

이중적 정칙화 연산자를 사용한 영상복원

정희원 김 승 목*, 전 우 상**, 이 태 홍**

The Image Restoration using Dual Adaptive Regularization Operators

Seungmoog Kim*, Woosang Jeon**, Taihong Yi** *Regular Members*

요 약

선형적인 움직임에 의하여 흐려지고 가산잡음으로 훼손된 영상을 복원할 경우, 잡음을 평활화하면 동시에 윤곽도 같이 평활화 되며, 윤곽을 복원하면 잡음도 동시에 강조되는 이중성을 지닌다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 평면에서는 $I-H$ 연산자가 효과적이고 윤곽에서는 Laplacian 연산자가 효과가 있는 점을 이용하여 훼손된 영상의 평면영역에서는 $I-H$ 정칙화 연산자를 윤곽영역에서는 Laplacian 정칙화 연산자를 적응적으로 적용하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문에서 제시한 복원방법을 실험결과를 통해 기존의 방법과 비교해보면 평면에서의 잡음의 평활화가 개선되고 윤곽에서의 리플잡음이 줄었음을 알 수 있다. 또한 이것은 우리의 시각이 가지는 평면에서의 잡음의 가시도에 따른 시각적인 효과가 개선되었음을 알 수 있었으며, 기존의 방법에 비해 더욱 우수한 ISNR을 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

In the restoration of degraded noisy motion blurred image, we have trade-off problem between smoothing the noise and restoration of the edge region.

While the noise is smoothed, the edge or details will be corrupted. On the other hand, restoring the edge will amplify the noise. To solve this problem we propose an adaptive algorithm which uses $I-H$ regularization operator for flat region and Laplacian regularization operator for edge region.

Through the experiments, we verify that the proposed method shows better results in the suppression of the noise amplification in flat region, introducing less ringing artifacts in edge region and better ISNR than those of the conventional ones.

I. 서 론

영상은 저장, 전송, 처리과정 등을 통하여 훼손되기 마련이다. 영상의 훼손은 초점이 맞지 않거나 영상을 얻는 과정에서 흔들림에 의하여 이루어지며 이 과정에서 잡음이 추가되면 영상은 더욱 열화된다. 따라서 좀 더 선명한 영상을 얻기 위해서는 효과적인 복원과정이 필요하게 된다.

영상의 복원은 열화잡음을 제거하는 평활화 과정과 무디어진 윤곽이나 섬세한 부분을 선명하게 하는 미세정보 복원과정으로 나뉘어진다. 이때 평활화는 신호에 포함되어 있는 저역 주파수 성분을 찾는 과정이고 미세정보 복원과정은 고역 주파수를 강조하는 과정으로 서로 상반된 성질을 가지고 있다. 그러므로 영상을 복원하는 과정에서 잡음을 평활화하려면 윤곽이나 세밀한 부분이 무너지고 윤곽을 선명히 하려면 반대로 잡음이 강조되는 이중성을 띄

* 경북전문대학 정보통신과

** 영남대학교 대학원 전자공학과

논문번호 : 99389-0920, 접수일자 : 1999년 9월 20일

게 된다.

이와같은 문제점을 해결하기 위하여 여러 가지 방법들이 제시되었는데, 재흐림(reblurring) 과정을 반복과정에 삽입시키고 적합한 기준이 만족 되었을 때 반복을 멈추어 주는 절소반복방법(Truncated iterative method)^[1], 반복과정에 구속조건(constRAINTS)을 적용하는 방법^[2], 신호대잡음비에 따라서 정칙화 파라메타(regularization parameter)를 조절하여 정칙화를 행하는 Tikhonov-Miller 방법^[3], Tikhonov-Miller 방법을 반복방법으로 근사화한 반복 Tikhonov-Miller 방법^{[4][5]}, 수렴성을 향상시킨 Q 차 정칙화 알고리즘^[6] 등이다. 그러나 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에서 리플잡음을 초래하게 되었고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시간적으로 만족하지 못한 결과를 얻게 된다.

본 논문에서는 적응 정칙화 파라메타를 이용하여 윤곽과 평면에 적응적으로 적용하는 복원방법을 제안하고자한다. 이는 평면에서는 $I-H$ 연산자가 효과적이고 윤곽에서는 Laplacian 연산자가 효과가 있는 점^[7]을 이용하여 적응 정칙화 파라메타에 의해 평면영역에서의 정칙화 연산자는 $I-H$ 연산자를 적용하여 잡음의 증폭을 효과적으로 억제하고 윤곽영역에서의 정칙화 연산자는 Laplacian 연산자를 사용하여 윤곽에서의 해상도 향상과 리플잡음을 줄이고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 Tikhonov-Miller 정칙화에 대한 일반적인 이론을 제시하였으며 III장에서는 본 논문에서 제안하는 이중적 적응 정칙화 연산자에 의한 영상복원 방법을 설명한다. IV장에서는 본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 실험 결과 및 분석을 하며, V장에서 결론을 맺는다.

II. Tikhonov-Miller 정칙화^{(3)[8]}

원 영상이 선형적으로 흐려지고 가산잡음에 의해 훼손되었을 경우 영상의 훼손된 모델은 다음과 같다.

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

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

의 전달함수로서 일정한 방향의 움직임에 의한 시스템 함수로 가정한다.

정칙화 개념은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의하여, 영상을 복원하는 경우에 복원된 영상에 대해서 잡음을 최소로 하는 것이다. 따라서 복원해가 만족해야 하는 기준 중의 하나는 다음과 같다.

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

이때 \hat{f} 는 복원된 해이고 ϵ 은 잡음 상수이다. 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)와 식(3)을 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 상수이다.

복원해 \hat{f} 에 대하여 목적함수 식(4)의 정칙화 기준을 미분함으로써 정칙화 오차를 최소로 하는 복원해 \hat{f} 를 구할 수 있다.

$$\hat{f} = (H^T H + \alpha C^T C)^{-1} H^T g \tag{5}$$

식(5)과 같은 종전의 비반복 Tikhonov-Miller 정칙화의 경우에는 역행렬 $(H^T H + \alpha C^T C)^{-1}$ 이 악조건이나 특이점을 가질 때 복원이 불가능하거나 많은 계산량이 필요하게 된다. 이 문제를 해결할 수 있는 방법으로는 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용한 반복 Tikhonov-Miller 정칙화 복원방법이다. 연속 치환(successive substitution) 방법을 적용하여 식(5)를 다시 정리하면 다음과 같은 반복처리방법을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{f}_{k+1} &= \hat{f}_k + \beta [H^T g \\ &\quad - (H^T H + \alpha C^T C) \hat{f}_k] \end{aligned} \tag{6}$$

이때 β 는 이완변수로서 수렴성을 보장하기 위하여 사용된다.

III. 이중적 적응 정칙화 연산자를 이용한 영상복원

1. 적응 정칙화 파라메타 및 적응 정칙화 연산자 정칙화 파라메타는 잡음의 평활화와 윤곽부분의 복원을 최적으로 조절하기 위하여 식(4)에서 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\alpha_k = \frac{\|g-H \cdot \hat{f}_k\|^2}{\|C \cdot \hat{f}_k\|^2} \quad (7)$$

위 식에서 $\|C\|^2$ 는 상수이므로 궁극적으로 정칙화 파라메타 α_k 는 신호대 잡음비에 반비례함을 알 수 있다. 그러므로 본 논문에서 사용하는 적응 정칙화 파라메타⁹⁾는 다음과 같다.

$$\alpha_k(i, j) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_{k(i, j)}^2}{\sigma_n^2}} \quad (8)$$

복원된 영상의 분산값이 잡음의 분산값보다 큰 윤곽영역의 경우, 정칙화 파라메타 $\alpha_k(i, j)$ 는 0 에 근사하게 되며 복원된 영상의 분산값이 잡음의 분산값보다 작은 평탄영역의 경우, 정칙화 파라메타 $\alpha_k(i, j)$ 는 1 에 근사하는 값을 갖게 된다. 또 잡음이 섞인 윤곽영역의 경우 복원영상의 국부분산비와 잡음의 분산비에 따라 0~1 사이의 값을 가지며, 잡음과 복원영상의 국부분산비가 일치할 경우 $\alpha_k(i, j)$ 는 0.5 의 정칙화 파라메타를 가지게 된다. 본 논문에서 사용된 식(8)의 $\alpha_k(i, j)$ 값에서 분모에 1 를 더해준 이유는 분모의 복원된 분산값이 0 이 되어 $\alpha_k(i, j)$ 값이 불능이 되지 않도록 하기 위함이며 신호대 잡음비에 따라서 식(7)의 범위와 같이 0~1 의 값을 가진다. 또한 식(8)은 식(7)과 같이 신호대 잡음비가 반비례함을 알 수 있다.

전대역 필터에서 저역통과를 감산한 형태인 $I-H$ 연산자를 정칙화 연산자로 사용할 경우 정칙화 파라메타 α 의 가동범위가 증대되며 적응효과가 개선되는 특성⁹⁾이 있는데 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$C(n) = [\delta(n) - H(n)] \quad (9)$$

2. 이중적 적응 정칙화 연산자

선형적인 움직임에 의하여 흐려지고 잡음이 부가

된 영상을 복원할 때 가장 큰 문제점은 잡음을 평활화하는 경우에는 윤곽부분도 동시에 평활화되고 윤곽을 복원하는 경우에는 평면부분도 동시에 잡음이 증폭되는 이중성을 가지는 것이다. 특히 윤곽영역을 복원할 때 Laplacian 정칙화 연산자가 뛰어난 복원효과를 가지고 있으며 평면영역에서는 일차미분의 변형된 형태인 $I-H$ 정칙화 연산자를 이용하는 것이 잡음의 평활화에 뛰어난 효과⁷⁾를 가진다는 것을 확인하였다.

본 논문에서는 평면영역에서의 잡음 증폭을 효과적으로 억제시켜주고 윤곽영역에서의 해상도 향상과 윤곽과 같은 방향으로 나타나는 리플잡음을 줄일 수 있도록 적응 정칙화 파라메타를 이용하여 평면영역에서는 $I-H$ 정칙화 연산자가 적용되고 윤곽영역에서는 Laplacian 정칙화 연산자가 적용되는 이중적 적응 정칙화 연산자를 제안하고자 한다.

본 논문에서 제안하는 이중적 적응 정칙화 연산자를 사용한 복원방법은 다음과 같다.

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k + \beta [H^T g - (H^T H + \left\{ \left(\frac{1}{2} - \alpha \right) (I-H)^T (I-H) + \alpha C^T C \right\} \hat{f}_k)] \quad (10)$$

이때 $I-H$ 연산자와 Laplacian 연산자 C 가 대등한 역할을 할 때 식(6)과 같은 결과를 얻을 수 있다.

IV. 실험 결과 및 분석

실험에 사용된 표준영상은 “Lena” 영상과 “Camera man” 영상이다. 본 논문에서의 실험은 크기 L 의 수평방향으로 움직여서 흐려진 영상에 20dB 의 가우시안 잡음을 첨가한 형태의 훼손 영상이다.

움직임에 의한 흐려진 영상의 전달함수는 다음과 같다.

$$H(n) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & 0 \leq n < L \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (11)$$

이때 움직인 길이 L 은 9로 하였다.

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

$$BSNR = \frac{\text{variance of the blurred image}}{\text{variance of the additive noise}} \quad (12)$$

$$= \frac{\sigma_{HI}^2}{\sigma_n^2}$$

k 번째 반복하여 복원된 영상의 객관적인 개선 정도를 판단하는 방법으로는 ISNR(Improved SNR)을 사용하였다.

$$ISNR = 10 \log \frac{\sum_{(i,j) \in I} (g(i,j) - f(i,j))^2}{\sum_{(i,j) \in I} (f(i,j) - \hat{f}_k(i,j))^2} \quad (dB) \quad (13)$$

Biemond^[3]는 반복 Tikhonov-Miller 정칙화에 사용된 두 개의 변수를 $\alpha = 0.5$, $\beta = 1.0$ 으로 하였다. 그림 1은 훼손된 영상과 기존의 방법을 이용하여 복원한 결과와 본 논문에서 제안한 이중적 적응 정칙화 연산자를 이용한 복원방법의 결과 및 그에 대한 오차 영상을 나타내었다. (a)는 원영상이며 (b)는 크기 9인 수평방향으로 움직여서 흐려진 영상에 20dB의 가우시안 잡음을 첨가한 형태의 훼손 영상이다. (c)는 기존의 복원방법인 Laplacian 연산자를 정칙화 연산자로 영상전체에 일률적으로 처리한 결과이며 그림 (d)는 그림 (c)의 오차 영상을 나타내었다. (e)는 본 논문에서 제안한 이중적 적응 정칙화 연산자에 의해 평면영역에서는 $I-H$ 연산자가 적용되고 윤곽영역에서는 Laplacian 연산자가 적용적으로 적용되는 복원방법을 사용한 실험결과이다. 본 논문에서 제안한 방법이 평면에서의 잡음 증폭을 효과적으로 억제하고 윤곽에서의 해상도 증가와 리플잡음이 줄어들어 기존의 방법보다 더 개선되었음을 보여 주고 있다. 그림 (f)는 그림 (e)의 오차 영상이며 기존의 방법과 비교하면 모자 윗부분과 어깨 그리고 얼굴 오른쪽의 평면영역의 잡음이 많이 억제되었음을 알 수 있으며, 세심한 머리카락이나 모자의 윤곽부분이 더욱 개선되고 윤곽부분에서의 리플잡음이 많이 줄었음을 알 수 있었다.

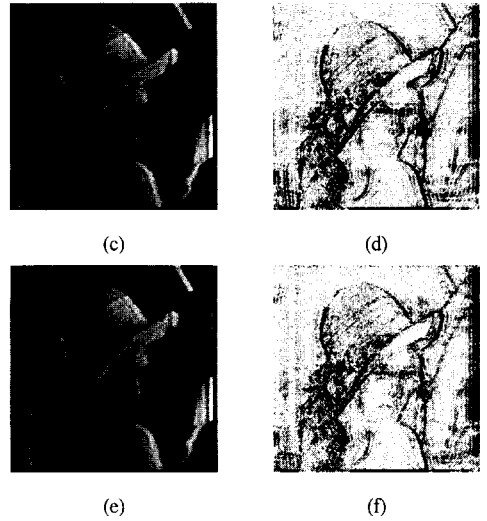
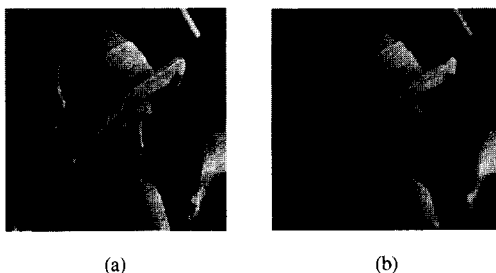


그림 1. "Lena" 영상에 대한 복원된 영상과 오차영상 (a) 원영상 (b) (a)의 훼손된 영상 (c) 기존의 방법으로 20번째 반복에서 복원한 영상 (d) (c)의 에러 영상 (e) 제안한 방법으로 20번째 반복에서 복원한 영상 (f) (e)의 에러 영상

실험의 다양성을 위하여 그림 2에는 "Camera man" 영상에 대한 복원결과와 각각에 대한 오차 영상을 나타내었다. (a)는 "Camera man" 원영상이고 (b)는 그림 1과 같은 방법으로 크기 9인 일정한 방향으로 흐려지고 20dB 가우시안 잡음으로 훼손된 영상이다. (c)는 기존의 방법으로 복원한 실험결과이며 (d)는 그림 (c) 결과에 대한 오차 영상이다. (e)는 제안된 방법으로 복원한 실험결과이며 기존의 방법에 의한 실험결과와 비교하면 "Camera man"의 배경부분인 평면에서의 잡음증폭이 효과적으로 억제되었으며 윤곽부분인 "Camera man" 외형과 카메라 다리 그리고 배경 건물 등이 더욱 선명하게 개선되었고 윤곽방향에 대한 리플잡음이 줄었음을 알 수 있었다. (f)는 그림 (e) 결과에 대한 오차 영상이다.

그림 3은 "Lena"의 훼손된 영상을 복원하는 과정에서 기존의 방법과 본 논문에서 제안한 적응 정칙화 파라미터를 사용한 영상복원 방법과의 객관적인 비교를 하기 위하여 매 반복시의 ISNR을 나타낸 것이다. 각 반복 횟수 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존 방법의 ISNR은 1.68, 2.09, 2.25, 2.32, 2.32, 2.28dB 이고 제안된 방법의 ISNR은 1.75, 2.25, 2.49, 2.63, 2.69, 2.68dB 이다. 본 논문에서 제안한 복원방법이 "Lena" 영상에서는 약 0.24dB 에서 0.40dB 정도 ISNR이 개선됨을 알 수 있었다.

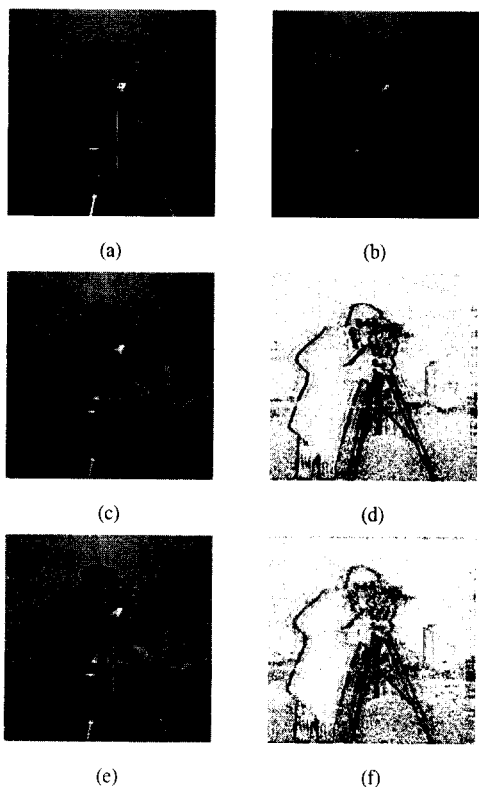


그림 2. "Camera man" 영상에 대한 복원 영상과 오차영상 (a) 원영상 (b) (a)의 복원된 영상 (c) 기존의 방법으로 30번째 반복에서 복원한 영상 (d) (c)의 에러 영상 (e) 제안한 방법으로 30번째 반복에서 복원한 영상 (f) (e)의 에러 영상

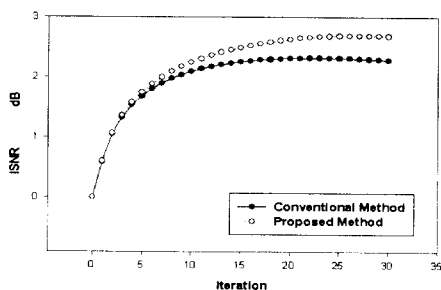


그림 3. "Lena" 영상에 대한 ISNR

그림 4는 "Camera man" 영상에 대한 ISNR의 결과이며 각 반복 횟수 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존 방법의 ISNR은 1.63, 2.07, 2.32, 2.49, 2.60, 2.66dB 이고 제안된 방법의 ISNR은 1.72, 2.28, 2.66, 2.91, 3.08, 3.19dB 이다. 본 논문에서 제안한 복원방법이 "Camera man" 영상에서는 약 0.09dB 에서 0.53dB

정도 ISNR이 개선됨을 알 수 있었다.

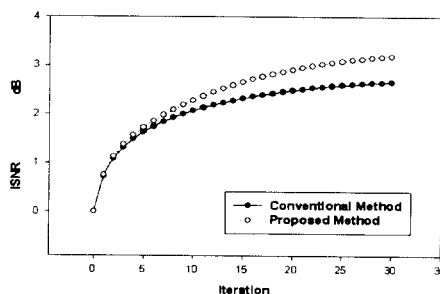


그림 4. "Camera man" 영상에 대한 ISNR

표 1과 표 2에서는 MSE 값을 나타내었다. 각 반복 횟수 5, 10, 15, 20, 25, 30번째 "Lena" 영상에서의 MSE를 서로 비교하면 기존 방법의 MSE는 246, 237, 233, 233, 235 이었고 제안된 방법의 MSE는 237, 224, 217, 214, 215 이었다. 초기 MSE는 398 이었다.

그리고 "Camera man" 영상에서의 MSE를 서로 비교하면 기존 방법의 MSE는 287, 271, 261, 254, 251 이었고 제안된 방법의 MSE는 273, 251, 237, 227, 222 이었다. 여기서 초기 MSE는 463 이었다. 기존 방법보다 본 논문에서 제안된 방법이 매 반복 시 마다 MSE 값의 수렴성이 우수하다는 것을 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

표 1. "Lena" 영상의 MSE

반복 횟수	MSE	
	Conventional Method	Proposed Method
0	398	398
10	246	237
15	237	224
20	233	217
25	233	214
30	235	215

표 2. "Camera man" 영상의 MSE

반복 횟수	MSE	
	Conventional Method	Proposed Method
0	463	463
10	287	273
15	271	251
20	261	237
25	254	227
30	251	222

여기서 적응 정칙화 파라메타 α 값이 실제 영상의 대부분 과정에서 매우 작은 값으로 나타나 적용 범위가 좁아지므로 평면에서의 잡음 평활화에 대한 효율을 높이기 위하여 $\alpha' = \frac{\alpha}{0.5}$ 로 두었다.

V. 결론

디지털 영상 복원에 있어서 잡음을 평활화하는 경우 윤곽도 같이 평활화되며 윤곽을 복원하는 경우 잡음도 동시에 강조되는 이중성을 지닌다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 적응 정칙화 파라메타에 의하여 훼손된 영상의 평면영역에서는 $I-H$ 정칙화 연산자가 적용되고 윤곽에서는 Laplacian 정칙화 연산자가 적응적으로 적용되도록 하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 평면에서의 잡음 증폭을 효과적으로 억제할 수 있을 뿐 아니라 평면에서의 잡음 가시도에 따른 시각적인 효과가 개선되었음을 알 수 있었고 윤곽에서의 해상도를 증가시켜 리플잡음이 줄었음을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안한 복원방법이 "Lena" 영상에서는 약 0.24dB 에서 0.40dB 정도 ISNR이 개선됨을 알 수 있었고 "Camera man" 영상에서는 약 0.09dB 에서 0.53dB 정도 ISNR이 개선됨을 알 수 있었다.

참고 문헌

[1] S. Kawata and Y. Ichioka, "Iterative Image Restoration for linearly degraded Image. II. Reblurring procedure," *J. Opt. Soc. Amer.*, Vol. 70, pp. 768-772, July 1980

[2] Y. Ichioka and N. Nakajima, "Iterative image restoration considering visibility," *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 71, pp. 983-988, Aug 1981.

[3] Reginald L. Lagendijk, and Jan Biemond, *Iterative Identification and Restoration of Image*, Kluwer Academic Publishers, 1991.

[4] Reginald L. Lagendijk and Jan Biemond, "Regularized iterative image restoration with ringing reduction," *IEEE Trans. ASSP*, Vol. 36, No. 12, Dec 1988.

[5] Aggelos K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*,

Vol.28, No.7, July 1989.

[6] Reginald L. Lagendijk, Russell M. Mersereau and Jan Biemond, "On increasing the convergence rate of regularized iterative image restoration algorithms," in *Proc. IEEE Int. Conf. ASSP*, pp. 1183-1186, 1987.

[7] 전우상, "영상복원에서의 정칙화 연산자 분석", 영남대학교 석사학위 청구논문, Jun 1999.

[8] A.K.Katsaggelos, J.Biemond, R.W.S chafer and R.M.Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," *IEEE trans. signal processing*, Vol. 39, No. 4, pp. 914-929, April 1991.

[9] 李泰鴻 外, "弛緩パラメータを用いたボケ畫像の正則化反復復元" 日本 電子 情報通信 學會誌 D-II Vol. J79-D-II No.11 pp.1782-1789, Nov 1996.

[10] Rafael C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addition Wesley, 1994.

[11] J. S. LIM, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.

김 승 목 (Seungmoog Kim)

정회원



1986년 2월 : 영남대학교 전자공학과 졸업
 1990년 2월 : 영남대학교 전자공학과 석사
 1993년 9월~현재 : 경북 전문대학 정보통신과 조교수

1995년 9월~1998년 2월 : 영남대학교 전자공학과 박사 수료

<주관심 분야> 영상복원, 신호처리

전 우 상 (Woosang Jeon)

정회원



1997년 2월 : 영남대학교 전자공학과 졸업
 1999년 8월 : 영남대학교 전자공학과 석사
 1999년 9월~현재 : 영남대학교 전자공학과 박사 과정

<주관심 분야> 영상처리, 신호처리, MPEG

