

# 방향성 정보를 이용한 영상복원

김태선, 이태홍

영남대학교 대학원 전자공학과

## Image Restoration Using the Directional Information

Tae-Sun Kim, Tai-Hong Lee

Dept. of Electronic Engineering, Graduate School, YeungNam University

### 요 약

렌즈의 초점이 맞지 않아 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 경우에 일반적으로 정칙화 반복복원방법이 사용된다. 기존의 방법은 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에서는 리플잡음을 초래하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시간적으로 효율적이지 못한 면이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 영상을 방향이 없는 평면영역과 4가지 방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어, 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적용적으로 처리하는 반복복원방법을 제안한다. 제안한 방법은 기존의 방법과 비교하여 평면영역에서의 잡음 평활화가 개선되고 시간적으로 중요한 윤곽부분 복원에 효율적임을 실험결과를 통해 알 수 있었으며 ISNR 면에서도 우수하였다.

(ringing effect) 등과 같은 복원오차를 감소시키고 라플라시안 정칙화 연산자를 반복복원방법에 적용한 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 방법들은 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하고, 정칙화 파라메터를 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에 리플잡음이 발생하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시간적으로 중요한 윤곽부분의 복원에 효율적이지 못한 문제점이 있었다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 영상을 평면영역과 4방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적용적으로 처리하는 반복복원방법을 제안한다. 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 윤곽부분의 해상도를 향상시키고자 한다.

본 논문의 구성은 II장에서 정칙화 반복복원방법에 대한 일반적인 이론을 제시하였고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 방향성 정보를 이용한 적응 정칙화를 설명하였으며, IV장에서는 제안한 방법을 적용한 실험 및 그 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺었다.

### I. 서론

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.<sup>[1-2]</sup>

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 문제점이 있다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 정칙화 방법<sup>[3]</sup> 도입되었고 최근까지도 연구가 진행되고 있다.

Biemond, Lagendijk 그리고 Katsaggelos<sup>[4-5]</sup> 등은 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용함으로써 리플현상

### II. Tikhonov-Miller 정칙화이론<sup>[1]</sup>

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.

Tikhonov-Miller 정칙화 방법은 해의 길함으로부터 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의한다. 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  $\varepsilon$ 은 잡음 상수이다. 윤곽의 복원 기준은 다음과 같이 정의한다.

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

$C$ 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

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

의 정칙화 기준을 만족하는 해를 구한다. 여기서  $\alpha$ 는 정칙화 파라메타로 상수이다.

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

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

식(5)를 연속치환(successive substitution) 방법을 적용하여 다시 정리하면 다음과 같은 Tikhonov-Miller 반복복원 방법을 얻을 수 있다.

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

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

### III. 방향성정보를 이용한 적응 정칙화

#### 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 1과 같이 윤곽의 방향에 대응하는 8종류의 마스크를 이용하여 식(7)과 같이 각 화소에 대해 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 결정하였다.

$$d_{i,j} = \text{Max} \left[ \left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 p_k(\theta) x_{i-k, j-l} \right| \right] \quad (7)$$

여기서  $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 는 방향을 나타내는 각이고  $p_k(\theta)$ 는 방향미분 연산자이다.

각 화소의 윤곽영역과 평면영역의 판단여부는 화소의 국부 분산값을 구하여 문턱값과 비교하여 결정하였다. 여기서 문턱값( $T$ )은 매 반복시 평면영역에서 구한 잡음 분산값으로 설정하였다. 식(7)을 이용하여 윤곽 방향정보  $\theta(i, j)$ 를 다음과 같이 구하였다.

$$\theta(i, j) = \begin{cases} d_{i,j}, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 \geq T \text{ (윤곽영역)} \\ 360^\circ, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 < T \text{ (평면영역)} \end{cases} \quad (8)$$

여기서  $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 는 국부 분산값이고, 평면영역은  $360^\circ$ 로 가정하여 표시하였다.

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

(a)  $0^\circ$

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

(b)  $45^\circ$

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

(c)  $90^\circ$

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

(d)  $135^\circ$

그림 1. 방향미분 연산자(prewitt 연산자)

#### 2. 적응 이완 파라메타 및 적응 정칙화 파라메타

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

$$\beta_k(i, j) = 2 \cdot \frac{\sigma_{f_k(i,j)}^2}{\sigma_n^2 + \sigma_{f_k(i,j)}^2} \quad (9)$$

여기서  $\sigma_n^2$ ,  $\sigma_{f_k(i,j)}^2$ 는 각각 잡음 분산값, 국부화소 분산값이다.

위 식에서 가속변수인  $\beta_k(i, j)$ 는 훼손오차가 작게 나타나는  $\sigma_n^2$ 의 분산값 보다 작은 영역에서는 0에 근사하게 되며, 훼손오차가 크게 나타나는  $\sigma_n^2$ 의 분산값 보다 큰 영역에서는 2에 근사하게 된다. 따라서  $\beta_k(i, j)$ 는  $\sigma_n^2$ 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.  $\sigma_n^2$ 는 매 반복횟수마다 복

원된 영상내의  $5 \times 5$ 크기의 평면영역으로부터 추출하였으며, 복원된 영상의 분산값  $\sigma^2_{f_k(i,j)}$ 은 화소  $(i,j)$ 를 중심으로  $5 \times 5$ 의 사각창을 적용한 반복 복원된 영상  $\hat{f}_k$ 에서 추출하였다.

또한 평면영역에서의 잡음증폭을 억제하고 윤곽영역에서의 흐려짐을 방지하기 위하여 다음과 같은 적응 정칙화 파라메타<sup>[6]</sup>를 사용한다.

$$\alpha_k(i,j) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma^2_{f_{k,d}}}{\sigma_n^2}} \quad (10)$$

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

### 3. 방향성 정칙화 연산자

본 논문에서는 평면영역에서의 잡음증폭을 효과적으로 억제 시켜주고 윤곽영역에서의 해상도 향상과 윤곽과 같은 방향으로 나타나는 리플잡음을 줄일 수 있도록 영상을 평면영역과 4방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어 윤곽방향을 고려하여 그림 2에 나타낸 방향성 정칙화 연산자를 제안한다. 이 연산자는 기존의 라플라시안 정칙화 연산자에 비해 윤곽방향을 처리할 때 주변화소 중에서 유사성이 높은 윤곽방향만의 화소들만을 처리함으로써 윤곽을 효율적으로 복원하고 윤곽방향으로 나타나는 리플잡음을 억제하는 효과를 가진다.

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -0.5 & 1 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 0 & -0.5 \\ 0 & 1 & 0 \\ -0.5 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ & \text{(a) } 0^\circ \quad \quad \quad \text{(b) } 45^\circ \\ & \begin{bmatrix} 0 & -0.5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -0.5 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -0.5 \end{bmatrix} \\ & \text{(c) } 90^\circ \quad \quad \quad \text{(d) } 135^\circ \\ & \begin{bmatrix} 0 & -0.25 & 0 \\ -0.25 & 1 & -0.25 \\ 0 & -0.25 & 0 \end{bmatrix} \\ & \text{(e) } 360^\circ \end{aligned}$$

그림 2. 방향성 정칙화 연산자

## IV. 실험 결과 및 분석

실험에 사용된 표준영상은  $256 \times 256$  크기의 "Lena" 영상

이며, 사용된 PSF(point spread function)는  $5 \times 5$ 의 가우시안 함수를 이용하였다. 훼손영상은 가우시안 PSF에 의해 흐려진 영상에 20dB의 BSNR(Blurred SNR)을 갖는 의사 가우시안 백색잡음이 첨가된 영상이다.

화질의 평가척도는 k번째 반복하여 복원된 영상의 객관적인 개선정도를 판단할 수 있는 ISNR(Improved SNR)을 사용하였다. 복원된 결과는 각 반복횟수에 따라 기존의 방법과 비교하였다.

실험방법은 세 가지로 하여 비교 분석하였다. 첫 번째 방법은 기존의 방법으로  $\alpha=0.5$ ,  $\beta=1.0$ 으로 고정하고 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하였다. 두 번째 방법은 방향성 정칙화 연산자의 개선효과를 알아보기 위하여  $\alpha=0.5$ ,  $\beta=1.0$ 으로 기존의 방법을 사용하고 정칙화 연산자로 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 실험을 하였다. 세 번째 방법은 본 논문에서 제안된 방법으로 식(9)의 적응 이완 파라메타와 식(10)의 적응 정칙화 파라메타, 제안한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 개선효과를 확인하였다.

"Lena" 영상에 대하여 기존의 방법을 이용하여 복원한 결과와 제안한 방법을 이용한 복원방법의 결과 및 그에 대한 오차영상을 그림 3에 나타내었다. 그림(a)는 원 영상이며 그림(b)는 훼손영상이다. 그림(c)는 기존의 방법에 라플라시안 정칙화 연산자를 영상 전체에 일괄적으로 처리한 결과이고 그림(d)는 그림(c)의 오차영상으로 윤곽부분에 오차가 많고 평면영역에 잡음이 남아있음을 알 수 있다. 그림(e)는 기존의 방법에 제안한 방향성 정칙화 연산자를 사용한 방법으로 윤곽영역에서의 해상도가 증가되어 기존의 방법보다 개선되었음을 보여 주고 있다. 그림(f)는 그림(e)의 오차영상이다. 그림(g)는 본 논문에서 제안한 방법으로 세밀한 머리카락과 모자의 윤곽부분, 오른쪽 배경의 윤곽부분이 개선되었고 배경쪽의 평면영역의 잡음이 감소했음을 알 수 있었다. 그림(h)는 그림(g)의 오차영상으로 기존의 방법에 비해 전체적으로 오차가 많이 줄어들고 해상도가 향상되었음을 알 수 있었다.

"Lena" 영상을 복원하는 과정에서 기존의 방법, 그리고 제안한 방향성 정칙화 연산자를 사용한 방법과 본 논문에서 제안한 방법과의 객관적인 비교를 위하여 매 반복시의 ISNR을 그림 4에 나타내었다. 각 반복횟수 1, 5, 10, 15, 20번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존방법인 방법 1의 ISNR은 0.18, 1.10, 1.23, 1.24, 1.24 dB이고 방법 2의 ISNR은 0.24, 1.23, 1.45, 1.52, 1.56 dB이다. 본 논문에서 제안한 방법 3에서는 ISNR이 0.44, 1.51, 1.77, 1.86, 1.90 dB이었다. 본 논문에서 제안한 방법 3이 "Lena" 영상에서는 기존의 방법에 비해 ISNR이 0.66 dB가 개선됨을 알 수 있었다.

기타 몇 가지 영상에 대하여 제안한 방법을 적용하여 본 결과 "Lena" 영상에서와 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 방법보다 윤곽부분에서 해상도를 증가시키고 평면영역에서의 잡음을 억제할뿐 아니라 수렴면에서도 개선효과가 있음을 알 수 있었다.

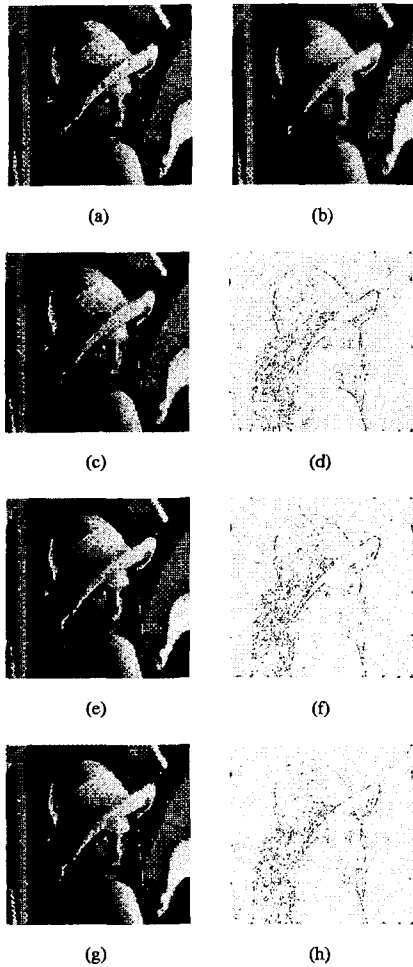


그림 3. "Lena" 영상에 대한 복원된 영상과 오차영상  
 (a) 원 영상 (b) (a)의 훼손된 영상 (c) 방법 1의 20번째반복에서의 복원영상 (d) (c)의 오차영상 (e) 방법 2의 20번째 반복에서의 복원영상 (f) (e)의 오차영상 (g) 방법 3의 20번째 반복에서의 복원영상 (h) (g)의 오차영상

## V. 결 론

렌즈의 초점이 맞지 않아 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 경우에 일반적으로 정칙화 반복복원방법이 사용된다. 기존의 방법들은 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 평면영역에서의 잡음 증폭을 피할 수 없었으며 특히 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하여 영상전체에 일률적으로 적용함으로써 윤곽영역을 복원할 때 리플잡음을 발생시

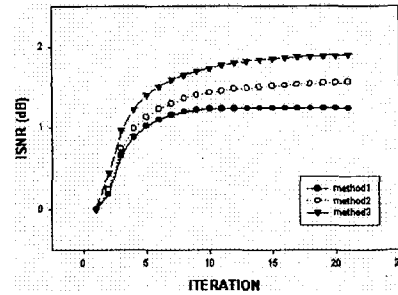


그림 4. "Lena" 영상에 대한 ISNR

켜 시간적으로 만족스러운 결과를 얻을 수 없었다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 영상을 평면영역과 4가지의 방향을 갖는 윤곽영역으로 나누어, 윤곽방향을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하고 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적용적으로 처리하는 반복복원방법을 제안하였다. 실험결과 제안한 방법은 기존의 방법에 비하여 평면영역에서의 잡음 평활화가 개선되고 시간적으로 중요한 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]. K. Miller, "Least-squares Method for Ill-Posed Problems with a Prescribed Bound," *SIAM J. Math. Anal.*, vol. 1, pp. 52-74, Feb. 1970
- [4]. 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
- [5]. A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Opt. Eng.* 28(7), pp. 735-748, 1989
- [6]. 李泰鴻 外, "弛緩 パラメータを用いたボケ画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.