

윤곽과 평면 영역을 고려한 영상복원

전우상[†] · 이태홍[‡]

요 약

움직임에 의해 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 방법은 매우 어렵다. 기존의 방법은 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에서는 리플잡음을 초래하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시각적으로 효율적이지 못한 면이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 훼손된 영상에 전처리를 하여 방향성을 검출한 다음 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 복원방법을 제안한다. 제안한 방법은 기존의 방법과 비교하여 시각적으로 중요한 해상도를 향상시킴으로써 윤곽부분 복원에 효율적임을 실험결과를 통해 알 수 있으며 ISNR과 MSE 면에서도 우수하였다.

Image Restoration Considering the Edge and Flat Region

Woosang Jeon[†] and Taihong Yi[‡]

ABSTRACT

To restore image degraded by motion blur and additive noise, it is very difficult. In conventional restoration method, regularization is usually applied to all over the image without considering the local characteristics of image. As a result, ringing artifacts appear in edge regions and the noise amplification is introduced in flat regions. To solve this problem we propose an adaptive restoration method using directional regularization operator considering edges and the regularization operator with no direction for flat regions. We verified that the proposed method showed better results in the resolution. As a result it showed visually better image and improved better ISNR further than the conventional methods.

Key words: 방향성 정칙화 연산자, 적용 정칙화 영상복원

1. 서 론

멀티미디어의 급속한 발전과 인터넷의 대중화 및 급속한 확장 등 여러 가지 요인들에 의해 훼손된 영상을 원 영상에 근접한 영상으로 되찾는 영상복원에 대한 연구는 꾸준히 진행되어 오고 있다. 영상의 훼손 종류에 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 발생할 수 있는 복원오차를 제어할 수 있는 구속변수(constraint)를 적용할 수 있다는 장점을 가지기 때문에 많이 사용되는 방법이다.^[1-3]

영상의 훼손이 초점이 맞지 않거나 영상을 얻는 과정에서 흔들림에 의하여 이루어지고 이 과정에서 잡음이 추가되면 영상은 더욱 훼손되게 된다. 흔들림에 의해 흐려지고 잡음에 의해 훼손된 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 이론이^[4,5] 도입

[†] 정희원 영남대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
[‡] 정희원 영남대학교 전자공학과 교수

되었고 최근까지도 연구가 활발히 진행되고 있다. Biemond, Lagendijk 그리고 Katsaggelos^[6,7]등은 기존의 반복처리방법에 정칙화이론을 적용함으로써 리플현상(ripple effect) 등과 같은 복원오차를 감소시키고 라플라시안 연산자를 반복처리에 적용하는 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 방법들은 정칙화연산자로 라플라시안 연산자를 사용하고, 정칙화파라메타를 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에 리플잡음이 발생하고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없으며, 또한 시각적으로 중요한 윤곽부분의 복원에 효율적이지 못한 문제점이 있었다^[8-10]. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 훼손된 영상을 복원처리하기 전에 전처리과정으로 평면영역과 윤곽부분의 4방향성을 추출하여 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 반복복원방법을 제안한다. 이는 입력으로 들어오는 훼손된 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 억제하여 윤곽부분의 해상도를 향상시키고자 한다.

본 논문의 구성은 II장에서 정칙화 반복복원방법에 대한 일반적인 이론을 제시하였고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 윤곽방향을 고려한 적응정칙화를 설명하였으며, IV장에서는 제안한 방법을 적용한 실험 및 그 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺었다.

2. Tikhonov-Miller 정칙화이론^[1,7]

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

$$g = H \cdot f + n \quad (1)$$

여기서 g, f, n 은 각각 잡음이 섞인 훼손된 영상, 원 영상, 가산잡음을 표현한다. H 는 시스템을 흐리게 하는 전달 함수이다. 잡음과 흐려짐이 동시에 발생하는 훼손된 영상의 복원에서는 잡음의 평활화와 윤곽의 복원이 서로 상반된 이중적 관계를 가지기 때문에 복원하는데 많은 어려움을 가진다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 가장 근접한 복원기술은 정칙화

이론을 도입한 복원방법이라고 할 수 있다.

여기서 정칙화 개념은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의하여, 영상을 복원하는 경우에 복원된 영상에 대해서 잡음을 최소로 하는 것이다.

Tikhonov-Miller 정칙화 반복복원 방법^[1,4,5]은 연속치환(successive substitution) 방법을 적용하면 다음과 같다.

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

여기서 β 는 이완 파라메타로 사용되는 상수로서 수렴속도를 조절하기 위해 사용하며, $0 \leq \beta \leq 2$ 의 범위 내에서 수렴조건을 만족한다.^[3] α 는 정칙화 파라메타로 0과 1사이의 상수값이다.^[4] 본 논문에서는 이완 파라메타 β 와 정칙화 파라메타 α 의 값을 고정시켜놓고 기존의 방법과 제안된 방법을 비교 분석하고자 한다.

3. 윤곽 방향을 고려한 적응 정칙화

1. 윤곽 방향정보 추출

윤곽 방향정보를 추출하는 방법에는 여러 가지 방법이 있으나 잡음이 섞인 흐려진 영상에서의 윤곽방향정보 추출은 잡음성분에 의한 영향을 최대한 줄이기 위하여 본 논문에서는 prewitt 연산자에 의한 템플레이트 매칭 방법을 사용하여 윤곽 방향정보를 추출하였다^[9].

그림 1과 같이 윤곽 방향에 대응하는 8종류의 마스크를 씌 (3)의 각 화소에 매번 반복시켜 최대의 값을 나타내는 $d_{i,j}$ 의 마스크의 방향을 윤곽 방향 후보

<table border="1"><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr></table>	1	1	1	1	-2	1	-1	-1	-1	<table border="1"><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	-1	-1	-1	1	-2	1	1	1	1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr></table>	1	1	1	1	-2	-1	1	-1	-1	<table border="1"><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>1</td></tr><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	-1	-1	1	-1	-2	1	1	1	1
1	1	1																																					
1	-2	1																																					
-1	-1	-1																																					
-1	-1	-1																																					
1	-2	1																																					
1	1	1																																					
1	1	1																																					
1	-2	-1																																					
1	-1	-1																																					
-1	-1	1																																					
-1	-2	1																																					
1	1	1																																					
(a) 0°			(b) 45°																																				
<table border="1"><tr><td>1</td><td>1</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>-1</td></tr></table>	1	1	-1	1	-2	-1	1	1	-1	<table border="1"><tr><td>-1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>-1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	-1	1	1	-1	-2	1	-1	1	1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	-1	-1	1	-2	-1	1	1	1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>1</td></tr></table>	1	1	1	1	-2	1	-1	-1	1
1	1	-1																																					
1	-2	-1																																					
1	1	-1																																					
-1	1	1																																					
-1	-2	1																																					
-1	1	1																																					
1	-1	-1																																					
1	-2	-1																																					
1	1	1																																					
1	1	1																																					
1	-2	1																																					
-1	-1	1																																					
(c) 90°			(d) 135°																																				

그림 1. 방향미분 연산자

로 정한다. 윤곽 방향 후보로 정해진 화소가 윤곽으로 판정된 경우에 그 화소의 방향을 윤곽방향정보 $\theta(i, j)$ 로 결정하였다.

$$d_{i,j} = \text{Max}[\sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 p_{k,l}(\theta) x_{i-k, j-l}] \quad (3)$$

여기서 $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 는 방향을 나타내는 각이고 $p_{k,l}(\theta)$ 는 방향미분 연산자이다. 각 화소의 윤곽영역과 평면영역의 판단여부는 화소의 국부 분산값을 구하여 문턱값과 비교하여 결정하였다. 본 논문에서의 문턱값(T)는 매 반복시 평면영역에서 구한 잡음 분산값으로 설정하였다. 식 (3)을 이용하여 윤곽 방향정보 $\theta(i, j)$ 를 다음과 같이 구하였다.

$$\theta(i, j) = \begin{cases} d_{i,j}, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 \geq T \text{ (edge region)} \\ 360^\circ, & \sigma_{f_k(i,j)}^2 < T \text{ (flat region)} \end{cases} \quad (4)$$

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

2.2. 방향성 정칙화 연산자

잡음에 의해 훼손되고 흐려진 영상을 복원할 때 가장 큰 문제점은 잡음을 평활화하는 경우에는 윤곽 부분도 동시에 평활화되고 윤곽을 복원하는 경우에는 평면부분도 동시에 잡음이 증폭되는 이중성을 가진다는 것이다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 평면영역에서의 잡음증폭을 효과적으로 억제 시켜주고 윤곽영역에서의 해상도 향상과 윤곽과 같은 방향으로 나타나는 리플잡음을 줄일 수 있도록

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

(e) 360°

그림 2. 방향성 정칙화 연산자

록 영상을 평면영역과 4방향성을 갖는 윤곽영역으로 나누어 윤곽방향을 고려하는 정칙화 연산자를 제안한다. 이는 그림 2에 나타내었다.

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.

4. 실험 결과 분석

본 논문에서의 실험에 사용된 표준영상은 “Lena”와 “Camera man” 영상을 사용하였으며, 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.

$$H(n) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & 0 \leq n < L \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

이때 움직임 길이 L 은 9로 하였다. 관측영상 g 는 전달함수에 의해 흐려진 영상에 20dB의 BSNR (Blurred SNR)을 갖는 의사 가우시안 백색잡음이 추가된 영상이고 이때 흐려진 영상의 신호대 잡음비 BSNR은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{BSNR} &= \frac{\text{variance of the blurred image}}{\text{variance of the additive noise}} \\ &= \frac{\sigma_{Hf}^2}{\sigma_n^2} \end{aligned} \quad (6)$$

화질의 평가척도는 k번째 반복하여 복원된 영상의 객관적인 개선정도를 판단할 수 있는 ISNR (Improved SNR)을 사용하였다.

$$\text{ISNR} = 10 \log \frac{\sum_{(i,j) \in I} (g(i,j) - f(i,j))^2}{\sum_{(i,j) \in I} (f(i,j) - \hat{f}_k(i,j))^2} \quad (7)$$

본 논문의 실험은 기존의 복원방법과 본 논문에서 제안하는 방향성 복원방법을 서로 비교 분석하였다. 첫 번째 방법은 기존의 방법으로 $\alpha=0.5$, $\beta=1.0$ 으로 고정하고 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하는 복원방법이고, 두 번째 방법은 제안하는 방법으로 $\alpha=0.5$, $\beta=1.0$ 으로 역시 고정하고, 정칙화 연산



(a)



(b)

그림 3. 원 영상

(a) "Lena" 영상 (b) "Camera man" 영상



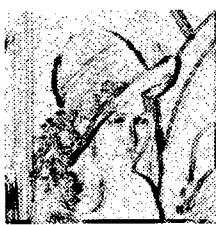
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

그림 4. "Lena" 영상에 대한 복원된 영상과 오차영상

- (a) 움직임에 의해 흐려지고 20dB 가우시안으로 잡음이 추가된 훼손된 영상
- (b) (a)의 오차영상 (c) 기존의 방법을 이용한 복원결과 (d) (c)의 오차영상
- (e) 제안된 방법을 이용한 복원결과 (f) (e)의 오차영상

자를 방향성 정칙화 연산자로 사용하여 복원하는 방법이다. 원 영상인 "Lena" 영상과 "Camera man" 영상은 그림 3에 나타내었다.



(c)



(d)



(e)



(f)

그림 5. "Camera man" 영상에 대한 복원된 영상과 오차영상

- (a) 움직임에 의해 흐려지고 20dB 가우시안으로 잡음이 추가된 훼손된 영상
- (b) (a)의 오차영상 (c) 기존의 방법을 이용한 복원결과 (d) (c)의 오차영상
- (e) 제안된 방법을 이용한 복원결과 (f) (e)의 오차영상

"Lena" 영상과 "Camera man" 영상에 대하여 기존의 방법을 이용하여 복원한 결과와 제안한 방법을 이용한 복원방법의 결과 및 그에 대한 오차영상을 그림 4와 그림 5에 나타내었다. 각각의 그림 (a)는 훼손영상이며, 그림 (b)는 그림 (a)의 원영상에 대한 오차영상을 나타낸 것이다. 이 훼손된 영상과 오차영상은 기존의 방법과 제안된 방법의 결과를 시각적인 관점에서 개선정도를 분석하기 위한 자료로 사용한다.

그림 (c)는 라플라시안 정칙화 연산자를 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일률적으로 적용한 기존의 방법의 실험결과이다. 훼손된 영상에 비하

여 개선된 효과가 높음을 시각적으로 알 수 있으며, 그림 (d)는 그림 (c)의 오차영상으로 윤곽부분에 리플잡음과 평면영역에 잡음이 아직 많이 남아있음을 인지할 수 있다. 그림 (e)는 제안한 방법으로 윤곽영역의 방향성을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용한 방법으로 윤곽영역에서의 해상도가 증가되고 그림 (f)는 그림 (e)의 오차영상이며 기존의 방법에 비교하여 오차가 많이 줄었음을 시각적으로 인지 할 수 있다. 또한 기존의 방법에 비해 해상도가 향상되었음을 알 수 있었다.

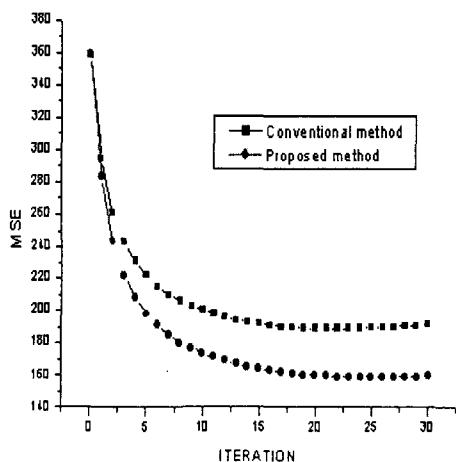


그림 6. "Lena" 영상에 대한 MSE

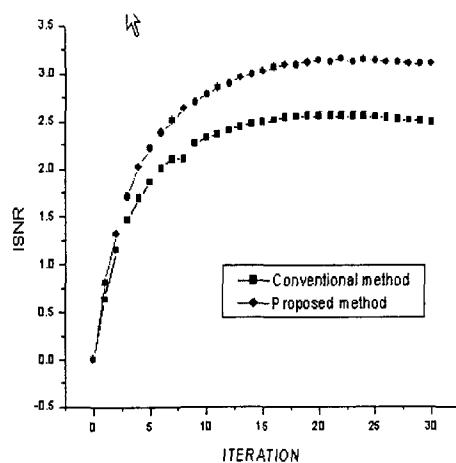


그림 7. "Lena" 영상에 대한 ISNR

"Lena" 영상을 복원하는 과정에서 기존의 방법 즉, 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상 전체에 일

률적으로 적용하여 정칙화 연산자를 행한 정칙화 복원방법과 제안한 방법 즉, 윤곽영역의 방향성을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용한 방법의 객관적인 비교를 위하여 매 반복시의 MSE와 ISNR을 그림 6 와 그림 7에 나타내었다. 각 반복횟수 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존방법인 방법의 ISNR은 0.63, 1.86, 2.32, 2.49, 2.55, 2.54, 2.49dB이고 제안된 방법의 ISNR은 0.81, 2.21, 2.78, 3.02, 3.13, 3.13, 3.10dB이다.

"Lena" 영상에 대한 기존의 방법과 제안한 방법과의 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, 192.43인데 반하여 본 논문에서 제안한 방법의 MSE는 284.51, 198.83, 173.93, 164.47, 160.30, 159.65, 160.01이었다. 훼손영상의 초기 MSE는 359.25 이었다.

본 논문에서 제안한 방법이 매 반복시 수렴율이 좋아지고 MSE가 개선됨을 알 수 있었다. 기타 몇 가지 영상(camera man, boat, sail, bridge 영상)에 대하여서도 제안한 방법을 적용하여 본 결과 "Lena" 영상과 같은 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 방법보다 윤곽부분에서 해상도를 증가시키고 수렴면에서도 개선효과가 있음을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

움직임의 의해 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 경우는 매우 어려운 문제이다. 기존의 방법들은 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 평면영역에서의 잡음 중폭을 피할 수 없었으며 특히 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하여 영상전체에 일률적으로 적용함으로써 윤곽영역을 복원할 때 리플잡음을 발생시켜 시각적으로 만족스러운 결과를 얻을 수 없었다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 입력으로 들어오는 훼손된 영상을 prewitt 연산자에 의한 템플리이트 매칭 방법을 사용하여 평면영역과 4가지의 방향성을 갖는 윤곽영역을 검출하여, 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 반복복원방법을 제안하였다. 실험결과 제안한 방법은 기존의 방법에 비하여 시각

적으로 중요한 윤곽영역의 리플롭음을 억제함과 동시에 해상도의 향상으로 윤곽부분복원에 효율적임을 알 수 있었으며 ISNR 면에서도 우수함을 입증하였다.

향후 연구과제로서 잡음영상에서 윤곽영역과 평면영역을 판단하는 보다 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] R. L. Lagendijk, J. Biemond, and D. E. Boekee, "Regularized Iterative Image Restoration with Ringing Reduction," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 36, no. 12, pp. 1874-1888, Dec. 1988
- [6] R. L. Lagendijk, J. Biemond, Iterative Identification and Restoration of Images, pp. 71-88, *Kluwer Academic Publishers*, 1991
- [7] A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Opt. Eng.* 28(7), pp. 735-748. 1989
- [8] 전우상, 이태홍, "영상복원에서의 정칙화 연산자 분석," *한국멀티미디어학회논문지*, 제2권, 제3호, pp320-328, 1999
- [9] 김승묵, 전우상, 이태홍, "이중적 정칙화 연산자를 이용한 영상복원," *한국통신학회논문지*, 제25권, 제1B호, pp141-147, 2000
- [10] W. S. Jeon, T. H. Yi, "Image Restoration using Dual Adaptive Regularization Operators," *IEEE ICPR*, vol. 3, pp.49-52, Sep. 2000
- [11] W. S. Jeon, S. M. Kim, T. S. Kim, T. H. Yi, "Image Restoration Considering Edge Direction," *CSREA CISST'2001*, vol. 1, pp. 275-279, Jun. 2001



전 우 상

1997년 영남대학교 전자공학과
졸업(공학사)
1999년 영남대학교 전자공학과
정보통신전공(공학석사)
2002년 8월 영남대학교 전자공
학과(공학박사)

관심분야 : 디지털영상처리, 신호처리, 멀티미디어 통신,
MPEG



이 태 홍

1975年 2月 서울大學校 工業教育
學科 電子工學專攻 卒業
1976年 5月 ~ 1979年 10月 東洋精
密(株) 中央研究所 賽 임
연구원
1980年 2月 서울大學校 大學院 工
業教育學科 電子工學專攻

卒業(碩士)

1980年 1月 ~ 1981年 2月 金星電氣(株) 技術研究所 技佐
1981年 3月 ~ 현재 嶺南大學校 電氣電子工學部 教授
1996年 10月 ~ 1997年 10月 韓國通信學會 大邱·慶北 支
部長
1997年 2월 서울大學校 大學院 電子工學科 卒業(博士)

관심분야 : 신호처리, 영상처리