

윤곽 방향성을 고려한 적응적 영상복원

전 우 상[†] · 이 명 섭^{**} · 장 호^{***}

요 약

움직임에 의해 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 것은 매우 어렵다. 기존의 방법들은 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일률적으로 복원처리를 행함으로써 윤곽부분에서 리플잡음을 초래하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 적응적으로 처리되는 반복 정칙화 방법을 제안한다. 그것과 더불어 적응 정칙화 파라메타와 이완 파라메타를 적용하는 알고리즘도 함께 제안한다. 결론적으로, 이 방법은 기존의 방법과 비교할 때, 평면부분에서 잡음증폭을 억제하고, 시간적으로 중요한 윤곽부분의 리플잡음을 억제함으로써 윤곽부분 복원에 더욱 효율적임을 실험을 통하여 확인할 수 있었으며 또한 ISNR 면에서도 우수하였다는 것을 확인할 수 있다.

키워드 : 영상복원, 방향성, 리플잡음, 잡음증폭, 정칙화연산자

Adaptive Image Restoration Considering the Edge Direction

Woo-Sang Jeon[†] · Myung-Sub Lee^{**} · Ho-Jang^{***}

ABSTRACT

It is very difficult to restore the images degraded by motion blur and additive noise. In conventional methods, regularization usually applies to all the images without considering local characteristics of the images. As a result, ringing artifacts appear in the edge regions and noise amplification is in the flat regions, as well. To solve these problems, we propose an adaptive iterative regularization method, using the way of regularization operator considering edge directions. In addition, we suggest an adaptive regularization parameter and an relaxation parameter. In conclusion, We have verified that the new method shows the suppression of the noise amplification in the flat regions, also does less ringing artifacts in the edge regions. Furthermore, it offers better images and improves the quality of ISNR, comparing with those of conventional methods.

Keywords : Image Restoration, Direction, Ringing Artifacts, Noise Amplification, Regularization Operator

1. 서 론

여러 가지 요인들에 의해 훼손된 영상을 원 영상에 근접한 영상으로 되찾는 영상복원에 대한 연구는 꾸준히 진행되어 오고 있다. 영상의 훼손종류에 따라 여러 가지 복원방법들이 많이 제안되어 있다. 특히 반복처리방법은 복원과정에서 영상을 흐려지게 하는 점 확산함수(point spread function)의 역 행렬을 구할 필요가 없을 뿐 아니라, 복원과정에서 원 영상에 대한 사전 지식을 적용할 수 있다. 특히 복원되는 과정을 관찰함으로써 최적의 복원상태를 구할 수 있고, 잡음의 증폭이나 복원과정에서 발생 할 수 있는 복원오차를 제어할 수 있는 구속변수(constraint)를 적용할 수 있다는

장점을 가지기 때문에 많이 사용되는 방법이다.^[1-3] 잡음에 의해 훼손되고 흐려진 영상의 복원은 잡음을 제거하는 평활화 과정과 윤곽부분을 복원하는 이중적인 관계를 가진다. 즉, 잡음을 평활화하는 경우에는 윤곽도 같이 평활화되며 윤곽을 복원하는 경우에는 잡음도 동시에 강조되는 문제점을 유발시키고 있다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 정칙화 방법이^[4,5] 도입되었고 최근까지도 연구가 진행되고 있다.

Biemond, Lagendijk 그리고 Katsaggelos^[6-8] 등은 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용함으로써 리플현상과 같은 복원오차를 감소시키고 라플라시안 정칙화 연산자를 반복복원방법에 적용한 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 방법들은 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하고, 정칙화 파라메타를 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에 리플잡음이 발생하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시간적으로 중요한 윤곽부분의 복원에 효율적이지 못한 문제점이 있다.

[†] 정 회 원 : 중소기업기술정보진흥원 정보화경영체제 평가위원

^{**} 정 회 원 : 영남이공대학 컴퓨터정보계열 교수(교신저자)

^{***} 정 회 원 : 구미1대학 컴퓨터전공 전임강사

논문접수 : 2008년 7월 24일

수 정 일 : 1차 2008년 11월 18일, 2차 2008년 11월 25일, 3차 2008년 11월 28일

심사완료 : 2008년 12월 1일

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 영상을 평면영역과 방향성을 갖는 윤곽영역으로 나누어 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 반복복원방법을 제안한다^[10-11]. 이는 영상으로부터 방향성정보를 추출하여, 평면영역에서는 기존의 라플라시안 정칙화 연산자를 사용하여 잡음의 증폭을 효과적으로 억제하고, 윤곽부분에서는 복원효과를 증대시키기 위하여 윤곽의 방향특성에 맞는 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 리플현상을 억제하여하고 윤곽부분의 선명도를 향상시키고자 한다. 본 논문에서는 기존의 방법과 비교하여 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 윤곽부분의 복원효과를 개선함과 아울러 적응 정칙화 파라메타와 적응 이완 파라메타를 사용하여 그 효과를 함께 확인하였다.

본 논문의 구성은 II장에서 정칙화 반복복원방법에 대한 일반적인 이론을 제시하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 윤곽방향을 고려한 적응 정칙화를 설명하며, IV장에서는 제안한 방법을 적용한 실험 및 그 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺는다.

2. Tikhonov-Miller 정칙화이론^[1,7]

원 영상이 흐려지고 가산잡음에 의해 훼손되었을 경우 영상의 훼손모델은 다음과 같다.

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

여기서 g, f, n 은 각각 잡음이 섞인 훼손된 영상, 원 영상, 가산잡음을 표현한다. H 는 점 확산 함수이다.

잡음과 흐려짐이 동시에 발생하여 훼손된 영상의 복원에서는 잡음의 평활화와 윤곽의 복원이 서로 상반된 이중적 관계이다. 따라서 Tikhonov-Miller 정칙화 방법은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의하였다. 복원해가 만족해야 하는 잡음 평활화 기준은 다음과 같다.

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

여기서 \hat{f} 는 복원된 해이고 ϵ 은 잡음 상수이다. 윤곽의 복원 기준은 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. 정칙화 해는 식(2)의 조건을 만족하는 상태에서 식(3)을 최소화함으로써 구할 수 있다. 즉

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

의 정칙화 기준을 만족하는 해를 구한다. 여기서 α 는 정칙화 파라메타로 상수이다.

복원해 \hat{f} 에 대하여 식(4)의 정칙화 기준을 미분함으로써

정칙화 오차를 최소화 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)로부터 복원오차 $E(\hat{f})$ 를 구해보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E(\hat{f}) &= \|f - \hat{f}\|^2 = \left\| f - \frac{H^T H f + H^T n}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 \\ &\leq \left\| \frac{\alpha C^T C f}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 + \left\| \frac{H^T n}{H^T H + \alpha C^T C} \right\|^2 \tag{6} \\ &= E_r(\alpha) + E_n(\alpha) \end{aligned}$$

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, 만약 정칙화 파라메타 α 가 매우 적은 값을 갖는 경우 정칙화 오차 $E_r(\alpha)$ 를 최소화 할 수 있으나 가산잡음의 증폭오차 $E_n(\alpha)$ 는 매우 큰 값을 갖는다. 반대로 정칙화 파라메타 α 값이 커지면 가산잡음의 증폭에 의한 오차 $E_n(\alpha)$ 는 최소화 할 수 있으나 정칙화 오차 $E_r(\alpha)$ 는 큰 값을 갖는다.

그러므로 두 오차 즉, 정칙화 오차 $E_r(\alpha)$ 와 가산잡음의 증폭에 의한 오차 $E_n(\alpha)$ 를 함께 고려하여 오차를 최소화 하는 최적의 정칙화 파라메타 α 를 구할 필요가 있다.^[9] 기존의 정칙화 방법은 두 오차가 적절히 조절되도록 정칙화 파라메타 α 의 값을 선택하여 영상의 전 영역에 일률적으로 적용하였는데, 이로 인하여 윤곽영역에서는 리플잡음이 발생하고 평면영역에서는 잡음 증폭을 피할 수 없다.

식(5)와 같은 Tikhonov-Miller정칙화의 경우에는 역행렬 $(H^T H + \alpha C^T C)^{-1}$ 이 악조건이거나 특이점을 가질 때 복원이 불가능하거나 많은 계산량이 필요하게 된다. 이 문제를 해결할 수 있는 방법으로서 Tikhonov-Miller 정칙화 방법에 반복기법을 추가하면 가능해진다. Tikhonov-Miller 반복 복원 방법을 구하기 위하여 식(5)를 연속치환 방법을 적용하여 다시 정리하면 다음과 같은 Tikhonov-Miller 반복복원 방법을 얻을 수 있다.

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k + \beta [H^T g - (H^T H + \alpha C^T C)\hat{f}_k] \tag{7}$$

여기서 β 는 이완 파라메타로 사용되는 상수로서 수렴속도를 조절하기 위해 사용하며, $0 \leq \beta \leq 2$ 의 범위 내에서 수렴조건을 만족한다.^[3]

3. 윤곽 방향을 고려한 적응 정칙화

3.1 윤곽 방향정보 추출

윤곽 방향정보를 추출하는 방법에는 여러 가지 방법이 있으나 잡음이 섞인 흐려진 영상에서의 윤곽 방향정보 추출은 잡음성분에 의한 영향을 최대한 줄이기 위하여 본 논문에서는 prewitt 연산자에 의한 템플레이트 매칭 방법을 사용하여 윤곽 방향정보를 추출하였다. (그림 1)과 같이 윤곽의 방

향에 대응하는 8종류의 마스크를 이용하여 식(8)과 같이 각 화소에 매번 반복시켜 최대의 값을 나타내는 $d_{i,j}$ 의 마스크의 방향을 윤곽 방향 후보로 정하고 그 화소가 윤곽으로 판정된 경우에 윤곽 방향정보 $\theta(i,j)$ 로 결정한다.

$$d_{i,j} = \text{Max} \left[\left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 p_{k,l}(\theta) x_{i-k,j-l} \right| \right] \quad (8)$$

여기서 $\theta = \{ 0, 45, 90, 135 \}$ 는 방향을 나타내는 각이고 $p_{k,l}(\theta)$ 는 방향미분 연산자이다.

각 화소의 윤곽영역과 평면영역의 판단여부는 화소의 국부 분산 값을 구한 다음 문턱 값과 비교하여 결정한다. 본 논문에서의 문턱 값(T)은 매 반복 시 평면영역에서 구한 잡음 분산 값으로 설정하였다. 식(8)을 이용하여 윤곽 방향정보 $\theta(i,j)$ 를 다음과 같이 구한다.

$$\theta(i,j) = \begin{cases} d_{i,j}, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 \geq T \text{ (윤곽영역)} \\ 360, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 < T \text{ (평면영역)} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 는 국부 분산 값이고, 평면영역은 360.로 가정하여 표시한다.

1	1	1	-1	-1	-1
1	-2	1	1	-2	1
-1	-1	-1	1	1	1

(a) 0.

1	1	1	-1	-1	1
1	-2	-1	-1	-2	1
1	-1	-1	1	1	1

(b) 45.

1	1	-1	-1	1	1
1	-2	-1	-1	-2	1
1	1	-1	-1	1	1

(c) 90.

1	-1	-1	1	1	1
1	-2	-1	-1	-2	1
1	1	1	-1	-1	1

(d) 135.

(그림 1) 방향미분 연산자(prewitt 연산자)

3.2 적응 이완 파라메타 및 적응 정칙화 파라메타

흐려짐 현상이 영상전체에 일률적으로 적용되지만 화소의 국부적인 특성에 따라 훼손되는 양이 각각 다르다. 즉 분산이 작은 평면영역에서는 훼손오차가 작게 나타나고 분산이 큰 윤곽영역에서는 훼손오차가 크게 나타나는 특성을 이용하

면 반복복원을 하는 경우에 영상전체에 일률적으로 이완 파라메타를 적용하는 것보다 화소의 국부 훼손특성에 따라 적응성 있는 이완 파라메타를 적용하면 전체 수렴속도를 빠르게 하고 특히, 시각적으로 중요한 윤곽영역의 수렴을 가속화 시킴에 따라 윤곽부분의 복원효과의 증가를 가진다는 장점을 가져 기존의 방법보다 효율적인 복원이 이루어질 수 있다.

본 논문에서는 화소 각각의 국부 분산 값을 구하여 화소의 국부 훼손특성에 맞게 적용되는 다음과 같은 적응성 이완 파라메타를 사용한다.

$$\beta_k(i,j) = 2 \cdot \frac{\sigma_{f_k(i,j)}^2}{\sigma_n^2 + \sigma_{f_k(i,j)}^2} \quad (10)$$

여기서 σ_n^2 , $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 는 각각 잡음 분산 값, 국부화소 분산 값 이다. 위 식에서 가속변수인 $\beta_k(i,j)$ 는 훼손오차가 작게 나타나는 σ_n^2 의 분산 값 보다 작은 영역에서는 0에 근사하게 되며, 훼손오차가 크게 나타나는 σ_n^2 의 분산 값 보다 큰 영역에서는 2에 근사하게 된다. 따라서 $\beta_k(i,j)$ 는 σ_n^2 의 분산과 $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 의 분산에 따라 0~2사이의 값을 가진다. 위 식에서 우변의 2는 수렴속도를 가속화하고 수렴조건을 만족시키기 위하여 사용된다. σ_n^2 는 매 반복횟수마다 복원된 영상내의 5×5 크기의 평면영역으로부터 추출하였으며, 복원된 영상의 분산 값 $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 은 화소 (i,j) 를 중심으로 5×5 의 사각창을 적용하여 반복 복원된 영상 \hat{f}_k 에서 추출한다.

또한 위 (7)식을 잡음에 의해 훼손되고 흐려진 영상에 적용 할 경우 윤곽영역의 복원에는 효과적이거나 잡음이 있는 평면영역의 경우 잡음증폭을 초래하기 때문에, 본 논문에서는 평면영역에서의 잡음증폭을 억제하고 윤곽영역에서의 흐려짐을 방지하기 위하여 다음과 같은 적응 정칙화 파라메타^[10]를 사용한다.

$$\alpha_k(i,j) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_{f_k(i,j)}^2}{\sigma_n^2}} \quad (11)$$

위 식에서 $\alpha_k(i,j)$ 는 복원된 영상의 분산 값이 잡음의 분산 값보다 큰 윤곽영역의 경우, $\alpha_k(i,j)$ 는 0에 근사하게 되며, 복원된 영상의 분산 값이 잡음의 분산 값보다 작은 평면영역의 경우, $\alpha_k(i,j)$ 는 1에 근사하는 값을 갖게 된다. 또 잡음이 섞인 윤곽영역의 경우 복원영상의 국부 분산비와 잡음의 분산 비에 따라 0~1 사이의 값을 가지며, 잡음과 복원영상의 국부 분산비가 일치할 경우 0.5의 값을 가지게 된다.

3.3 방향성 정칙화 연산자

잡음에 의해 훼손되고 흐려진 영상을 복원 할 때 가장 큰 문제점은 잡음을 평활화하는 경우, 윤곽부분도 동시에 평활화되고 윤곽을 복원하는 경우, 평면부분도 동시에 잡음이

증폭되는 이중성을 가진다는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 평면영역에서의 잡음증폭을 효과적으로 억제 시켜주고 윤곽영역에서의 복원 향상과 윤곽과 같은 방향으로 나타나는 리플잡음을 줄일 수 있도록 영상을 평면영역과 4 방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어 윤곽방향을 고려하여 (그림 2)에 나타낸 방향성 정칙화 연산자를 제안한다. 이 연산자는 기존의 라플라시안 정칙화연산자에 비해 윤곽방향을 처리할 때 주변화소 중에서 유사성이 높은 윤곽방향만의 화소들만을 처리함으로써 윤곽을 효율적으로 복원하고 윤곽방향으로 나타나는 리플잡음을 억제하는 효과를 가진다.

본 논문에서는 식(7)의 기존의 반복복원방법에 식(10)에서 제안한 적응 이완 파라메타와 식(11)의 적응 정칙화 파라메타를 사용한다. 또한 정칙화 연산자로 (그림 2)에서 정의되는 방향성 정칙화 연산자를 사용한다. 이 방법은 평면영역과 윤곽영역의 국부특성 및 방향성 정보를 추출하여, 평면영역에서는 이완 파라메타를 작게 하여 수렴율을 안정시키고 기존의 라플라시안 연산자를 적용하여 잡음의 증폭을 효과적으로 억제하고, 윤곽부분에서는 이완 파라메타를 크게 하여 수렴속도를 가속화하여 전체적으로 수렴속도를 빠르게 하고 윤곽의 방향특성에 맞는 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 리플잡음을 줄이고 윤곽부분의 복원결과를 향상시키는 효과적인 반복복원방법이다.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -0.5 & 1 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 0 & -0.5 \\ 0 & 1 & 0 \\ -0.5 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(a) 0. (b) 45.

$$\begin{bmatrix} 0 & -0.5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -0.5 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -0.5 \end{bmatrix}$$

(c) 90. (d) 135.

$$\begin{bmatrix} 0 & -0.25 & 0 \\ -0.25 & 1 & -0.25 \\ 0 & -0.25 & 0 \end{bmatrix}$$

(e) 360.

(그림 2) 방향성 정칙화 연산자

4. 실험 결과 분석

본 논문에서의 실험에 사용된 표준영상은 256×256 크기의 “Lena” 영상과 “Cameraman” 영상을 사용하며, 이 표준영상에 수평방향으로 크기 L 만큼 움직여서 흐려진 영상에 20dB의 가우시안 잡음이 추가시킨 훼손 영상을 입력으로 사용한다. 움직임에 의한 흐려진 영상의 전달 함수는 다음과 같다.

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

훼손영상 g 는 전달함수에 의해 흐려진 영상에 20dB의

BSNR(Blurred SNR)을 갖는 의사 가우시안 백색잡음이 첨가된 영상이고 이때 흐려진 영상의 신호 대 잡음비 BSNR (Blurred SNR)은 다음과 같다.

$$BSNR = \frac{\sigma_{2mf}^2}{\sigma_n^2} \tag{12}$$

화질의 평가적도는 k 번째 반복하여 복원된 영상의 객관적인 개선정도를 판단할 수 있는 ISNR (Improved SNR)을 사용한다. 복원된 결과는 각 반복횟수에 따라 기존의 방법과 비교한다.

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

본 논문에서 제안한 첫 번째 방법은 방향성 정칙화 연산자의 개선효과를 알아보기 위하여 파라메타는 기존의 방법을 사용하고, 정칙화 연산자는 방향성을 고려한 연산자를 사용하여 실험 하였다. 제안된 두 번째 방법은 식(10)의 적응 이완 파라메타와 식(11)의 적응 정칙화 파라메타 등 고정된 파라메타가 아닌 적응적인 파라메타를 적용하고, 또한 정칙화 연산자는 방향성을 고려한 정칙화 연산자를 제안하여 실험함으로써 제안된 방법들의 개선효과를 확인할 수 있다.

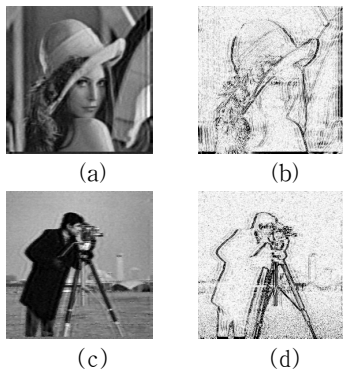
“Lena”와 “Cameraman”의 원 영상 및 움직임에 의해 흐려지고 훼손된 영상들을 (그림 3)에 보인다. 그리고 훼손된 영상에 대하여 기존의 방법을 이용하여 복원한 결과물들과 오차영상들을 (그림 4)에 보인다.

라플라시안 정칙화 연산자를 영상 전체에 일률적으로 처리한 결과로서 오차영상결과를 확인해보면 윤곽부분에 리플잡음이 많고 평면영역에 잡음이 남아있음을 알 수 있다. 복원된 영상들에 대해 시각적으로 확인한 결과 “Lena”영상에서는 모자 부분에서의 리플 현상이 두드러지게 나타나고 “Camera-man” 영상에서는 머리 부분과 카메라 삼발이 부분에서 리플 현상이 두드러지게 나타나고 전체 배경부분들이 흐려져 있는 결과 형태를 확인할 수 있다.

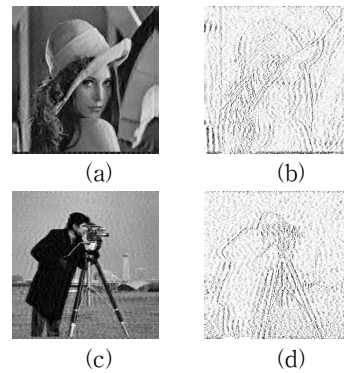
본 논문에서 제안한 첫 번째 방법을 이용한 복원방법 및 그에 대한 오차영상들을 (그림 5)에 나타내었다. 제안된 방



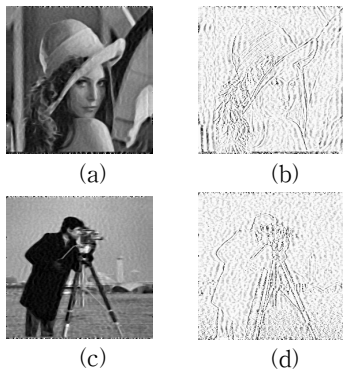
(그림 3) 원 영상 및 훼손영상



(그림 4) 기존의 방법에 대한 결과



(그림 6) 제안된 두 번째 방법



(그림 5) 제안된 첫 번째 방법

법으로 복원된 영상들에 대해 시각적으로 확인한 결과 “Lena”영상에서는 모자 부분과 오른쪽 배경부분에서의 윤곽에서의 리플 현상이 기존 방법과 비교하여 볼 때 많이 줄었음을 확인할 수 있으며, 모자털 부분과 얼굴전체 그리고 배경부분이 기존보다 더욱 선명해졌음을 확인할 수 있다.

또한 “Cameraman” 영상에서는 머리 부분과 카메라 삼발이 부분에서 두드러지게 나타난 리플 현상이 많이 사라졌음을 확인할 수 있다. 오차영상에서도 기존의 방법에서는 배경 건물이 그대로 나타나나 제안된 방법에서의 오차영상을 보면 배경 건물은 없으므로 복원효과가 개선됨을 시각적으로 확인 가능하다.

두 번째 제안 방법을 이용한 복원 결과물들 및 그에 대한 오차영상들을 (그림 6)에 보인다. (그림 6(a))의 결과를 통해 머리카락과 모자의 윤곽부분, 오른쪽 배경의 윤곽부분이 기존 방법보다 개선되었음을 알 수 있고, 윤곽부분에서의 리플잡음이 많이 줄어들었으며 배경 쪽의 평면영역의 잡음이 감소했음을 알 수 있다. 오차영상을 통해서도 기존방법에 비해 전체적으로 오차가 많이 줄어들고 복원효과가 향상되었음을 알 수 있다.

또한 (그림 6)의 (c)와 (d)의 결과를 통해서도 “Cameraman”영상의 얼굴부분의 선명도와 카메라 받침대의 선명도를 그리고 배경부분의 건물들의 선명도가 기존의 방법에 비하여 더욱 효과가 있음을 시각적으로 확인 가능하다.

“Lena”영상에 대한 기존의 방법과 제안한 방법들과의 각 반복 횟수 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 MSE를 비교해보면, 기존 방법의 MSE는 295.07, 222.25, 200.21, 192.36,

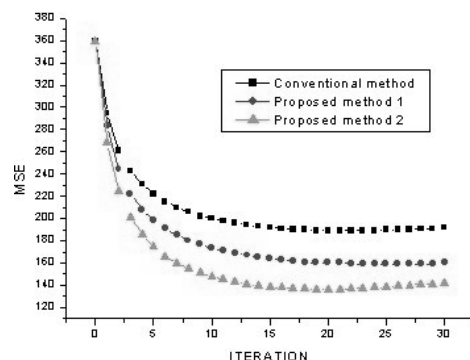
189.68, 190.10, 192.43 이었고 첫 번째 제안 방법의 MSE는 284.51, 198.83, 173.93, 164.47, 160.30, 159.65, 160.01이며 두 번째 제안 방법의 MSE는 268.96, 175.16, 148.00, 138.88, 136.87, 138.86, 142.72 이다. 그리고 훼손영상의 초기 MSE는 359.25 이다.

“Cameraman”영상에서는, 기존 방법의 MSE는 393, 319, 288, 273, 263, 257, 253이고 첫 번째로 제안된 방법의 MSE는 387, 309, 283, 271, 262, 256, 250이고 두 번째로 제안한 방법의 MSE는 361, 263, 229, 213, 203, 197, 193이다. 그리고 훼손영상의 초기 MSE는 463이며 소수점이하의 값은 시각적으로 비교하는데 쉽게 하기 위하여 제외한다. 실험결과에서 제안된 방법들이 기존의 방법에 비해 수렴속도 및 수렴율이 월등히 우수함을 확인할 수 있으며, 이에 대한 결과는 (그림 7)에 보인다.

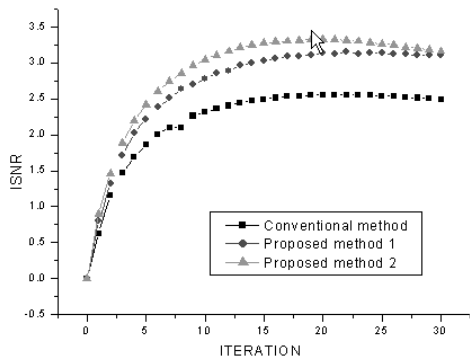
“Lena” 영상을 복원하는 과정에서 기존의 방법, 그리고 첫 번째로 제안한 방향성 정칙화 연산자를 사용한 방법과 적응 정칙화 파라메타 및 연산자 방법과의 객관적인 비교를 위하여 매 반복시의 ISNR을 (그림 8)에 보인다.

각 반복횟수 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존의 방법의 ISNR은 0.63, 1.86, 2.32, 2.49, 2.55, 2.54, 2.49 dB이고, 제안 방법 1의 ISNR은 0.81, 2.21, 2.78, 3.02, 3.13, 3.13, 3.10 dB이며 제안 방법 2의 ISNR은 0.78, 2.42, 3.04, 3.27, 3.32, 3.26, 3.16 dB이다. “Cameraman” 영상을 복원하는 과정에서도 비슷한 ISNR의 결과를 얻었다.

본 논문에서 제안한 방법 1과 방법 2를 기존의 방법과 비교할 때 ISNR 또한 개선됨을 알 수 있다. 또한, 기존의 방



(그림 7) “Lena” 영상에 대한 MSE



(그림 8) "Lena" 영상에 대한 ISNR

법보다 평면영역에서의 잡음을 억제할 뿐 아니라 윤곽영역에서의 리플잡음을 줄여 복원효과를 증가시켰고 수렴 면에서도 개선효과가 있음을 알 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 영상을 평면영역과 4방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어, 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하고 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 반복복원방법을 제안하였다. 실험결과 제안한 방법은 기존의 방법에 비하여 평면영역에서의 잡음 평활화가 개선되고 시각적으로 중요한 윤곽영역의 리플잡음을 억제함으로써 윤곽부분복원에 효율적임을 알 수 있었으며 ISNR 면에서도 우수하였다. 향후 연구과제로서 잡음영상에서 윤곽영역과 평면영역을 판단하는 효율적인 방법과 윤곽방향 정보 추출방법을 개선한다면 더 우수한 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[1] 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.

[2] R. W. Schafer, R. M. Mersereau and M. A. Richards, "Constrained Iterative Restoration Algorithms," *Proc. IEEE*, Vol.69, No.4, pp.432-450, April 1981.

[3] S. Kawata and Y. Ichioka, "Iterative Image Restoration for Linearly Degraded Images. I. Basis," *J. opt. Soc. Am.*, Vol.70, No.7, pp.762-768, July 1980.

[4] A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solution of Ill-Posed Problems*, Washington, D.C. : V. H. Winston and Sons, 1977.

[5] K. Miller, "Least-squares Method for Ill-Posed Problems with a Prescribed Bound," *SIAM J. Math Anal.*, Vol.1, pp.52-74, Feb. 1970.

[6] 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, Dec. 1988.

[7] R. L. Lagendijk and J. Biemond, *Iterative Identification and Res-*

toration of Images, pp.71-88, *Kluwer Academic Publishers*, 1991.

[8] A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Opt. Eng.* 28(7), pp.735-748, 1989.

[9] A. Lannes, S. Roques and M. J. Casanove, "Resolution and Robustness in Image Processing : A New Regularization Principle," *J. Opt. Soc. Amer.*, Vol.4 pp.189-199, Jan. 1987.

[10] W. S. Jeon and T. H. Yi, "Image Restoration using Dual Adaptive Regularization Operators," in *Proc. IEEE Int. Conf. ICPR*, Vol.3, pp.49-52, Sep. 2000.

[11] W. S. Jeon, S. M. Kim, T. S. Kim and T. H. Yi "Image Restoration Considering Edge Direction," CSREA. CISST'2001, Vol.1, pp.275-279, Jun, 2001.



전 우 상

e-mail : wsjeon@ynu.ac.kr

1997년 영남대학교 전자공학과 졸업(학사)

1999년 영남대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

2002년 영남대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

2006년~2008년 영남대학교 전자정보공학부 객원교수

2004년~현재 중소기업기술정보진흥원 정보화경영체제 평가위원,

표준화연구회 위원, Gerson Lehrman Group 자문위원

관심분야 : 통신망관리, 애드혹네트워크, 센서네트워크, 영상처리, 임베디드 등



이 명 섭

e-mail : skydream@ync.ac.kr

1996년 경일대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사)

1998년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)

2003년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

2001년~2002년 경동정보대학 인터넷정보계열 전임강사

2003년~2006년 영남대학교 전자정보공학부 연구교수

2007년~2008년 영남대학교 무선멀티미디어시스템 설계기술 RIC 책임연구원

2008년~현재 영남이공대학 컴퓨터정보계열 교수

관심분야 : 통신망관리, 애드혹네트워크, 센서네트워크, 영상처리 등



장 호

e-mail : hojang@ynu.ac.kr

1994년 영남대학교 전산공학과 졸업(학사)

1996년 영남대학교 대학원 전산공학과 졸업(공학석사)

2008년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

2001년~2005년 구미1대학 컴퓨터전공 전임강사

관심분야 : 실시간 유비쿼터스 센서 네트워크, 실시간 운영체제, 무선 센서 네트워크 보안 등