텝크기의 변화  
 Fig. 5. (a) ISNR with preconditioning(upper), without (b) Step size with preconditioning (upper), without preconditioning (lower).

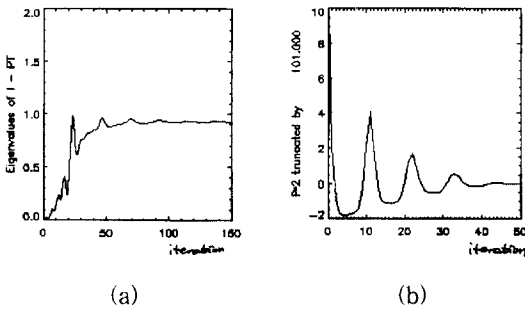


그림 6. (a)  $\lambda=0.01$ 인 경우 전처리기를 사용했을 때의 반복행렬의 고유치 분포, (b) 올림형 코사인을 사용해서 줄인 101개의 계수의 대칭된 절반  
 Fig. 6. (a) Eigenvalues of the Iteration matrix with preconditioning when  $\lambda=0.01$ , (b) In this case, all reduced coefficients of preconditioner by raised cosine.

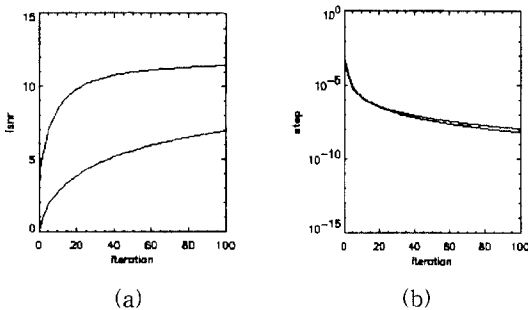


그림 7. (a) 전처리기를 사용할 때(위) 미사용시(아래) ISNR값의 변화, (b) 전처리기를 사용할 때(위)와 미사용시(아래) 스텝크기의 변화  
 Fig. 7. (a) ISNR with preconditioning(upper), with preconditioning(lower) (b) Step size with preconditioning(upper), without preconditioning(lower).

그림 4(a),(b)에는  $\lambda=0.01$ 일 경우, 전처리기를 사용했을 경우 반복행렬의 고유치와 올림형 코사인을 사용해서 21개로 줄인 계수들 중 대칭된 절반과, 5(a),(b)에는 100회 반복시켜 복원시 ISNR의 변화, 스텝크기의 변화를 나타내었다. 이때의 x축은 반복횟수를 나타낸다. 그림 6,7에는 101개로 줄였을 때의 마찬가지로 결과를 나타냈다.



(a) ISNR = 6.94 [dB] (b) ISNR = 12.49 [dB]



(c) ISNR = 8.85 [dB] (d) ISNR = 11.78 [dB]

그림 8. (a) 전처리기를 사용하지 않고 복원한 영상, (b) 모든 계수를 사용해 복원한 영상, (c) 21개의 계수를 사용해서 복원한 영상, (d) 101개의 계수를 사용해서 복원한 영상

Fig. 8. (a) Restored image without preconditioning (b) Restored image with all coefficients (c) Restored image with 21 tap (d) Restored image image with 101 tap.

그림 8에는  $1 \times 11$ 의 1차원 열화의 경우 전처리기를 사용하지 않고 복원한 결과 영상, 모든 전처리기의 계수를 사용해서 복원한 영상, 21개의 계수와 101개의 계수를 사용해 전처리 해서 복원한 경우의 영상을 보인다. 표 1에는  $\lambda=0.01$ 을 사용한 경우 스텝의 크기가  $10^{-7}$ 보다 작아지는 순간의 ISNR값과 반복횟수를 나타냈다. 왜냐 하면, 스텝의 크기가  $10^{-7}$ 보다 작아지면 전 단계에서 복원된 영상과 다음 단계에서 복원된 영상에 대해 시각적으로 별로 차이를 느끼지 못하기 때문이다.

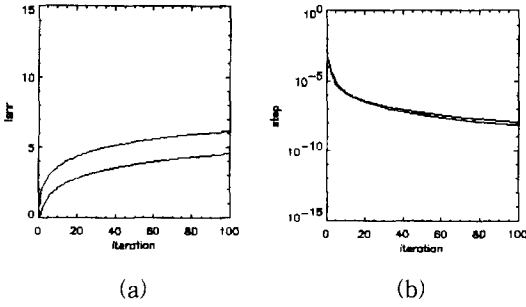


그림 9. (a)  $21 \times 21$  크기의 전처리기를 사용했을 때의 ISNR값의 변화 (위: 전처리기 사용, 아래: 전처리기 미사용) (b) 스텝의 변화 (위: 전처리기 사용, 아래: 전처리기 미사용)

Fig. 9. (a) ISNR with  $21 \times 21$  preconditioning (upper), without preconditioning (lower) (b) Step size with preconditioning (upper), without preconditioning (lower).

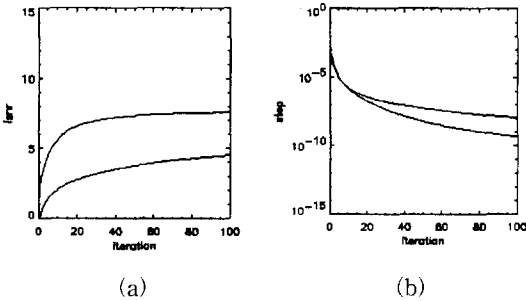


그림 10. (a)  $101 \times 101$  크기의 전처리기를 사용했을 때의 ISNR값의 변화 (위: 전처리기 사용, 아래: 전처리기 미사용) (b) 스텝의 변화 (위: 전처리기 사용, 아래: 전처리기 미사용)

Fig. 10. (a) ISNR with  $101 \times 101$  preconditioning (upper), without preconditioning (lower) (b) Step size with preconditioning (upper), without preconditioning (lower).

다음으로 2차원 열화에 대한 실험결과를 보이기 위해 그림 9에는  $21 \times 21$  크기의 전처리기 필터를 사용했을 때의 ISNR값과 스텝의 변화를 나타냈고, 그림 10에는  $101 \times 101$  개의 계수를 사용한 경우의 같은 결과를 나타냈다. 그림 11에는 전처리기를 사용하지 않고 복원한 결과 영상, 모든 전처리기의 계수를 사용하여 복원한 영상, 그리고 그림 12에는  $21 \times 21$  크기의 필터를 사용해서 복원한 영상,  $101 \times 101$  개의 계수를 사용하여 복원한 영상을 보였다. 표 2에는  $\lambda = 0.01$ 로 100회 반복시켰을 때의 최종 ISNR값과 스텝의 크기가  $10^{-7}$ 보다 작아지는 순간의 반복횟수를 나타냈다. 표 1

과 2에서 반복횟수는 열화의 정도에 따라 달라지지만, 전처리기를 사용했을 경우에 1,2차원 모든 열화에 대해 탭수에 따라 수렴 정도가 빨라짐을 알 수 있다. 또한 복원된 영상도 전처리기를 사용했을 경우 더 좋게 나타남을 알 수 있다.

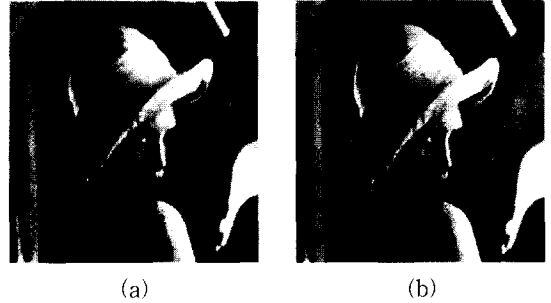


그림 11. (a) 전처리기를 사용하지 않고 복원한 영상, (b) 모든 계수를 사용한 복원 영상

Fig. 11. (a) Restored image without preconditioning (b) Restored image with all coefficients.

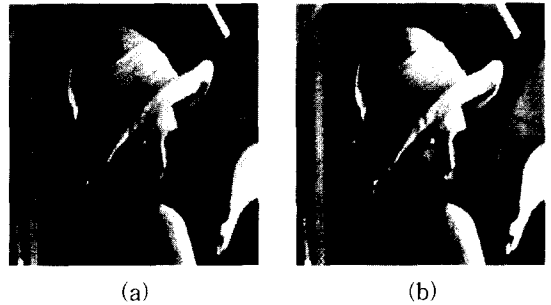


그림 12. (a)  $21 \times 21$  크기의 전처리기를 사용한 복원 영상, (b)  $101 \times 101$  크기의 전처리기를 사용한 복원 영상

Fig. 12. (a) Restored image with 21 tap (b) Restored image with 101 tap.

## V. 결론

본 논문에서는 전처리를 통해서, 반복적 영상복원의 수렴 속도를 증가시킬 수 있는 방법에 대해서 제안하였다. 즉, 전처리를 FIR 필터 형태로 적용하여, 반복행렬의 스펙트럼 반경을 줄여서 수렴을 가속시킬 수 있는 방법을 보였다. 실험 결과도 전처리를 하지 않은 경우보다 전처리를 행한 후에 수렴속도가 가속됨은 물론 복원 결과도 좋게 나왔다. 하지만, 스펙트럼 반경이 비슷한 경우에 반복행렬 고유치의 분포에 따라 수렴속도가 달라짐에 대한 이론적인 연구가 앞으로 더욱 필요

할 것이다. 실제 사용에 있어서는 본 논문에서 사용된 전처리기를 구하기 위해서는 열화 모델을 정확히 알아야 한다는 단점을 가지기 때문에 앞으로의 연구는 대략적으로 추정된 열화 모델에 적용할 수 있는 전처리기에 대한 연구가 필요할 것이다.

마지막으로, 인간시각체계(human visual system; HVS)에 맞는 적응적인 영상복원에 있어서도 수렴속도의 가속을 위한 전처리가 가능한가에 대한 여부도 중요한 연구 과제가 된다. 왜냐 하면 적응적 영상복원이 비적응적 방식에 비해 사람이 보기에 좋고 ISNR과 같은 객관적인 지표에서도 더 좋은 값을 보여주기 때문이다. 즉, 각 화소의 윤곽정도를 알아내어 비슷한 윤곽정도에 알맞은  $\lambda$ 에 대한 전처리기를 구성하여 수렴속도를 가속시킬 수 있는 연구가 진행되어야 할 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
- [2] A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, Springer-Verlag, 1991.
- [3] J. K. Paik and A. K. Katsaggelos, "Image Restoration Using a Modified Hopfield Network," *IEEE Tran. on Image Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 49-63, January 1992.
- [4] J. K. Paik and A. K. Katsaggelos, "Parallel iterative image restoration algorithms," *Proc. 32nd Midwest Symposium on Circuits, Systems*, vol. 1, pp. 63-66, August 1989.
- [5] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [6] Otto Neall Strand, "Theory and methods related to the singular function expansion and Landweber's iteration for integral equations of the first kind," *SIAM J. Numer. Anal.*, vol. 11, pp. 798, Sep. 1974.
- [7] Satoshi Kawata and Yoshiki Ichioka, "Iterative image restoration for linearly degraded images, I. Basis and II. Deblurring," *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 70, pp. 762, July 1980.
- [8] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computation*, Johns Hopkins Univ. Press, 1983.
- [9] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.
- [10] Joon Il Moon and Joon Ki Paik, "A Study on Improving Image Restoration," *VCIP 97*, submitted for publication, June 1996.
- [11] Joon Il Moon, Sang Ku Kim, Joon Ki Paik and Moon Gi Kang, "Fast Iterative Image Restoration Algorithms," *APCCAS 96*, to appear, November 1996.



## — 저 자 소 개 —



白俊基(正會員)

1984년 2월 서울대학교 제어계측 공학사. 1984년 1월 ~ 1984년 7월 금성계전 연구원. 1987년 6월 Northwestern University 전기공학 석사. 1988년 6월 ~ 1989년 8월 Northwestern University 연구조교 1990

년 6월 Northwestern University 전기공학 박사. 1990년 7월 ~ 1993년 1월 삼성전자 반도체연구소 선임연구원. 1990년 2월 ~ 현재 삼성전자 마이크로사업부 기술고분. 1993년 3월 ~ 현재 중앙대학교 전자공학과 조교수. 관심연구분야는 영상 처리, 디지털 비디오 시스템, 집적 회로 설계 등



文俊逸(正會員)

1994년 2월 중앙대학교 전자공학과. 1994년 8월 ~ 1996년 7월 중앙대학교 전자공학 석사. 1996년 8월 ~ 현재 현대전자 정보통신연구소 연구원. 관심연구분야는 영상 처리, 반복적 영상 복원 등



金相玖(正會員)

1996년 2월 중앙대학교 전자공학사. 1996년 3월 ~ 현재 중앙대학교 전자공학과 비디오시스템 연구실 재학중. 관심연구분야는 영상 처리, 적응적 영상 복원 등